



УНИВЕРЗИТЕТ У НОВОМ САДУ
ПРИРОДНО-МАТЕМАТИЧКИ
ФАКУЛТЕТ
ДЕПАРТМАН ЗА МАТЕМАТИКУ И
ИНФОРМАТИКУ



ДОКТОРСКЕ СТУДИЈЕ ИНФОРМАТИКЕ

РАЗВОЈ АЛГОРИТМА И СИСТЕМА ЗА ДЕДУКТИВНУ ПРЕДИКЦИЈУ И АНАЛИЗУ КРЕТАЊА КОШАРКАШКИХ СУДИЈА

ДОКТОРСКА ДИСЕРТАЦИЈА

Ментор: Проф. др Милош Рацковић

Кандидат: Предраг Пецев

Нови Сад, 2016. године

ПРЕДГОВОР

Докторска дисертација спада у област предикције временских серија. Основни циљ дисертације је креирање алгоритма и система (софтвера) који ће омогућити што боље позиционирање кошаркашких судија током кошаркашке акције како би исту што боље сагледали. Основна намена споменутог софтвера је да се исти користи у едукативне сврхе за обучавање младих кошаркашких судија. Оптималне позиције кошаркашких судија се резонују употребом вишеслојних неуронских мрежа (*MLP – Multilayered Perceptron*) на основу путање лопте по кошаркашком терену током кошаркашке акције. У овој докторској дисертацији разматра се проблем вишеструких зависних временских серија који је протекао из поставке проблема који се решава. Под вишеструким зависним временским серијама сматра се низ временских серија које су међусобно зависне (нпр. вредности једне временске серије у једном временском тренутку зависе од вредности других временских серија) и дешавају се у истим временским тренутцима. Такође, на основу једне временске серије (кретање лопте по терену) се формирају три зависне временске серије (кретање за сваког од троје кошаркашких судија) у форми једног јединственог излазног вектора.

Неуронске мреже које се користе за решавање наведеног проблема обучаване су на основу обучавајућих скупова које су продукт / дериват експертског знања, тј. знања кошаркашких судија и тренера у форми сценарија кошаркашких акција. Дефинисана су два модела неуронске мреже (*MLP* и *LTR – MDTs – Left to Right – Multiple Dependent Time Series*), и две структуре неуронске мреже (са 15 и 12 кључних тачака) и затим је приступљено евалуацији истих на основу *SRC* критеријума. Након обучавања неуронских мрежа и њихове евалуације споменути критеријумом, приступило се коначној евалуацији истих путем симулације хоризонталног видног поља. На крају доктората разматра се систем за корекцију путања кошаркашких судија.

Дисертација се састоји из седам поглавља:

1. Увод
2. Анализа посматраног проблема
3. Могућности формираног едукативног софтвера
4. Симулација хоризонталног видног поља
5. Основе, моделовање и обучавање неуронске мреже
6. Систем за корекцију путања кошаркашких судија
7. Закључак

Поглавље два је подељено у две кључне целине. Први део представља преглед сличних радова и релевантне литературе који је подељен у четири дела. Први део се односи на примену вишеслојних перцептрона за решавање временских серија. Затим следи поглавље које говори о примени неуронских мрежа у кошарци. Пошто је саставни део овог доктората симулација хоризонталног видног поља, трећи део говори о начинима детекције колизије у дводимензионалном простору док четврти део говори о алатима за формирање сценарија кошаркашких акција. Други део другог поглавља се односи на преглед познатих класификатора и оцену резоновања неуронске мреже.

Следеће поглавље приказује могућности формираног система тј. едукативног софтвера. Наведено поглавље се састоји од три потпоглавља која описују коришћене технологије, приказују основну спецификацију развијеног софтвера кроз UML дијаграме и употребу истог са корисничког аспекта.

Поглавље четири приказује како се формирала симулација хоризонталног видног поља. Прво се разматрају основе биолошког (људског) видног поља и метрика доброг вида. Затим се излажу основе модела симулације хоризонталног вида, као и основа Sweep and Prune алгоритма који се иницијално користио као основа развијеног алгоритма за симулацију хоризонталног видног поља као и коначна верзија развијеног алгоритма. У наставку четвртог поглавља излажу се и начини на основу којег се формирају резултати симулације хоризонталног видног поља, као и правила на основу којих се евалуира резоновано кретање кошаркашких судија на основу резултата симулације хоризонталног видног поља. Крај четвртог поглавља се односи на анализу развијеног алгоритма и планове даљег развоја истог.

У петом поглављу су приказане основе моделовања и обучавања неуронске мреже. На почетку споменутог поглавља даје се кратак увод у неуронске мреже, а затим се прелази на моделовање *MLP* неуронских мрежа за решавање постављеног проблема, структуру обучавајућих и тест скупова као и начин функционисања претходно споменутог *SRC* критеријума. Након размотрених тема приказују се резултати обучавања и компаративна анализа неуронских мрежа са *MLP* моделом и *LTR – MDTS* моделом како путем претходно споменутог *SRC* критеријума тако и путем претходно споменуте симулације хоризонталног видног поља.

Поглавље шест представља развијени систем и методе за корекцију путања кошаркашких судија и садржи анализу одабраних неуронских мрежа које имплементирају *MLP* односно *LTR – MDTS* модел са аспекта симулације хоризонталног видног поља. Циљ развијеног система јесте да се, уколико постоји потреба, коригују резоноване путање кошаркашких судија како би резултати симулације хоризонталног видног поља били што бољи.

Последње поглавље представља закључак докторске дисертације и истиче значај и допринос овог рада, као и предлоге за даља истраживања.

Захваљујем се комисији која је детаљно прегледала ову докторску дисертацију и својим сугестијама утицала на њену коначну садржину. Посебно се захваљујем ментору професору др Милошу Рацковићу на несебичној подршци и конструктивним саветима током израде саме дисертације.

Такође, захваљујем се породици на разумевању и подршци.

Предраг Пецев

САДРЖАЈ

| | |
|---|----|
| ПРЕДГОВОР | 1 |
| САДРЖАЈ | 3 |
| 1. УВОД | 7 |
| 2. АНАЛИЗА ПОСМАТРАНОГ ПРОБЛЕМА | 13 |
| 2.1. Преглед сличних радова | 13 |
| 2.1.1. Примена вишеслојних перцептрона за решавање проблема временских серија | 13 |
| 2.1.2. Примена неуронских мрежа у кошарци | 15 |
| 2.1.3. Детекција колизије у дводимензионалним просторима и метрика видног поља | 16 |
| 2.1.4. Алати за формирање сценарија кошаркашких акција | 17 |
| 2.2. Класификација, класификатори и оцена коректности резоновања неуронске мреже | 20 |
| 2.2.1. Преглед познатих класификатора | 21 |
| 2.2.2. Применљивост разматраних метода класификације на постављени проблем | 22 |
| 3. МОГУЋНОСТИ ФОРМИРАНОГ ЕДУКАТИВНОГ СОФТВЕРА | 25 |
| 3.1. Коришћене технологије | 25 |
| 3.2. Спецификација Referee's Board едукативног софтвера | 27 |
| 3.3. Употреба Referee's Board едукативног софтвера са аспекта корисника | 30 |
| 4. СИМУЛАЦИЈА ХОРИЗОНТАНОГ ВИДНОГ ПОЉА | 37 |
| 4.1. Видно поље | 37 |
| 4.1.1. Хоризонтално видно поље | 37 |
| 4.1.2. Вертикално видно поље | 38 |
| 4.2. Снеленов (Snellen) графикон и добар вид | 38 |
| 4.3. Однос и интеграција индивидуалних и биолошких елемената у Referee's Board решењу и њихова директна веза са мотивацијом и идејом пројекта | 39 |
| 4.4. Основе модела симулације хоризонталног видног поља | 41 |
| 4.5. Структура и имплементација модификованог Sweep and Prune алгоритма | 49 |
| 4.5.1. Основе модификованог Sweep and Prune алгоритма | 49 |
| 4.5.2. Имплементација алгоритма | 51 |
| 4.5.2.1. Иницијална имплементација модификованог Sweep and Prune алгоритма | 51 |
| 4.5.2.2. Коначна имплементација алгоритма симулације хоризонталног видног поља | 56 |
| 4.5.3. Методе сумирања резултата видног поља | 64 |

| | |
|---|-----|
| 4.5.4. Анализа развијеног алгоритма и планови даљег развоја | 65 |
| 4.5.4.1. Кретање елемената кошаркашке акције | 65 |
| 4.5.4.2. Синхронизација кретања кошаркашких судија и фаза „тражења играча” | 66 |
| 4.5.4.3. Детекција Објеката прекида и Ефективно видно поље..... | 69 |
| 4.5.4.4. Принцип фокуса кошаркашког судије..... | 69 |
| 4.5.4.5. Рачунање коефицијента шума | 70 |
| 4.5.4.6. Утицај ротације силуета кошаркашких играча..... | 71 |
| 4.5.4.7. Симулација хоризонталног видног поља са једним и са два тајмера | 73 |
| 5. ОСНОВЕ, МОДЕЛОВАЊЕ И ОБУЧАВАЊЕ НЕУРОНСКЕ МРЕЖЕ | 75 |
| 5.1. Увод у Неуронске мреже..... | 75 |
| 5.1.1. Настанак и развој Вештачких неуронских мрежа | 75 |
| 5.1.2. Обучавање вештачких неуронских мрежа | 76 |
| 5.1.2.1. Пропагација грешке уназад – Back Propagation алгоритам | 76 |
| 5.1.3. Примене вештачких неуронских мрежа | 78 |
| 5.2. Моделовање MLP неуронске мреже за решавање проблема вишеструких зависних временских серија | 78 |
| 5.2.1. Модификација оригиналног модела | 81 |
| 5.3. Обучавајући и Тест скуп | 82 |
| 5.3.1. Анализа Обучавајућег и Тест скупа..... | 85 |
| 5.4. SRC Критеријум – Satisfactory Results Criteria..... | 96 |
| 5.5. Обучавање вишеслојних перцептронских неуронских мрежа (MLP)..... | 99 |
| 5.5.1. Имплементације и евалуација модификованог модела неуронске мреже путем вишеслојних перцептрона (MLP)..... | 104 |
| 5.5.1.1. Анализа симулације видног поља одабраних MLP неуронских мрежа над кошаркашким акцијама из модификованог обучавајућег скупа | 109 |
| 5.5.1.2. Анализа симулације видног поља одабраних MLP неуронских мрежа над кошаркашким акцијама из модификованог тест скупа | 110 |
| 5.5.1.3. Провера обучавајућих параметара вишеслојних перцептронских неуронских мрежа..... | 112 |
| 5.6. LTR – MDTS Модел | 117 |
| 5.6.1. Имплементација и евалуација модификованог модела неуронске мреже путем LTR - MDTS структуре неуронских мрежа..... | 123 |
| 5.6.1.1. Провера предложених обучавајућих параметара LTR – MDTS неуронских мрежа и формирање LTR – MDTS Good Settings параметара..... | 128 |

| | |
|---|-----|
| 5.6.1.1.1. Анализа симулације видног поља одабраних LTR - MDTS неуронских мрежа над кошаркашким акцијама из модификованог обучавајућег скупа..... | 135 |
| 5.6.1.1.2. Анализа симулације видног поља одабраних LTR – MDTS неуронских мрежа над кошаркашким акцијама из модификованог тест скупа..... | 136 |
| 5.6.1.2. Провера формираних LTR – MDTS Good Settings обучавајућих параметара LTR – MDTS неуронских мрежа..... | 137 |
| 5.7. Анализа понашања обучених неуронских мрежа..... | 140 |
| 6. СИСТЕМ ЗА КОРЕКЦИЈУ ПУТАЊА КОШАРКАШКИХ СУДИЈА..... | 143 |
| 6.1. Компарација резултата симулација видног поља на основу коригованих резонованих путања одабраних MLP и LTR – MDTS неуронских мрежа | 148 |
| 6.1.1. Пример примене алгоритма корекције путање кошаркашких судија над једном изабраном кошаркашким акцијом из модификованог тест скупа..... | 148 |
| 6.1.2. Примена алгоритама корекције путања кошаркашких судија над свим кошаркашким акцијама из модификованог тест скупа..... | 156 |
| 6.2. Анализа компарације резултата симулације видног поља за резоноване и кориговане путање одабраних MLP и LTR – MDTS неуронских мрежа | 162 |
| 6.3. Сумарна анализа Система за корекцију путања кошаркашких судија..... | 168 |
| 7. ЗАКЉУЧАК | 171 |
| ЛИТЕРАТУРА | 175 |
| БИОГРАФИЈА | 181 |

1. УВОД

У овом раду разматра се проблем дедуктивне анализе и предикције кретања кошаркашких судија са циљем што бољег сагледавања кошаркашке акције. Кошарка је игра коју чини низ кошаркашких акција у којима се играчи крећу по терену. Чланови једног тима крећу се са лоптом, усмерени ка кошу противничке екипе, и то у форми продора, односно дриблинга и шута, док се чланови другог тима крећу и позиционирају тако да спрече поентирање нападачке екипе. Кошаркашка акција се састоји од унапред дефинисаних елемената као што су: вођење лопте, дриблинг, додавање лопте, шут и др. и одвија се у временском интервалу од максимално 24 секунде. Међутим, кошаркашка акција се често заврши и у краћем временском интервалу, зависно од природе те акције. Природа кошаркашке акције зависи од временског интервала у коме се одвија, и од распореда и кретања играча оба тима. У зависности од дешавања и тренутног распореда играча на терену, кошаркашке акције могу се боље сагледати са одређених позиција. Кључни показатељ дешавања на терену је кретање лопте, што условљава и кретање судија дуж аут линије кошаркашког терена, како би што боље сагледали дату акцију. На основу изложеног претпоставља се да се може успоставити корелација синхронизованог кретања судија у скалду са кретањем лопте. Наведена тврдња представља и **основну идеју** која је покренула истраживање и пробудила интересовање да се приступи решавању постављене проблематике

Мотивација за решавање постављеног проблема лежи у чињеници да се већина напора који се односе на решавање проблема у кошаркашким утакмицама углавном ододе на саме актере кошаркашке утакмице (играче) у форми препознавања кошаркашких играча на терену, предикције резултата кошаркашке утакмице, док ни једно тренутно сагледано решење не посвећује пажњу кретању кошаркашких судија током кошаркашке акције. Кретање кошаркашких судија током кошаркашке акције је од изузетне важности зато што кошаркашке судије доносе одлуку о валидности извођења кошаркашке акције и на крају и самог поена. Међутим, процена валидности одлуке кошаркашког судије није тема овог истраживања, већ њихово најоптималније синхронизовано кретање како би се кошаркашка акција што боље сагледала. Према томе, постављен је задатак да се формира систем на основу којег ће се за кошаркашку акцију која се дефинише кретањем лопте по терену, уз привремено занемаривање кретања играча, формирати најоптималније синхронизовано кретање кошаркашких судија како би се та акција што боље сагледала. Пошто је кошаркашка акција динамична и веома је тешко сагледати све елементе игре, усвојена је чињеница да један кошаркашки судија ретко кад може у потпуности сагледати кошаркашку акцију и да се због тога мора обратити пажња на синхронизовано кретање кошаркашких судија. Конкретно, ако распоред играча на терену смета једном од кошаркашких судија да у одређеном тренутку адекватно сагледа кошаркашку акцију, други кошаркашки судија треба да на основу синхронизованог кретања види део кошаркашке акције који први кошаркашки судија није успео да сагледа.

На основу претходно изложеног формиран су следећи циљеви истраживања и развоја:

1. формирање теоретског модела постављеног проблема предикције и развој едукативног софтвера за обучавање младих кошаркашких судија
2. анализа примене различитих структура неуронских мрежа на постављени проблем
3. формирање критеријума валидације резултата добијених применом неуронских мрежа
4. кориговање резонованих путања кошаркашких судија на основу позиција играча на терену.

Примарни циљ је формирање теоретског модела представљеног проблема и његово решавање употребом стандардних вишеслојних неуронских мрежа са пропагацијом грешке уназад, односно вишеслојне перцептронске неуронске мреже као једног од стандардних метода за решавање сличних проблема предикције зависних временских серија.

За разлику од већине других истраживања, природа посматраног проблема у овом раду захтева нешто другачији приступ. Улазна временска серија, односно патерн који се доводи на улазни слој неуронске мреже, представља једну комплетну кошаркашку акцију. Свака кошаркашка акција дели се на низ кључних тачака у којима је промењена позиција лопте чиме се формира комплетан улазни патерн. На тај начин, један слој неуронске мреже представља комплетну временску серију, и време се пропагира по слоју неуронске мреже, рецимо с лева на десно као што је то приказано на слици 5.1 у поглављу 5. На излазу неуронске мреже очекује се вектор који представља кретање троје кошаркашких судија у форми три зависне временске серије. Пратећи овако одабрани приступ излазни чворови формирају кључне тачке у временској серији кретања судија током комплетне кошаркашке акције. Самим тим исти принцип се примењује и у свим скривеним слојевима. Значи да кроз целу неуронску мрежу, време протиче низ чворове истих слојева са лева на десно.

Наведено представља значајну промену у односу на већину тренутно актуелних приступа у којима се за низ улазних вредности које представљају временску серију, уз употребу разних техника и трансформација улазних података, резонује једна вредност на излазу која представља следећи временски тренутак временске серије, што је супротно приступу приказаном у овом раду, у коме се за једну комплетну временску серију резонују три комплетне зависне временске серије. Такође, углавном су вредности параметара који представљају временске серије на улазу неуронске мреже из истог домена као и на излазу, што у нашем случају није тако пошто је улаз неуронске мреже кретање лопте по кошаркашком терену, док је излаз кретање судија по аут линији терена. Други правац тренутно актуелних приступа заснива се на предикцији наредног временског тренутка који се формира на основу улазног вектора који садржи параметре претходног или садашњег временског тренутка. Наведени правац нема много додирних тачака са нашим истраживањем пошто се у истраживању које ће бити изложено у докторату користе улази и излази неуронске мреже из различитог домена.

На први поглед делује да је *feed forward* неуронска мрежа код које је природно да се информације преносе унапред по слојевима, са слоја на слој не узимајући у обзир који су чворови лево, а који десно, крајње непогодна за овакву поставку и решавање проблема на одабрани начин. Приликом решавања проблема дозвољава

се пренос информација уназад по времену, што делује недопустиво и контрадикторно са стварном ситуацијом. Али ако се посматра стварни проблем, који је кретање кошаркашког судије на начин који му омогућава да најбоље сагледа позицију лопте и општу ситуацију на терену, можемо приметити да се врло често у кошарци примењују неке од добро познатих стандардних акција, па и саме судије којима су те акције добро познате, врло често не реагују искључиво на тренутну позицију лопте на терену, већ се крећу и на основу свог предзнања или макар очекивања о томе где ће лопта бити у неком од наредних тренутака.

На основу постављеног модела формиран је **едукативни софтвер** на основу којег се могу едуковати младе кошаркашке судије. Наведени софтвер носи назив *Referee's Board*. Основни циљ рада није само да се формира теоретски модел предикције кретања судија у току кошаркашких акција, већ и да се реализује потпуна имплементација једног таквог модела кроз развој комплетног едукативног софтвера за предикцију и анализу кретања кошаркашких судија чији би саставни део био поменути модел предикције. Сам софтвер биће детаљније описан у посебном одељку рада. Он мора садржати и комплетан графички интерфејс помоћу којег се свака кошаркашка акција може представити на одговарајући визуелни начин. Самим тим саставни елементи тог интерфејса неће бити само позиција лопте током извођења акције, која се користи у алгоритму предикције кретања судија, већ су ту и стварне позиције играча обе екипе у току акције. Овај елемент доводи до још једног правца у комплетном истраживању који се тиче саме верификације имплементационог модела предикције.

Пошто је одлучено да се представљени проблем решава употребом стандардних вишеслојних неуронских мрежа, за **секундарни циљ** истраживања одабрана је екстензивна анализа упоредљивости вишеслојних неуронских мрежа у решавању овако представљеног нетипичног проблема. У првом кораку се посматра понашање класичних перцептронских *feed forward* неуронских мрежа које се обучавају класичним *Back Propagation* алгоритмом, док се у наредном кораку, модификацијом поступка пропуштања обучавајућих патерна у поступку обучавања неуронске мреже покушава нагласити протицање времена низ слојеве неуронске мреже и смањити утицај чворова који се налазе у каснијим временским тренуцима у односу на одговарајуће чворове из наредних слојева. Идеја је да се исти проблем решава путем овако описане две класе неуронских мрежа и да се касније упореде добијени резултати.

Такође, осмишљена је и разматрана *LTR – MDTS (Left To Right – Multiple Dependent Time Series)* структура неуронске мреже која на физичком нивоу неуронске мреже забрањује пренос информација уназад по времену и стога више одговара структури изложеног проблема. Такође, за наведену структуру осмишљен је и посебан алгоритам обучавања који представља модификацију традиционалног *Back Propagation* алгоритма како би се елиминисао утицај протицања времена уназад. Модификовани *Back Propagation* алгоритам поседује и опционални алтернативни начин пропагације грешке уназад који подсећа на рекурзивне (*Recurrent*) неуронске мреже. Екстензивна анализа која се спроведе над традиционалним вишеслојним неуронским мрежама биће спроведена и над споменутима *LTR – MDTS* неуронским мрежама. Током компарације споменутих

врста неуронских мрежа забележена су уопштена понашања неуронских мрежа у карактеристичним случајевима.

Трећи циљ истраживања односи се на формирање критеријума валидације на основу којег ће се оцењивати резонување неуронских мрежа (*SRC – Satisfactory Results Criteria*), као и формирање механизма на основу којег ће се проценити да ли кошаркашке судије које се крећу резонованим путањима могу на адекватан начин да сагледају одређену кошаркашку акцију (Симулација хоризонталног видног поља).

Наиме, иако је алгоритам обучавања неуронске мреже који се користи у предикцији кретања судија за жељене позиције судија у одређеним кључним тачкама акције користио фиксне позиције дуж аут линије терена, јасно је да у стварном проблему примарни циљ није позиционирање судија у тим фиксним тачкама, већ да судија у сваком моменту буде у што оптималнијој позицији са које може да добро сагледа све кључне аспекте акције. Са једне стране, нисмо сигурни да ли ће судија добро сагледати акцију чак и ако се налази у унапред жељеној позицији, јер различите позиције играча у току извођења акције, које су занемарене у процесу обучавања неуронске мреже, могу довести до заклањања видног поља судије. Са друге стране, понекад ће судија врло добро моћи да сагледа ситуацију чак и ако није на самој жељеној позицији, већ се налази метар или два даље од те позиције.

Самим тим овај проблем одудара од класичних проблема класификације. Међутим, ни класичне методе верификације успешности неуронских мрежа нису довољне већ је потребно имплементирати посебан алгоритам за верификацију који ће у обзир узети све параметре који утичу на видно поље судије. Едукативни део развијеног решења ослања се на симулацију хоризонталног видног поља судије путем којег се на основу процента успешне сагледаности кошаркашке акције указује да ли се судија добро кретао како би сагледао ту акцију. Симулација хоризонталног видног поља, чији је алгоритам и структура приказана у наредним поглављима, представља кључни валидатор развијеног решења предикције кретања судија. Међутим, мора се нагласити да су се приликом симулације хоризонталног видног поља користила уопштена правила и просечне утврђене величине графичких елемената којим се представљају играчи у договору са кошаркашким стручњацима.

Четврти циљ истраживања односи се на кориговање путања кошаркашких судија на основу позиција играча на терену током кошаркашке акције пошто се комплетна обука неуронских мрежа и цела поставка проблема заснива на елиминисању наведених елемената. Очигледно је да се у реалним ситуацијама наведени елементи не могу занемарити, међутим исти су елиминисани како би се оформио теоретски модел који представља примарни циљ истраживања. Допуном постављеног модела, и уважавањем позиција кошаркашких играча очекује се да се резоноване путање кошаркашких судија коригују на основу позиције кошаркашких играча који потенцијално заклањају одређене сегменте терена који кошаркашки судија треба да сагледа.

Иницијална идеја алгоритма корекције била је да се формира додатна неуронска мрежа која би на основу улаза који би представљале позиције кошаркашких

играча током игре, и у комбинацији са обученим неуронским мрежама на основу споменутог модела резоновала боље резултате са аспекта *SRC* критеријума, као и на евалуацији кретања кошаркашких судија симулацијом хоризонталног видног поља и самим тим утицала на бољу сагледаност кошаркашке акције. Поменута идеја је напуштена и замењена системом за корекцију путања кошаркашких судија које је имплементирано и представљено у даљем раду.

У наредним поглављима овог доктората биће размотрени радови који су слични овом, затим ће детаљније бити изложен проблем који је овде само укратко изложен, биће представљени обучавајући и тест скупови, и затим ће се прећи на детаљну анализу примене структура вишеслојних неуронских мрежа и овде споменутих *LTR – MDTS* неуронских мрежа на решавање постављеног проблема како са аспекта *SRC* критеријума тако и са аспекта симулације хоризонталног видног поља.

2. АНАЛИЗА ПОСМАТРАНОГ ПРОБЛЕМА

Посматрани проблем анализиран је на основу различитих аспеката, и стога су формирана одговарајућа потпоглавља у овом поглављу. Прво потпоглавље разматра сличну проблематику на основу сличних радова и постојеће стручне литературе. У споменутом поглављу размотрени су слични радови и решења које говоре о примени вишеслојених перцептрона за решавање проблема временских серија, затим разматрају примену неуронских мрежа у кошарци, детекцију колизије у дводимензионалним просторима, метрику видног поља и на крају разматрају постојећа решења која се односе на алате за формирање кошаркашких акција.

У другом потпоглављу разматра се проблем класификације и класификатора и даје се објашњење зашто стандардне методе класификације нису применљиве на постављени проблем. На основу изложеног, даље се образлаже зашто се предлаже нови, нестандартни начин решавања проблема.

2.1. Преглед сличних радова

Приликом разматрања сличних истаживања мора се размотрити више група радова. Прва група радова разматра примену вишеслојних неуронских мрежа на решавање проблема који се описују временским серијама. Друга група радова разматра примену неуронских мрежа у спорту са акцентом на кошарку. Трећа група радова обухвата детекцију колизије објеката у дводимензионалном простору, као и радове који објашњавају како људско око функционише са јасним фокусом на метрике видног поља као што су дубина и ширина ефективног видног поља како би се формирала симулација хоризонталног видног поља. Такође, разматрана су и решења путем којих се формирају и визуално описују сценарија кошаркашких акција како би се потенцијално аутоматизовало формирање сценарија кошаркашких акција из стварних извора. У наведену групу радова сврставају се радови у којима се на основу снимака кошаркашких утакмица препознају играчи, лопта и судије, као и њихове тренутне позиције.

На основу тренутно доступне литературе не постоји слично решење које интегрише решења за графичку презентацију кошаркашке акције на терену са алаткама за анализу сагледаности кошаркашке акције у комбинацији са резоновањем неуронских мрежа како би се оформиле оптималне путање кретања кошаркашких судија. Претпоставља се да ће кошаркашке судије најбоље сагледати кошаркашку акцију уколико се крећу на основу тако резонованих путања.

2.1.1. Примена вишеслојних перцептрона за решавање проблема временских серија

Када се прегледа тренутна употреба неуронских мрежа и одговарајућих алгоритама за тренирање истих путем којих се моделују и решавају проблеми који се описују временским серијама, да се закључити да постоји велики број решења који се користи за предвиђање финансијских токова различитих валута, трендове камата, уопштenu анализу примене неуронских мрежа на решавање проблема временских серија и др. Наведено је описано у радовима (Connor & Martin, 1994),

(Ruta & Gabrys, 2007), (Zhang, 2003), (Zhang & Berardi, 2001), (Landassuri-Moreno & Bullinaria, 2009), (Lai, et al., 2006), (Khashei & Bijari, 2010), (Giles, et al., 2001) и (Patra, et al., 2012).

Рад (Protoparadakis, et al., 2012) описује употребу неуронских мрежа и генетских алгорита како би се оформило решење које препознаје активности кроз време на основу видео записа из Нисанове фабрике аутомобила. У свом раду представљају сличан приступ који је коришћен и у овом раду и односи се на праћење и тестирања понашања неуронских мрежа приликом резоновања у односу на број итерација, број слојева и број неурона. (Doulamis & Doulamis, 2012) у свом раду уписују примену „дубоких” неуронских мрежа у којима се употребом вишеслојних неуронских мрежа кроз парадигму дубоког учења пропагирају подаци ка сложеним хијерархијама како би се постигла стабилна детекција и константно праћење објекта током дужих временских периода.

Радови (Teo, et al., 2001) и (Ons & Trabelsi, 2003) приказују да се вишеложни перцептрони могу користити за предикцију временских серија. (Teo, et al., 2001) наглашава значај иницијализације вредности тежине неурона и показује да наведени параметар директно утиче на успешност обучавања неуронске мреже, док (Ons & Trabelsi, 2003) представља алгоритам за аутоматско формирање оптималних модела неуронске мреже за предикцију временских серија и заснива се на пропацији грешке уназад (*Back Propagation* алгоритам) и употреби генетичких алгорита. Истраживање у овој дисертацији је, на основу примењених методологија, парцијално слично раду (Ons & Trabelsi, 2003) пошто се основа споменутог истраживања заснива на манипулацији неуронским мрежама на структурном нивоу уз примену и модификацију одговарајућих обучавајућих алгорита како би се на основу једне временске серије, резоновале једна или више истовремених временских серија. Пошто се догађаји унутар наведених временских серија дешавају веома брзо и често, у неправилним временским интервалима, наведене временске серије се могу сматрати хаотичним, што је и презентовано у раду (Teo, et al., 2001) са аспекта *Mackey-Glass*-ових хаотичних временских серија.

У раду (Vintan, et al., 2004) користе се *MLP* неуронске мреже (*Multilayered Perceptron* - вишеслојни перцептрон), односно неуронске мреже са пропацијом грешке уназад, како би предвидели кретање особа унутар зграде употребом временских серија. Пошто је један од циљева представљеног истраживања да се предвиди кретање кошаркашких судија, у форми три различите временске серије, на основу једне временске серије која представља кретање кошаркашке лопте по терену, наведени рад је указао на природу резултата који се могу продуковати уколико се испитају варијације бројева неурона по слоју неуронске мреже са аспекта временских серија. Наведено је касније формирано као једна од основа реализованог истраживања.

(Najim, et al., 2008) представљају вишеслојну неуронску мрежу са пропацијом грешке уназад са циљем предикције скокова и падова напона у електричној мрежи на основу различитих параметра, и самим тиме, представљају неуронску мрежу путем које се може реализовати краткотрајно предвиђање скокова и падова напона. (Abuadlla, et al., 2014) представљају *MLP* неуронску мрежу која је обучена

да препозна и одговори на нападе унутар рачунарске мреже кроз анализу промене понашања протока садржаја унутар исте током времена.

Већина радова који су споменути у овом одељку могу се сврстати у групу решења који прате преовлађујући правац тренуто актуелних решења, и релативно су сличне решењу у овој дисертацији. У наведеним решењима се за низ улазних вредности које представљају временску серију, резонује једна вредност на излазу уз употребу *wavelet* трансформација на улазу, генетичких алгоритама, враћања излазних вредности на улаз итд, насупрот приступа који је приказан у овом раду, где се за једну целу временску серију резонују три целе зависне временске серије.

2.1.2. Примена неуронских мрежа у кошарци

Већина решења која се заснивају на примени неуронских мрежа у кошарци, свде се на предвиђање исхода утакмице, анализу резултата, предвиђање драфтова итд, као што је то показано у радовима (Santos, et al., 2011) и (Young, 2008). Једно од познатијих решења зове се *Basketball Predictor*, који на основу података о тимовима који играју, претходно одиграним утакмицама, саставу тих тимова и др. путем неуронских мрежа предвиђа исходе утакмица. У споменутом решењу, покривене су америчка *NBA* и *WNBA* лига, као и европске лиге: Аустрија, Чешка Република, Француска, Немачка, Грчка, Италија, Пољска, Русија, Шпанија и Шведска.

(Ivanković, et al., 2010) су утврдили да је најчешћи елемент кошаркашке акције покушај поготка за 2 поена испод коша и скок у одбрани кроз анализу Прве *B* кошаркашке лиге за мушкарце за интервал од 2005. до 2010. године. Слично истраживање спровели су (Ratgeber, et al., 2013) поводом прве сениорске лиге за мушкарце и за жене у Србији током сезоне 2011/2012. у којем се показало да је у обе лиге, скок у одбрани имао највише утицаја на исход утакмице, односно тим који је имао највише скокова у одбрани је углавном био победник. (Schumaker, et al., 2010) представља разне аспекте дата-мининга у спорту у којима се на основу различитих скупова података може доћи до разних закључака као што су: какве акције одређени тимови играју против одређених ривала у различитим стадијумима турнира. Такође, разни шаблони кретања играча се могу резонovati и стога се наведено може користити за аутоматско генерисање сценарија кошаркашких акција. О наведеном ће бити речи у наредним поглављима.

Рад аутора (Loeffelholz, et al., 2009) "*Predicting NBA Games Using Neural Networks*", описује како се употребом различитих врста неуронских мрежа предвиђају исходи утакмице, са наглашавањем да су предвиђања обучених неуронских мрежа била тачнија у односу на предвиђања кошаркашких експерта. Конкретно, обучене неуронске мреже тачно су предвиделе исход утакмице у 74.33% случајева, док су кошаркашки експерти били тачни у 68.70% случајева. У споменутом раду приказана је употреба: *feed forward*, радијалних, пробабилистичких и регресивних неуронских мрежа, као и фузија истих.

На основу претходно изложеног, да се закључити да је примена неуронских мрежа у кошарци поприлично популарна област, и да је водећи тренд предвиђање исхода утакмице. Овај циљ је и најпрофитабилнији узимајући у обзир кладионичарску индустрију и жељу тимова да се што боље пласирају.

Споменути методама могуће је утврдити, путем симулација заснованих на неуронским мрежама, да ли ће неки тим, са одређеном поставком играча победити други тим. Употребом наведених метода, могуће је преокренути ток утакмице, или, уколико је пораз неизбежан, пронаћи начин да се разлика са којом ће тим изгубити смањи.

2.1.3. Детекција колизије у дводимензионалним просторима и метрика видног поља

У овом потпоглављу представљени су радови који су коришћени као основа за формирање симулације хоризонталног видног поља која је заснована на модификованом *Sweep and Prune* алгоритму и стандардима која је дефинисала *AOA - American Optometric Association*.

Sweep and Prune алгоритам се користи за детекцију колизије објеката, како у дводимензионалној тако и у тродимензионалној графици. На основу тренутно доступне релевантне литературе, закључено је да тренутно не постижи модификована верзија наведеног алгоритма која би се користила за симулацију хоризонталног видног поља са циљем утврђивања процента успешности сагледавања кошаркашке акције у одређеним деловима кошаркашког терена.

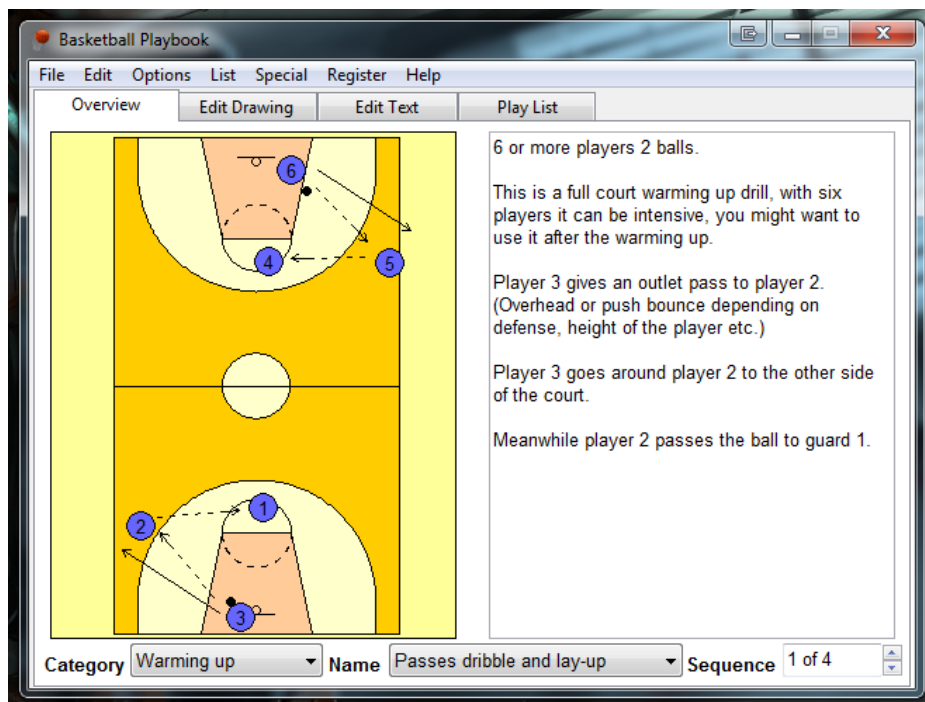
Радови (Moore & Wilhelms, 1988), (Fauerby, 2003), (Lin & Gottschalk, 1998), (Blow, 1997) и (Tracy, et al., 2009) представљају основу за формирање система за детекцију колизије са кратким освртима на теоретске основе и принципе *Sweep and Prune* алгоритма. Методе и теоретске основе које су описане у наведеним радовима употребљене су за имплементацију система који симулира хоризонтално видно поље које се заснива на модификованом *Sweep and Prune* алгоритму. Принцип функционисања симулације хоризонталног видног поља ће бити детаљно изложен у наредним поглављима.

(Marcos, et al., 1999) указују на разлике у дубини видног поља (*DepthofField -DOF*) људског ока на основу субјективних и објективних мера. При том указују на то да се корелација између дубине видног поља и таласне дужине светлости не може једнозначно утврдити пошто нису утврђене јасне систематске варијације дубине видног поља у односу на таласну дужину светлости. Даље, утврђено је мало повећање дубине видног поља када се користи бела светлост у односу на монохроматску светлост. Споменути аутори су такође утврдили да је на основу њихових дефиниција субјективна дубина видног поља у већини случајева мања него објективна дубина видног поља. Такође, указано је да се корелација између субјективне и објективне дубине видног поља не може лако успоставити пошто се дубина субјективног видног поља смањује повећавањем величине зеница се са 4 на 6 милиметара, док се објективна дубина видног поља у просеку повећава са наведеним повећањем зенице. Презентовано својство представља један од кључних фактора који су размотрени током формирања симулације људског хоризонталног видног поља. Радови (Nam, 2007), (Evan, 2010), (Betancourt & del Rio, 2006) и (McBride, 2010) указују на биолошке и механичке принципе људског видног поља који су помогли приликом формирања основне идеје иза симулације људског хоризонталног видног поља о којем ће бити говора у наредним поглављима.

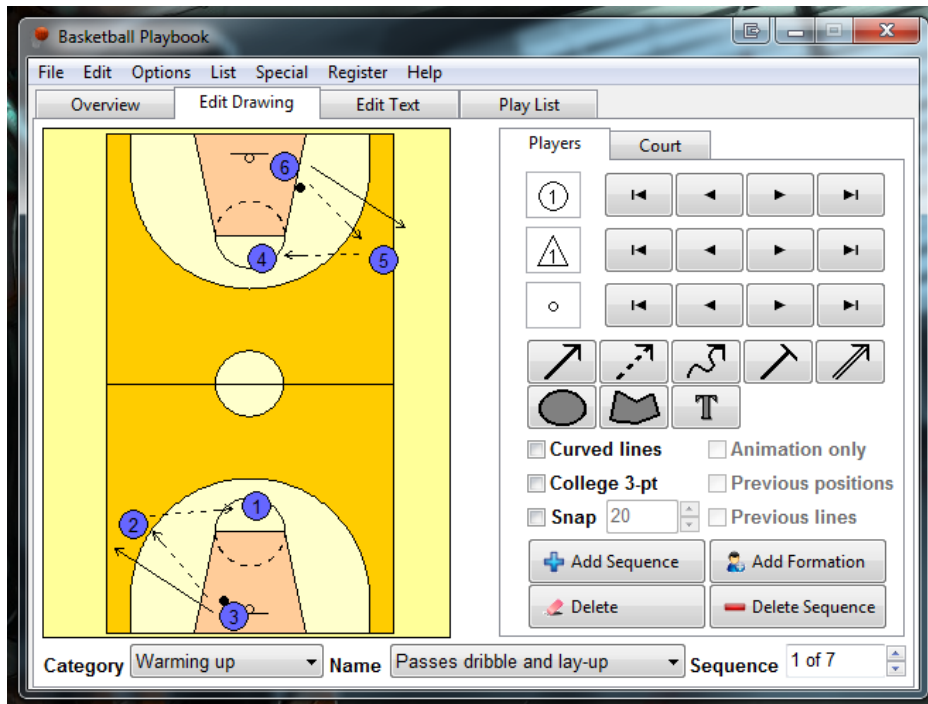
2.1.4. Алати за формирање сценарија кошаркашких акција

Разматрајући све аспекте кошаркашке акције као дела кошаркашке утакмице, на основу тренутно доступне релевантне научне литературе, не постоји адекватно решење које би поједноставило кошаркашку акцију и директно повезало кретање кошаркашке лопте по терену са кретањем кошаркашких судија око терена.

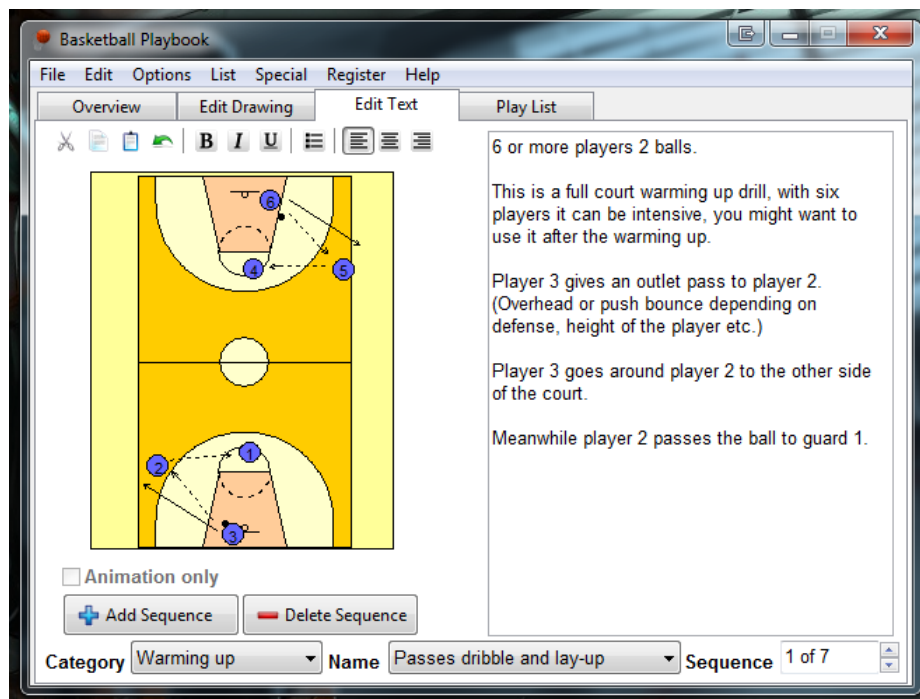
Постоји одређени број софтверских решења за графичку репрезентацију кошаркашких акција и аутоматско креирање сценарија кошаркашких акција, међутим, на основу тренутно доступне релевантне литературе, решење које се поред графичке репрезентације кошаркашке акције и кретања кошаркашких играча фокусира и на кретање кошаркашких судија тренутно не постоји. Нека тренутно најбоља решења за цртање сценарија кошаркашких акција су *Fast Draw*, *Basketball Coach*, *Coach Me* и *Basketball Drill Builder* и развијени су за мобилне платформе. Пример решења који је развијен за десктоп платформу у форми *Java* десктоп апликације јесте *JES Basketball Playbook 10* (JES Basketball Playbook, 2010). Изглед споменутог решења приказан је на сликама 2.1, 2.2, 2.3 и 2.4.



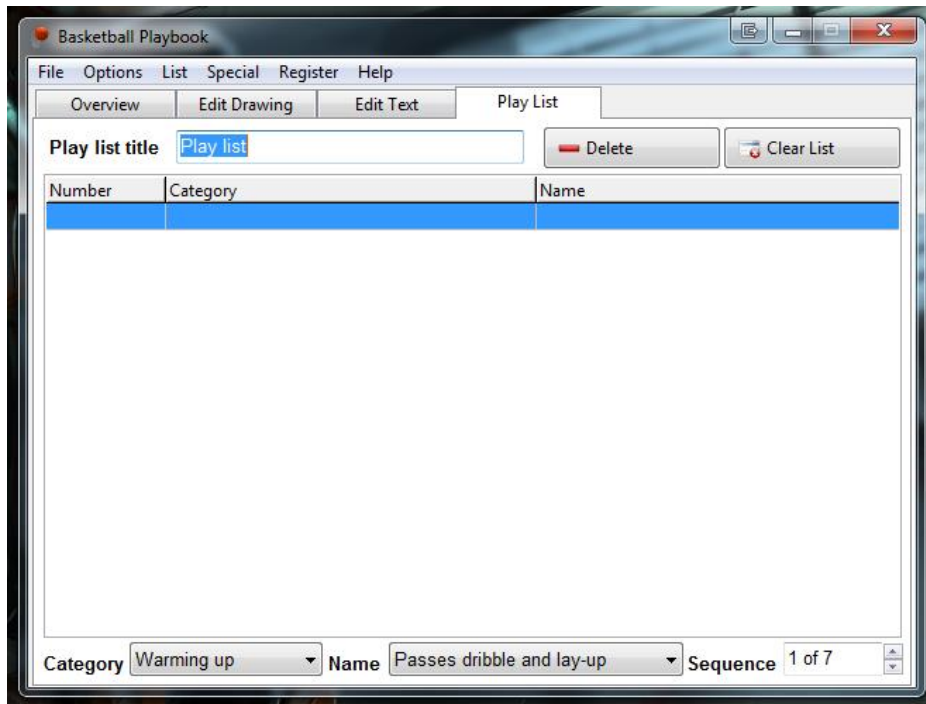
Слика 2.1. Overview картица JES Basketball Playbook решења



Слика 2.2. *Edit Drawing* картица *JES Basketball Playbook* решења



Слика 2.3. *Edit Text* картица *JES Basketball Playbook* решења



Слика 2.4. *Play List* картица *JES Basketball Playbook* решења

Предности *Referee's Board* решења (едукативног софтвера развијеног у овој дисертацији) у односу на споменуто решење огледају се у:

- богатијем интерфејсу
- избором квалитетнијих визуелних елемената за цртање акција
- концепцији и постојању кошаркашких судија на терену
- парцијалној интеграцији са *Referee's Board: Server Edition* решењем које је претходно формирано како би пружило подршку за резонување путања кошаркашких судија
- утврђивању сагледаности кошаркашке акције на основу индивидуалне конфигурације кошаркашких судија и др.

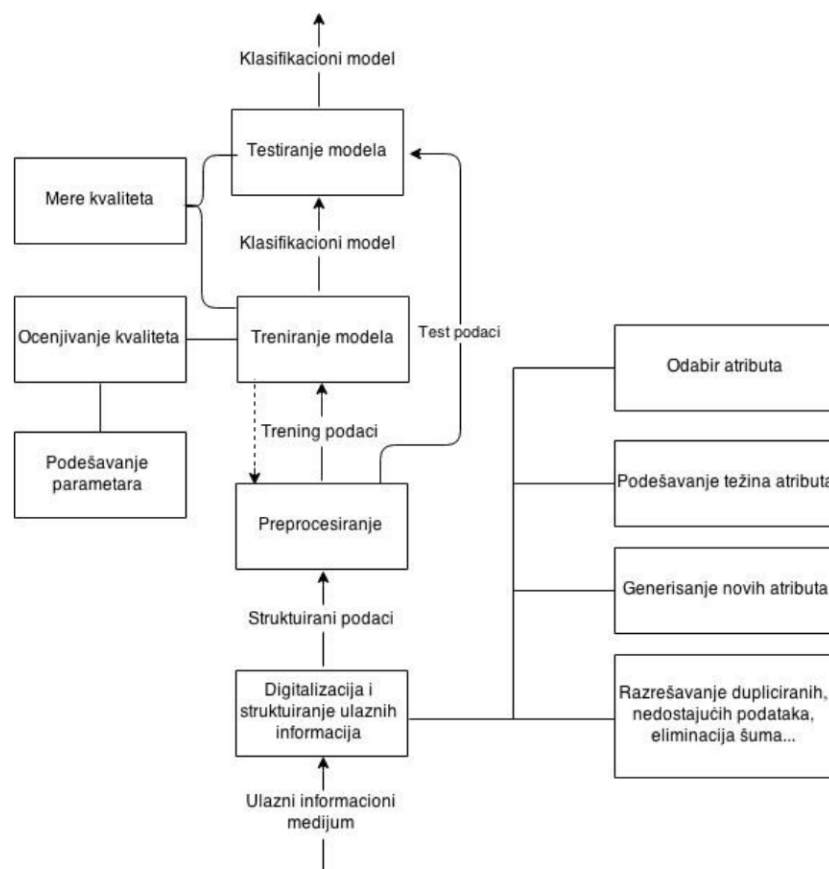
Међутим, као што је већ споменуто, акценат наведених решења је на играчима, а не на кошаркашким судијама и како они сагледавају кошаркашку акцију.

(Alahi, et al., 2009) се баве проблемом препознавања и праћења играча у кошаркашкој утакмици на основу великог броја синхронизованих камера које прате сваки део кошаркашког терена. (Perše, et al., 2009) користе две камере које су постављене на таваницу хале у којој се кошаркашка утакмица игра како би анализирали исту и на основу наведене анализе препознали играче и путање којим се крећу. (Theórn & Casares, 2010) такође анализирају кретање кошаркашких играча по терену и користе *GPS* уређаје који готово у реалном времену дају тачну позицију играча на терену. (Chang, et al., 2009) представљају систем који је осмишљен са циљем да помогне кошаркашким тренерима и играчима у откривању могућих тактика њихових противника на основу снимака кошаркашких утакмица. Систем аутоматски препознаје шаблонске објекте као што су терен и играчи у видео снимку и поставља препознате елементе скалиране

на основу стварних координата терена. (Ivanković, et al., 2014) представља решења за аутоматску детекцију позиција играча у кошаркашким утакмицама кроз процену позиција и употребу латентних *SVM (Support Vector Machine)* у којима се на основу снимака кошаркашких утакмица могу утврдити позиције играча и на основу тога, потенцијално формирати сценарија кошаркашких акција за снимљену кошаркашку акцију.

2.2. Класификација, класификатори и оцена коректности резоновања неуронске мреже

Класификација се бави проблемом додељивања класе одређеном објекту. Важно је напоменути да наведени процес захтева коначан број класа који је унапред познат. На слици 2.5. приказана је проширена шема процеса класификације.



Слика 2.5. Проширена шема процеса класификације (Stojadinović, n.d.)

Почетак процеса класификације окарактерисан је прикупљањем података и складиштењем истих у одговарајућем уређеном дигиталном формату. У оквиру наведене фазе подразумева се: разрешавање дуплицираних података или података који недостају, елиминација шума, генерисање нових атрибута, подешавање тежина атрибута као и избор атрибута. Након одговарајуће припреме података долази се до фазе препроцесирања у којој се формирају обучавајући скуп података и скуп података за тестирање. Након препроцесирања приступа се фази формирања класификационог модела пошто се избор атрибута и подешавање њихових тежина одвија у фази тренирања модела. Веома важан аспект тренирања модела је начин

оцењивања квалитета класификације над подацима из тренинг скупа. Одређени класификациони модели поседују посебну интерну параметарску структуру која може побољшати оцену квалитета класификације у фази обучавања (тренинга). Уколико оцена квалитета поседује адекватну моћ генерализације, квалитет класификације над новим подацима (подацима из тест скупа) ће такође бити адекватан и задовољавајући. Мера квалитета класификатора је функција путем које се описује квалитет класификатора. Користи се и у фази обучавања и у фази тестирања класификационог модела. У фази обучавања се предвиђа мера квалитета над новим подацима, а у фази тестирања се предвиђена вредност мере квалитета проверава.

Пошто је представљени проблем разматран са аспекта временских серија, за решавање наведеног проблема размотрени су следећи класификатори иако се претпостављало да се исти употребом класификатора не може на адекватан начин решити.

2.2.1. Преглед познатих класификатора

(Duda, et al. 2000), (Stojadinović, n.d.) предлажу поделу метода за класификацију која је приказана на слици 2.6. Свака група метода поседује једног или више представника и неки од наведених су размотрени у овом раду.

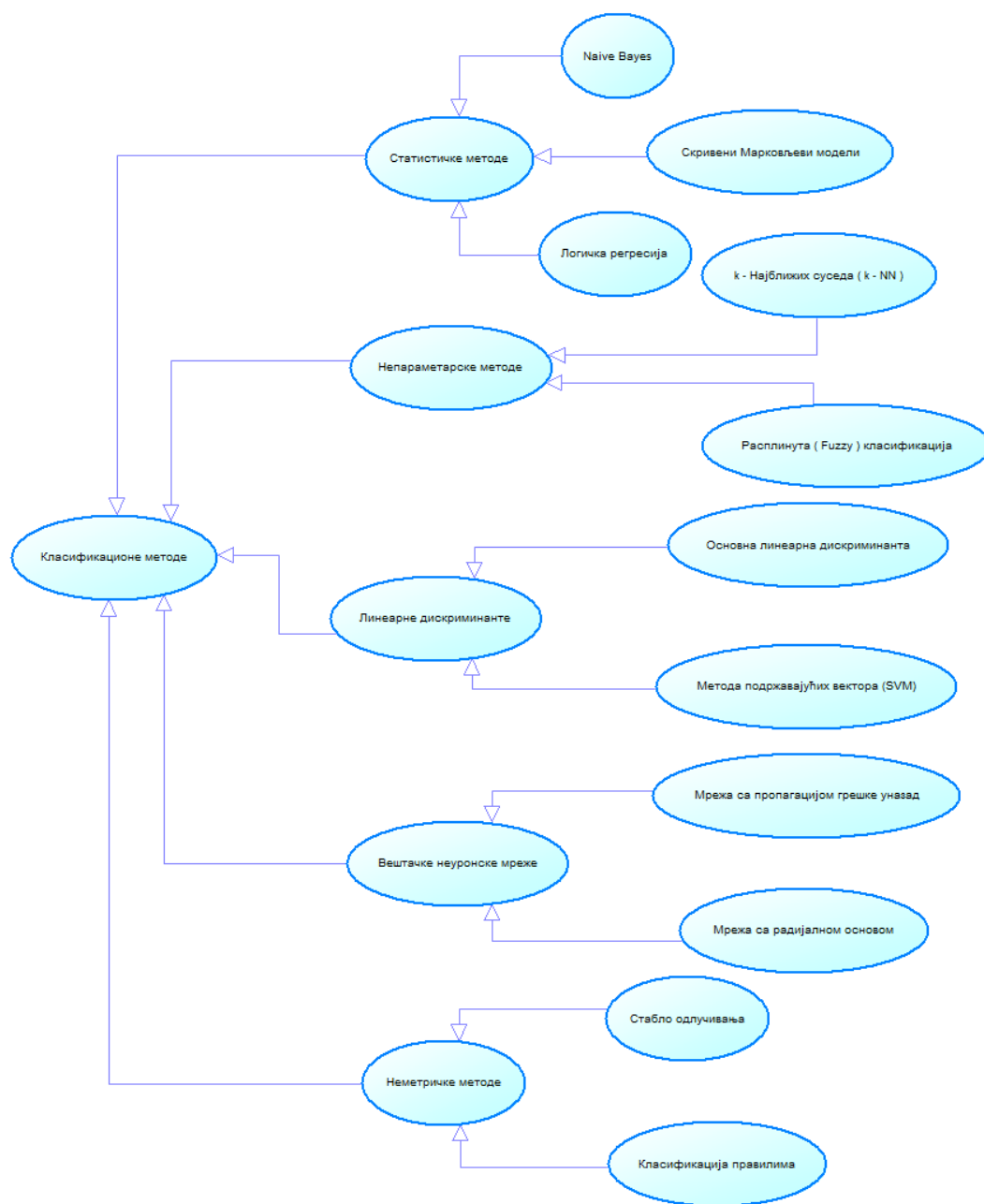
За методе статистичке класификације репрезентативан је алгоритам „Наивни Бејзов“ и Бејзове теорије одлучивања. Код Бејзове (алт. инт. Бајесове) теорије одлучивања подразумева се да је расподела вероватноћа класа унапред позната како би се Бајесов класификатор користио као златни стандард за поређење са другим методама. Међутим, често се дешава да расподела вероватноћа није доступна, па се онда могу применити друге статистичке технике као што су Скривени Марковљеви модели или Логичка регресија.

Метода k - најближих суседа (k -NN) и расплинута (*Fuzzy*) класификација сврставају се у непараметарске методе класификације и користе се када функционална форма расподеле класа није позната, односно када не постоји било каква информација о структури расподеле вероватноћа класа.

У групу линеарних дискримината сврстане су методе Основна линеарна дискриминанта и метода подржавајућих вектора која је карактеристична за SVM (*Support Vector Machine*). Наведене методе су карактеристичне по употреби линеарних функционалних форми у облику основног класификационог модела, након којег се обавља оптимизација параметара наведене форме.

Нелинеарна функција учења односно класификације је примарна карактеристика следеће групе класификатора које се односе на вештачке неуронске мреже. Вештачке неуронске мреже су моћне структуре које поседују способност на науче функције које су у основи нелинеарне. Истакнути представници су мреже са пропагацијом грешке уназад, односно мреже са *Back Propagation* алгоритмом које се користе у овом раду, као и мреже са радијалним алгоритмом.

Методе које немају статистичке елементе а ни јасно дефинисану функционалну форму називају се неметричким методама. Један од представника неметричких метода је Стабло одлучивања које има велику примену у *Data Mining*-у.



Слика 2.6. Подела класификационих метода (Stojadinović, n.d.), (Duda, et al., 2000)

2.2.2. Применљивост разматраних метода класификације на постављени проблем

Током разматрања потенцијалних начина решавања постављеног проблема, претпостављено је да се постављени проблем може најбоље решити употребом приступа који се ослања на принцип надгледаног обучавања. На основу изложене претпоставке, приступи чији се начини рада не ослањају на надгледано обучавање, елиминисани су из скупа потенцијалних решења постављеног проблема. Даље, пошто основни циљ постављеног проблема није да се тачно

погоде идеалне путање кошаркашких судија већ да се погоде путање кретања кошаркашких судија на основу којих ће они, са аспекта синхонизованог кретања најбоље сагледати одређену кошаркашку акцију, класификатори који тачно утврђују класу одређеног улазног шаблона су такође елиминисани из скупа потенцијалних решења постављеног проблема. Класификатори који не спадају у изложене групе нису разматрани и стога се не може тврдити да се постављени проблем не може решити на други начин употребом неког од овде споменутих или неспоменутих класификатора.

Пошто је одлучено да се проблем реши употребом вештачких неуронских мрежа са надгледаним обучавањем, на основу поделе са слике 2.6.(Duda, et al., 2000), (Stojadinović, n.d.) одлучено је да се приступи решавању проблема са аспекта вештачких неуронских мрежа са пропагацијом грешке уназад. На основу изложеног, да се закључити да су у фокусу овог доктората управо вишеслојне перцептронске неуронске мреже (*MLP – Multilayered Perceptron*) и неуронске мреже са модификованом структуром вишеслојне перцептронске неуронске мреже које се обучавају традиционалним *Back Propagation* алгоритмом и његовим модификацијама.

Такође, пошто је већ споменуто да основни циљ постављеног проблема није да се тачно погоде идеалне путање кошаркашких судија већ да се формирају путање кретања кошаркашких судија на основу којих ће исти, са аспекта синхонизованог кретања, најбоље сагледати одређену кошаркашку акцију, осмишљен је посебан критеријум евалуације путем којег ће се оцењивати коректност резоновања неуронске мреже. Тако је формиран *SRC – Satisfactory Results Criteria* који ће бити изложен у даљем раду.

У наредним поглављима биће описан едукативни софтвер путем којег су се потребни подаци дигитализовали како би се могло приступити решавању изложеног проблема на основу модела који се ослања на употребу вишеслојних перцептронских неуронских мрежа. Успешност споменутих неуронских мрежа оцењују се на основу претходно споменутог *SRC* критеријума. Коначну оцену о успешности решавања представљеног проблема употребом споменутих *MLP* неуронских мрежа, а касније и употребом *LTR – MDTs (LTR – MDTs – Left to Right – Multiple Dependent Time Series)* неуронских мрежа доноси посебно развијена симулација хоризонталног видног поља чији се опис налази у поглављу 4.

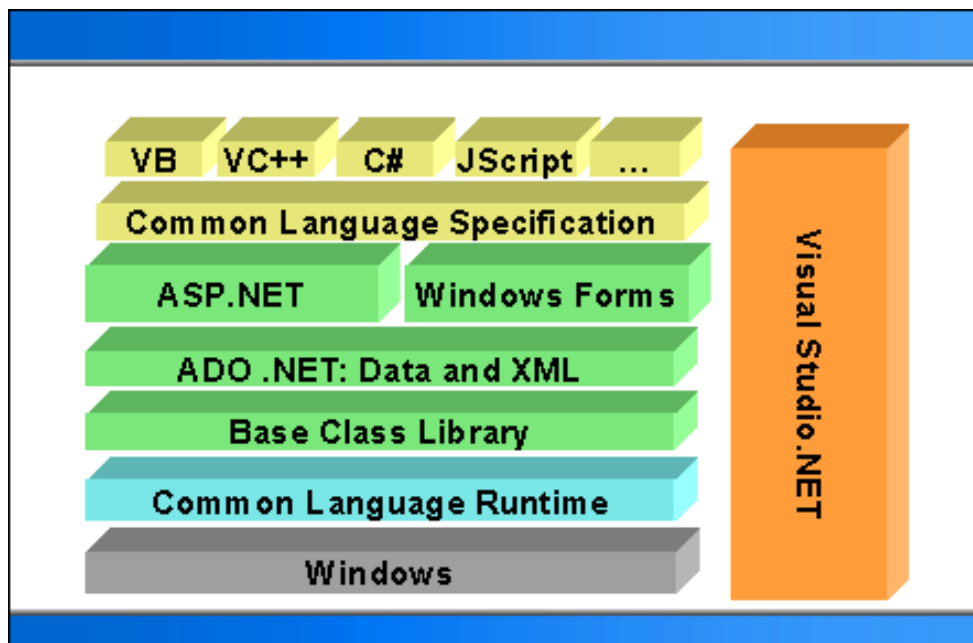
3. МОГУЋНОСТИ ФОРМИРАНОГ ЕДУКАТИВНОГ СОФТВЕРА

У овом поглављу биће описан формиран едукативни софтвер са аспекта технологија које су коришћене за развој истог као и са аспекта примене наведеног софтвера. Наведени софтвер се састоји од више програма који користе дељене библиотеке. Примарна замисао реализованог јасно је видљива у софтверу који је назван *Referee's Board* пошто исти представља кориснички интерфејс путем којег се комуницира са свим подсистемима који пружају примарну функционалност едукативног софтвера. Софтвер који је омогућио обучавање неуронских мрежа и њихову евалуацију назван је *Referee's Board: Server Edition*, налази се у позадини и он неће бити разматран у овом поглављу пошто је карактеристичан за поглавља која ће говорити о обучавању и тестирању неуронских мрежа.

3.1. Коришћене технологије

За реализацију формираног едукативног софтвера коришћене су следеће технологије: *.NET Framework* (као уопштени framework за развој *Windows* апликација), *AForge.NET framework* (пружа подршку и комплетну структуру за реализацију вишеслојних неуронских мрежа) и *WPF (Windows Presentation Foundation)* који се ослања на *XAML* како би се формирале богате и визуелно импресивне апликације са графичким корисничким интерфејсом. Управо је путем *WPF framework-a Referee's Board* апликација и реализована.

.NET Framework је Мајкрософтова платформа за развој апликација која омогућава девелоперима, да развију моћне десктоп и web апликације и сервисе, користећи широки спектар доступних *.NET* програмских језика. (Lowy, 2005), (Troelsen, 2010).



Слика 3.1. Структура *.NET Framework-a* (<https://i-msdn.sec.s-msft.com/dynimg/IC170808.gif>)

.NET Framework се састоји од следећих елемената (слика 3.1.):

- *Common Language Specification (CLS)* – обојено жутом бојом
- *Framework Class Library (FCL)* – обојено зеленом бојом
- *Common Language Runtime (CLR)* – обојено плавом бојом
- *.NET Tools* – обојено наранџастом бојом

У основи целог дијаграма, у сивом правоугаонику налази се оперативни систем, најчешће WIN32 платформа, односно оперативни систем из *Microsoft Windows* фамилије.

AForge.NET библиотека имплементира неколико популарних архитектура неурноске мреже и њихових алгоритама за обучавање као што су: *Back Propagation*, Кохоненове самоорганизујуће мапе, еластичне мреже, обучавање Делта правилном и перцептронско учење.

Позната је чињеница да постоји много различитих проблема, за које је тешко пронаћи формалне алгоритме за њихово решавање. Неки проблеми се не могу лако решити традиционалним методама, док неки проблеми још увек немају решење. За многе такве проблеме, могу се применити неурноске мреже, које дају поприлично добре резултате. Историја неурносних мрежа почиње 1950-их година, када је представљена најједноставнија архитектура неурноске мреже. Након иницијалног рада у овој области, идеја неурносних мрежа је постала поприлично популарна. Међутим, област неурносних мрежа је доживела колапс, када је утврђено да су неурноске мреже тог доба веома ограничене са аспекта количине задатака који се могу обрадити. Током 1970-тих година, поље неурносних мрежа оживела је појава вишеслојних неурносних мрежа заједно са *Back Propagation* алгоритмом за обучавање. Од тада, многи истраживачи су проучавали област неурносних мрежа, што је довело до широког спектра различитих архитектура неурносних мрежа, које су применљиве на широк спектар различитих проблема. За сада, неурноске мреже се могу применити на проблеме као што су: класификација, препознавање, апроксимација, предвиђање, кластеризација, симулација меморије, и многе друге. (AForge.NET, 2013)

Наведена библиотека пружила је подршку за реализацију вишеслојних перцептронских неурносних мрежа са *Back Propagation* алгоритмом који се користе у *Referee's Board* и *Referee's Board : Server Edition* апликацијама.

WPF – Windows Presentation Foundation

Windows Presentation Foundation је графички подсистем путем којег се исцртава кориснички интерфејс у апликацијама које су писане за *Windows* оперативни систем. Иницијално *WPF* је објављен под називом *Avalon* (Nathan, 2013) као део *.NET 3.0 Framework*-а. *WPF* се не ослања на *Windows*-ов *GDI* подсистем већ користи могућности *DirectX*-а за исцртавање графичких елемената. Основна намена *WPF framework*-а јесте да омогући развој графичког корисничког интерфејса у форми посебног слоја апликације како би се слој логике самог софтверског решења одвојио од корисничког интерфејса. *WPF* се заснива на *XAML (Extensible Application Markup Language)* језику како би се дефинисали и формирали различити елементи корисничког интерфејса како у десктоп тако и у

web апликацијама. Циљ *WPF* фрејмворка је да обједини елементе корисничког интерфејса као што су *2D/3D* исцртавање и анимацију са већ познатим контролама. Сама чињеница да *WPF framework* користи *DirectX* за исцртавање елемената графичког интерфејса и *2D/3D canvas* анимацију била је довољна за избор платформе путем које ће бити имплементирана *Referee's Board* апликација. Пошто се користи *DirectX API* за исцртавање елемената графичког интерфејса и *2D/3D canvas* анимацију било је јасно да ће моћи да се формира прецизна детекција колизија на основу високе фреквенције узорковања која се ослања на високе вредности *WFP* фрејмрејта (подразумевани фрејмрејт за *WPF* апликације износи 60 фрејмова по секунди). (Moser, 2010)

3.2. Спецификација *Referee's Board* едукативног софтвера

Развијено софтверско решење представља синергију употребе вештачке интелигенције у форми вишеслојних перцептронских неуронских мрежа и рачунарске графике у форми корисничког интерфејса путем којег се цртају кошаркашке акције. Још један битан аспект развијеног софтвера јесте симулација хоризонталног видног поља кошаркашких судија која се заснива на анимацији нацртане кошаркашке акције на основу упутства за транзицију које поседује сваки елемент.

Могућности које пружа развијено софтверско решење могу се поделити у више група односно кључних ставки и исте су приказане су на слици 3.2. и 3.3. у форми *UML Use Case* дијаграма. Такође, на основу *UML* дијаграма јасно се види да *Referee's Board* едукативни софтвер користи услуге других библиотека (*rbData*, *ltrmdts*, *nnBruteForce*, *nnUtility*) које опет користе услуге других библиотека (*AForge.NET*) и софтвера који су споменути у претходним поглављима.

Следећа нумерација детаљније указује на својства која пружа *Referee's Board* софтверско решење:

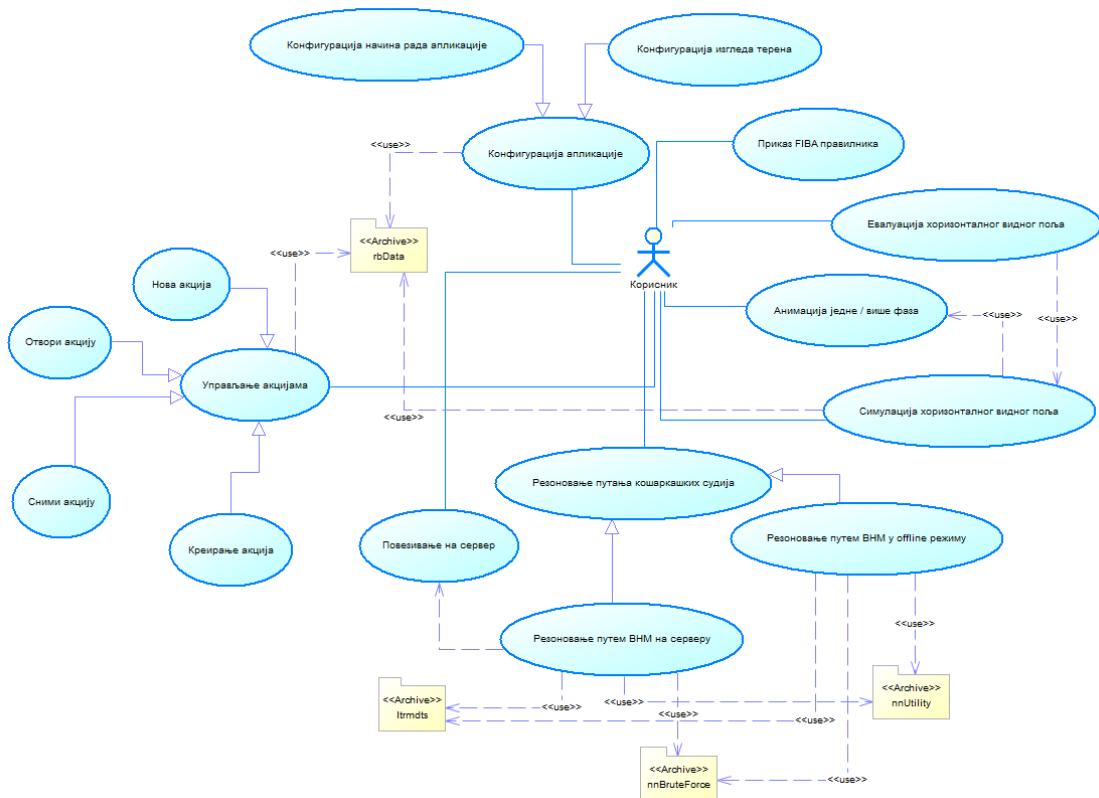
1. Манипулација кошаркашким акцијама - У наведену групу спадају акције попут креирања нове кошаркашке акције, отварања (учитавања снимљене кошаркашке акције) и наравно снимање кошаркашке акције
2. Креирање кошаркашке акције - У наведену групу спадају акције попутпостављања актера (играч, лопта, кошаркашки судија) на терен, затим дефинисање елемента игре (акције) који одговарајући елемент може да реализује (кретање играча, вођење лопте, додавање, заузимање позиције за блокирање противничког играча, шут на кош) као и дефинисање фаза (кључних тачки) кроз додавање фазе, брисање фазе, приказ претходне, прве или последње фазе и др.
3. Подешавање изгледа кошаркашког терена – У наведену групу спадају акције које приказују линије кошаркашког терена који исти дели на квадранте или потквадранте, приказују се или сакривају бројеви који указују на главне или потквадранте, приказују се или сакривају линије које указују на путање кошаркашких судија и нумеришу се или не нумеришу предвиђене позиције у којима на основу поједностављеног модела кошаркашке акције кошаркашке судије могу да се нађу.
4. Резоновање путања кошаркашких судија – Резоновање путања кошаркашких судија може се обавити на серверу неуронских мрежа или у

локалу, на претходно одабраној подразумеваној неуронској мрежи. Резоновање путања кошаркашких судија на серверу је тренутно у завршној фази имплементације тако да примарни начин резоновања путања кошаркашких судија са аспекта *Referee's Board* апликације представља управо резоновање истих у локалу (*offline* режим рада). Процес резоновања путања кошаркашких судија је у оба случаја идентичан. Прво се на основу мапе квадраната и потквадраната утврди путања кретања кошаркашке лопте, смести се у одговарајући улазни вектор, реализује се нормализација наведеног вектора (вредности квадраната и потквадраната се деле максималним вредностима из њиховог домена како би све вредности улазног вектора биле из опсега од 0 до 1) и затим се споменути вектор пошаље или серверу неуронских мрежа или одабраној неуронској мрежи. Неуронска мрежа затим калкулише путање кошаркашких судија у форми једног вектора над којим се примењује денормализација (вредности излазног вектора се множе са максималном вредношћу из домена позиција). Након трансформације резонованог вектора, исти се дели у 3 вектора и сваки представља кретање једног кошаркашког судије. Пре постављања кошаркашких судија у одговарајуће позиције, резоноване вредности се могу заокружити на најближу вредност (апроксимирати) из опсега од 1 до 12 или се оставити у неапроксимираној (оригиналној форми). За резоновање путања кошаркашких судија могуће је користити две врсте неуронских мрежа *AForge.NET* вишеслојне перцептронске неуронске мреже и *LTR – MDTs* неуронске мреже.

5. Постављање кошаркашких судија у одговарајуће позиције – Препоручени начин постављања кошаркашких судија на терен је путем низа вектора (за сваког кошаркашког судију формиран је један вектор) који се састоје од вредности које су из опсега од 1 до 12. На основу вредности које поседује вектор који одговара одређеном кошаркашком судији (током постављања није битно да ли су позиције кошаркашких судија апроксимирани или нису) формира се његова путања кретања. У претходној верзији представљеног решења било је омогућено постављање кошаркашких судија на основу цртања кошаркашких судија током формирања фазе кошаркашке акције, што је и коришћено приликом формирања кошаркашких акција које су се нашле у обучавајућем односно тест скупу неуронске мреже. Међутим, пошто се приметило да је наведени систем дефинисања кошаркашких судија применљив само за кошаркашке стручњаке, промењен је начин дефинисања путања кошаркашких судија како би био прихватљивији за шири спектар корисника.
6. Анимација кошаркашке акције – Реализовано у форми редоследних секвенцијалних анимација транзиција између кључних тачака кошаркашке акције, односно између фаза кошаркашких акција. Током анимације кошаркашке акције анимирају се сви актери кошаркашке акције.
7. Симулација хоризонталног видног поља кошаркашких судија – Ослања се на Анимацију кошаркашке акције где води рачуна о колизији објеката и при томе се прикупљају различити податци узорковањем од 60 слика (фрејмова) по секунди.
8. Корекција симулације хоризонталног видног поља кошаркашких судија – Ослања се на податке који су прикупљени током Симулације хоризонталног видног поља кошаркашких судија како би се резоновање

путање кошаркашких судија помериле у оквиру од +/-1 подеока са циљем повећања сагледаности кошаркашке акције. Помераји кошаркашких судија се врше како би се избегло заклањање играча са лоптом или саме лопте од стране других актера кошаркашке акције у кључним тачкама кошаркашке акције. Наведено понашање је опционално и уведено је како би постављени модел кошаркашке акције поново увео утицај позиција кошаркашких играча током кошаркашке акције.

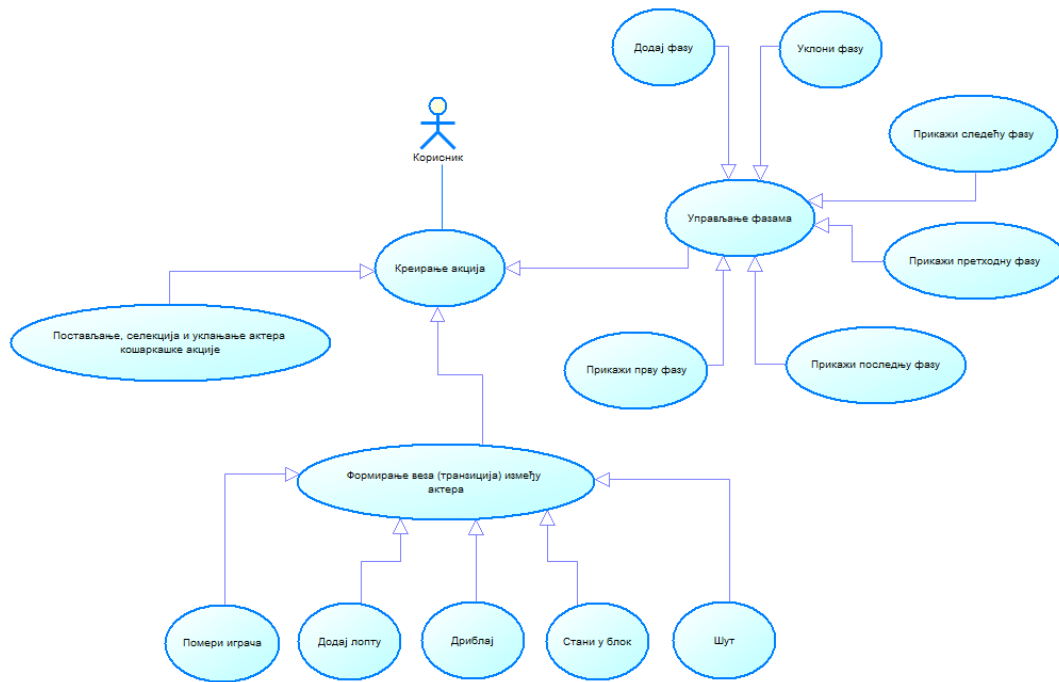
9. Евалуација симулације хоризонталног видног поља кошаркашких судија – Ослања се на податке који су прикупљени током Симулације хоризонталног видног поља кошаркашких судија како би на основу оформљеног алгоритма (који ће бити изложен у даљем раду) формирале мере успешности сагледавања кошаркашког судије над квадрантом у којем исти поседује надлежност. На основу наведених оцена и оформљеног критеријума кретање кошаркашких судија се сматра задовољавајућим или незадовољавајућим.



Слика 3.2. Главни Use Case дијаграм

На основу изложене спецификације и Use Case дијаграма да се закључити да Referee's Board апликација има едукативну употребу путем које се, пажљивом и систематичном употребом могу едуковати младе кошаркашке судије. Развијена едукативна апликација такође има за циљ да се кошаркашка акција почне сагледавати и са других аспеката игре, насупротив тренутном модећем аспекту у којем се обраћа пажња само на актере кошаркашке акције који се налазе на терену.

Сама апликација поседује могућност исцртавања кошаркашке акције, са или без симулације видног поља кошаркашког судије. На наведени начин *Referee's Board* апликација се може користити као и било која друга апликација за цртање кошаркашких акција. Споменута могућност рендеровања изведене кошаркашке акције отвара могућност употребе апликације ка продукцији едукативних анимација које се могу разматрати на семинарима кошаркашких стручњака.



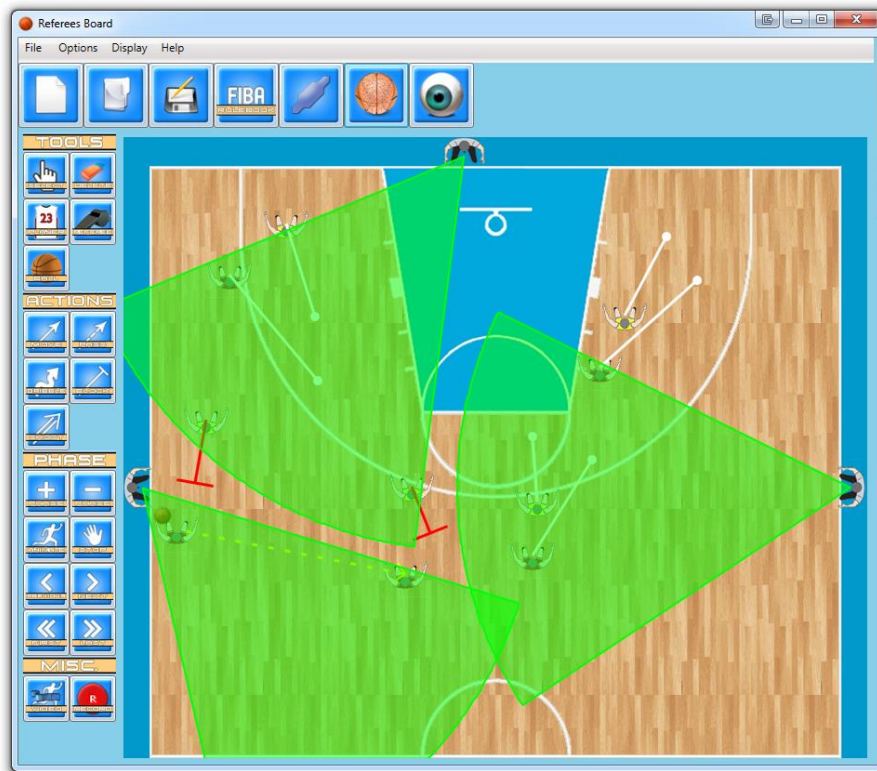
Слика 3.3. Use Case дијаграм акције Креирање Акција

3.3. Употреба Referee's Board едукативног софтвера са аспекта корисника

Пошто кошаркашка акција поседује велики број параметара, одлучено је да се кошаркашка акција мора поједноставити, са акцентом на истицање кључних параметара. Поједностављивање кошаркашке акције реализовано је уклањањем кошаркашких играча са терена уз утврђивање везе између кретања кошаркашких судија у релацији са кретањем лопте по терену. Наведено представља поједностављени модел кошаркашке акције.

Кошаркашка акција се састоји из одређеног броја фаза које су повезане једна за другом. Кад год се нешто важно догоди на терену, нпр. играч дода лопту, играч се постави у позицију за шут итд. формира се кључна тачка. Кључна тачка представља крај фазе. Кад год се формира кључна тачка, формира се слика терена из птичије перспективе и бележе се позиције играча, кошаркашких судија као и лопте на кошаркашком терену. Свака фаза има упутства за прелазак из претходне у следећу фазу и обрнуто. Наведена упутства су обично путање које за сваког играча и кошаркашког судију које га доводе из позиције коју је имао у претходној, ка позицији коју има у следећој фази. Фазе се такође могу формирати на основу стања кошаркашке акције у равномерним временским интервалима,

што би значило да се фаза формира у интервалима од највише 2 секунде због максималне дужине кошаркашке акције од 24 секунде. Изложени метод је одговарајући за формирање и предикцију временских серија.



Слика 3.4. Изглед *Referee's Board* софтверског решења

Апликација за креирање и чување сценарија кошаркашких акција је формирана и названа *Referee's Board*. Користи се како би се формирала сценарија кошаркашких акција и користиће се као основа за формирање скупова за обучавање и тренирање неуронске мреже. Сценарија кошаркашких акција се једноставно креирају кроз цртање истих кроз интуитивни графички интерфејс, као што је то приказано на сликама 3.4. и 3.5.

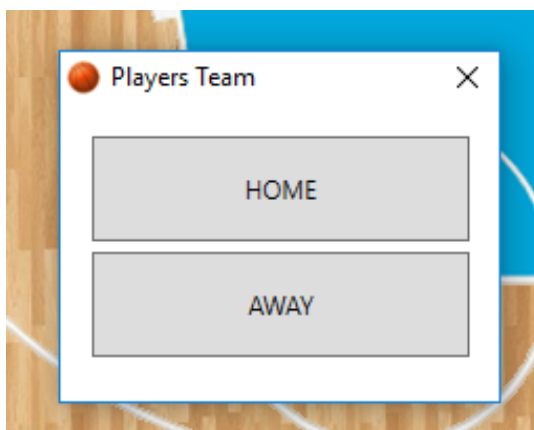
На основу слике 3.5. да се приметити да су алатке подељене у четири групе:

- *Tools* – садрже алатке : *Select*, *Delete*, *Player*, *Delete* и *Ball*
- *Actions* – садрже алатке : *Move*, *Pass*, *Dribble*, *Block* и *Shoot*
- *Phase* – садрже алатке : *Add Phase*, *Remove Phase*, *Animate*, *Stop*, *Previous*, *Next*, *First* и *Last*
- *Misc* – садрже алатке : *Video* и *Record*



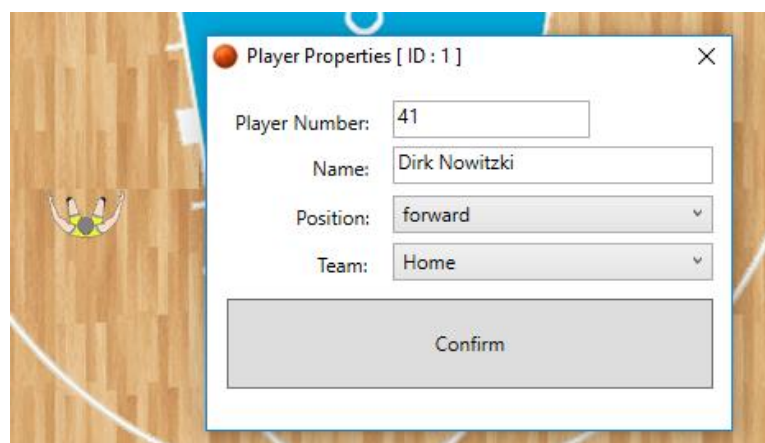
- *Select* – Омогућава да се селекује било који елемент кошаркашке акције (сценарија).
- *Delete* - Уклања било који елемент кошаркашке акције.
- *Player* – Поставља играча домаћег или гостујућег тима на одговарајућу позицију на терену, као што је то приказано на слици 3.6.
- *Referee* – Поставља једног од троје кошаркашких судија на одговарајућу позицију.
- *Ball* – Поставља лопту на терен, односно додељује лопту одређеном играчу, као што је то приказано на слици 3.8. док је резултат додељивања лопте играчу приказан на слици 3.9.
- *Move* – Дефинише путању којом ће се кретати играч без лопте.
- *Pass* – Дефинише акцију додавања између два играча
- *Dribble* – Дефинише путању којом ће се кретати играч са лоптом.
- *Block* – Дефинише путању којом ће играч без лопте стати у позицију блокирања одређеног играча.
- *Shoot* – Дефинише акцију упућивања лопте на кош (шута) за играча са лоптом.
- *AddPhase* – Додаје следећу (празну) фазу кошаркашке акције, и на основу дефинисаних путања транзиције играча, анимира прелаз тренутне фазе кошаркашке акције у следећу фазу кошаркашке акције.
- *Remove Phase* – Уклања тренутно приказану фазу кошаркашке акције.
- *Animate* – Анимира тренутну приказану фазу кошаркашке акције.
- *Stop* – Зауставља анимацију тренутне фазе или комплетне кошаркашке акције.
- *Previous* – Приказује претходну фазу кошаркашке акције.
- *Next* – Приказује следећу фазу кошаркашке акције (уколико постоји).
- *First* – Приказује прву фазу кошаркашке акције.
- *Last* – Приказује тренутно последњу фазу кошаркашке акције.
- *Video* – Анимира све фазе кошаркашке акције (од прве до последње).
- *Record* – Формира видео од анимација фаза нацртане кошаркашке акције (сценарија) – Наведена ставка је тренутно у фази имплементације.

Слика 3.5. Алатке Referee's Board софтверског решења

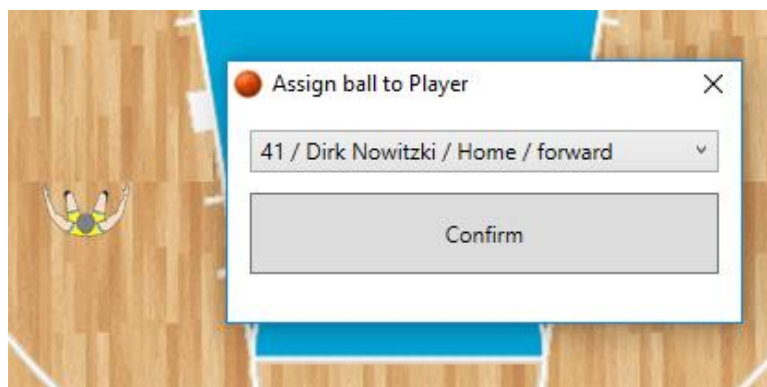


Слика 3.6. Постављање играча на жељену позицију и избор тима

Избором *Select* алатке, затим избором играча левим кликом миша, а затим десним кликом на неселектованог играча, отвара се дијалог за унос информација о додатом играчу. У наведеном дијалогу уносе се само кључне информације о играчу: број дреса, име, позиција, као и тренутно опредељење, односно да ли игра за Домаћи (*Home*) тим, или Гостујући (*Away*) тим. Наведено је приказано на слици 3.7.



Слика 3.7. Опис додатог играча



Слика 3.8. Додељивање лопте одабраном играчу

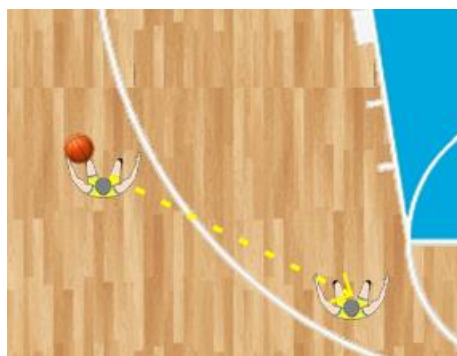


Слика 3.9. Играч са лоптом

Кошарашке акције се цртају употребом дводимензионалних објеката који представљају играче, лопту, кошаркашке судије и др. Алатке путем којих се дефинише кретање играча и кошаркашких судија престављају алатке путем којих се креира фаза кошаркашке акције. На слици 3.4. приказана је једна фаза кошаркашке акције која је нацртана у споменутом програму. Најчешћи елементи кошаркашке акције су приказани на сликама 3.10.а до 3.10.д и представљају кретање играча, додавање лопте, дриблинг, заузимање позиције за блокирање играча (стајање у блок) и шут на кош.



Слика 3.10.а. Кретање играча



Слика 3.10.б. Додавање лопте



Слика 3.10.в. Дриблање (Кретање играча са лоптом)



Слика 3.10.г. Играч стаје у блок



Слика 3.10.д. Играч је упутио лопту ка кошу (шут на кош)

Оријентација кошаркашког судије се одређује аутоматски на основу његове / њене позиције и позиције лопте на терену. Логично је претпоставити да ће судија пратити развијање кошаркашке акције на терену која се фокусира на лопту. Пошто постоји изрека „прати лопту“ – eng. *"Keep your eyes on the ball"* одлучено је да се видно поље кошаркашког судије активно окреће и прати кретање лопте.

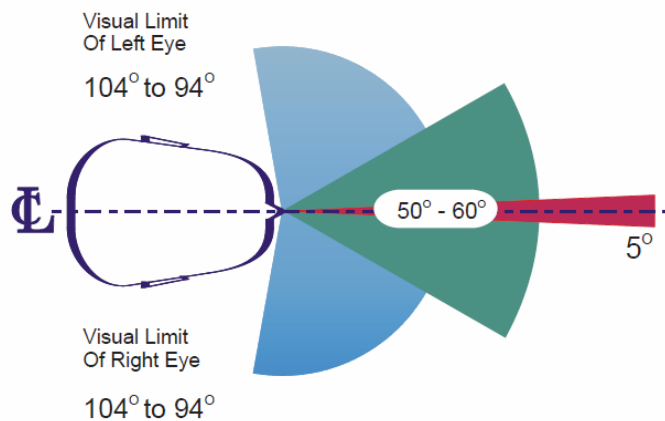
4. СИМУЛАЦИЈА ХОРИЗОНТАНОГ ВИДНОГ ПОЉА

4.1. Видно поље

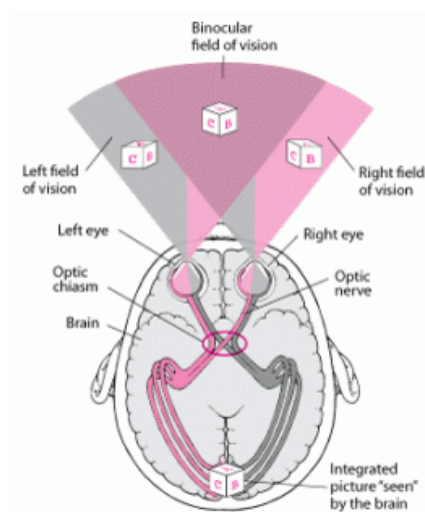
Људско видно поље састоји се из хоризонталног и вертикалног видног поља. Како би се на адекватан начин формирала симулација видног поља прво се мора размотрити биолошки модел људског видног поља. Анализом биолошког модела видног поља дошло се до закључака који су пружили основу за формирање Симулације хоризонталног видног поља које се користи за валидацију коректности резонованог кретања кошаркашких судија.

4.1.1. Хоризонтално видно поље

Централно видно поље великог броја људи покрива угао од 50 до 60 степени. Унутар тог угла, оба ока посматрају објекат истовремено. На тај начин, фомира се централно видно поље које има већу ширину и оштрину, него свако око појединачно (Stockyard Hill Wind Farm, 2009). Наведено је приказано на слици 4.1.



Слика 4.1. Хоризонтално видно поље(Stockyard Hill Wind Farm, 2009)

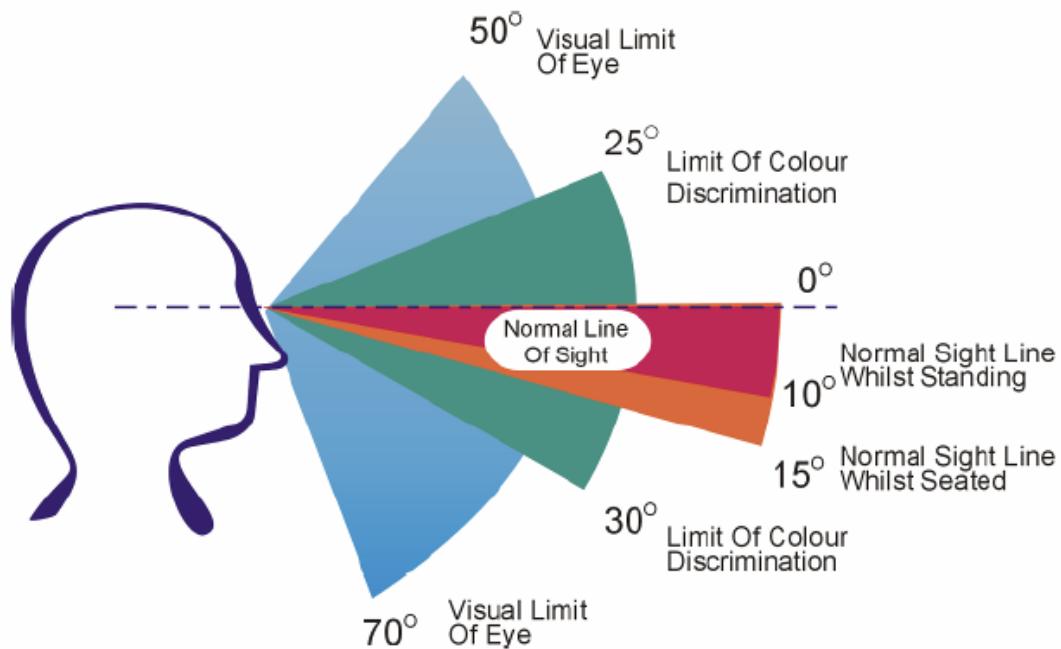


Слика 4.2. Формирање централног видног поља (Vassiliev, 2014)

Унутар централног видног поља, које се такође назива и поље двогледа - "binocular field", слике су оштре и добро видљиве, формира се перцепција дубине, односно осећај тродимензионалног простора и удаљености објеката и диференцирају се боје. (Stockyard Hill Wind Farm, 2009) Наведено је приказано на слици 4.2. (Vassiliev, 2014).

4.1.2. Вертикално видно поље

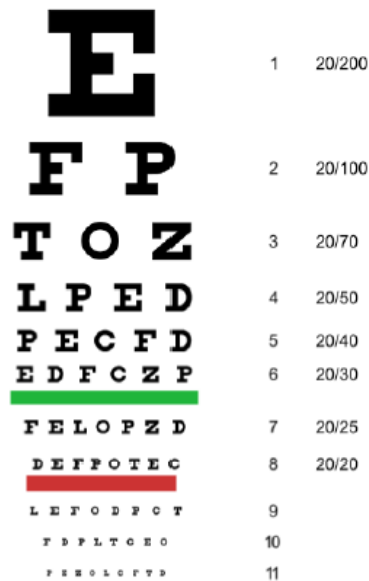
Анализа спроведена над хоризонталним аспектом видног поља, може се применити и на вертикални аспект видног поља. На основу слике 4.3, да се закључити да се подразумевана вертикална линија видног поља (означена са 0°), налази у нивоу хоризонта, односно када људско биће гледа право испред себе. (Stockyard Hill Wind Farm, 2009) Подразумевано нормално вертикално људско видно поље заузима исечак који покрива 10 до 15 степени испод линије означене са 0° , у зависности од положаја људског тела, тј. да ли је човек у усправном или седећем положају. Наведено је приказано на слици 4.3.



Слика 4.3. Вертикално видно поље (Stockyard Hill Wind Farm, 2009)

4.2. Снеленов (Snellen) графикон и добар вид

Квалитет вида мери се читањем *Snellen* - ове табеле, односно графикана (Wells Research and Development, 2013). Споменути графикон усвојен је од стране АОА (*American Optometric Association*) (АОА, 2010), и прави се у различитим размерама и мора бити видљив са раздаљине од 20 стопа у оригиналној размери, односно око 6 метара. Слова графикана су различите величине, и користе се само одабрана слова енглеског алфавета. На слици 4.4. приказан је изглед Снеленовог графикана.



Слика 4.4. Изглед Снеленовог графикана (Wells Research and Development, 2013)

Сматра се да човек добро види уколико може да прочита линију број 8 Снеленовог графикана са једном до две грешке. Линија број 8 је линија ткзв. 20 / 20 вида који се сматра добрим видом. (АОА, 2010) (Wells Research and Development, 2013)

4.3. Однос и интеграција индивидуалних и биолошких елемената у Referee's Board решењу и њихова директна веза са мотивацијом и идејом пројекта

Мапирање људског видног поља представља поприлично тежак задатак узимајући у обзир да је сваки човек различит. Имајући у виду физичке предиспозиције појединца, са нагласком на висину, дубину и ширину његовог видног поља човеково видно поље обично се представља полукружном купом при чему се истичу управо дубина и ширина његовог видног поља.

Карактеристике човековог видног поља приказане су у поглављима 4.1.1. и 4.1.2, уз дистинктивно наглашавање да људско видно поље поседује два изузетно важна аспекта, хоризонтално и вертикално видно поље. Споменуто решење заснива се на правилима које дефинише хоризонтално видно поље. На основу слике 4.1, да се закључити да централно видно поље, које се формира у пресеку видног поља левог и десног ока покрива угао од 50 - 60 степени и формира одговарајући кружни исечак, у зависности од дубине вида индивидуе.

Плавом бојом обојено је ефективно (централно) видно поље, док област око централног видног поља представља периферни вид, На слици 4.1, обојено бордо бојом приказана је репрезентација *Vison Front Point*-а, односно централне тачке видног поља у коју човек иначе гледа, када гледа директно испред себе. Ширина кружног исечка који представља наведену тачку износи 5 степени.

Са аспекта интеграције развијеног решења са реалним случајевима битно је нагласити да сваки кошаркашки судија има своје видно поље које је подесиво у

зависности од индивидуалних карактеристика његовог видног поља. Тако имплементирано видно поље, даје развијеном решењу додатну функционалност, која се огледа у детаљном конфигурисању хоризонталног видног поља кошаркашког судије, чиме се повећава тачност симулације кошаркашке акције.

Кошаркашка акција, односно дефинисање фаза, и кретање актера током истих се може дефинисати ручно, једноставним цртањем кошаркашке акције по терену. Смерница даљег развоја се односи на имплементацију посебних алгоритама који ће на основу анализе видео записа, односно слика, фрејм по фрејм изгенерисати одговарајуће податке путем које ће се акција аутоматски генерисати. Под актерима на терену подразумевају се играчи, кошаркашка лопта и кошаркашке судије.

Уколико одређени кошаркашки судија има мању оштрину, а самим тим и дубину видног поља у односу на већ усвојени 20/20 стандард, унутар саме апликације, дубина и ширина видног поља се може смањити и на тај начин потенцијално симулирати реална ситуација у којој је тај судија донео одређену одлуку. У тренутној имплементацији софтвера дубина и ширина видног поља кошаркашких судија који прате кошаркашку акцију је дефинисана да буде идентична за сваког кошаркашког судију. На основу изложене претпоставке реализоване су све симулације хоризонталног видног поља у омом раду.

20 / 20 вид је стандард који је усвојила *AOA (American Optometric Association)*. Споменути стандард наглашава да је општеприхваћен стандард за добар вид, да особа на 20 стопа, види истом оштрином и фокусом као и сви остали на истој даљини. (АОА, 2010) Уколико човек поседује вид 20 / 100, он се мора налазити удаљен 20 стопа од неког објекта, да би га видео оштро као што га виде особе са нормалним (20 / 20) видом на 100 стопа. 20 стопа износи око 6,1 метара. Дубина видног поља кошаркашког судије у овом случају мора бити 28 стопа како би у симулацију видног поља укључили и средину терена, односно квадранте 2 и 5, што транслирано у односу на стандардну величину кошаркашког терена у *Referee's Board* програму износи **425 пиксела** односно око 8,5 метара.

Развијеним методама, и алгоритмом покривања, имајући у виду тачан развој кошаркашке акције на терену, кретање кошаркашког судије током те акције, као и дубину и ширину видног поља, могуће је одредити да ли је кошаркашки судија коректно сагледао кошаркашку акцију, колики је проценат њеног сагледавања.

Имајући у виду претходно изнесене тезе, у интеграцији са неуронским мрежама, *fuzzy* контролерима и предиктивним и адаптивним елементима, поред већ утврђеног, основног едукативног својства, могуће је развити *Hawk Eye* систем за кошаркашке утакмице, као и систем кретања камера за преносе кошаркашких утакмица који ће се заснивати на предикцији неуронских мрежа.

Основна идеја јесте да се неуронска мрежа обучи, да на основу путање кошаркашке лопте током кошаркашке акције, формира идеалне путање кошаркашких судија, како би се одређена кошаркашка акција најбоље сагледала. Ослањајући се на већ споменуте методе, веома је лако утврдити, идеално кретање кошаркашких судија за одређену акцију, односно ситуацију, узимајући у обзир званичне *FIBA* правилнике, мишљења кошаркашких судија и тренера и

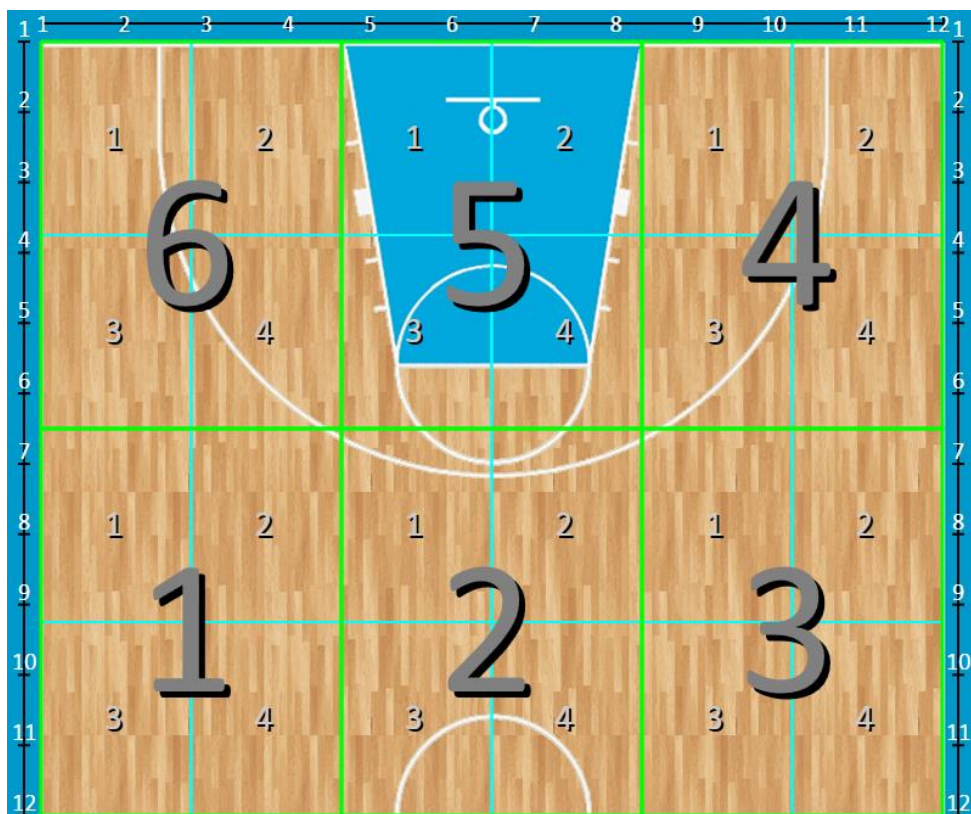
конфигурацију видног поља које се сматра добрим, односно 20/20 по већ усвојеном АОА стандарду. Током директног преноса кошаркашке утакмице, на основу алгоритама препознавања слика и бројева, могуће је генерисати кошаркашку акцију у реалном времену, корак по корак, а затим померати камере по путањама кошаркашких судија које се у одређеном тренутку формирају. На тај начин, могуће је формирати нову димензију преноса саме кошаркашке утакмице, такорећи „у очима кошаркашког судије“. Овакав метод је већ примењен у Формули 1, где је омогућено, да претплатници одређеног пакета услуга код провајдера сателитске или кабловске телевизије прате трку из болида омиљеног возача.

4.4. Основе модела симулације хоризонталног видног поља

Дозвољено време да се кошаркашка акција реализује, на основу званичних *FIBA* правила, износи 24 секунде (*FIBA - Official Basketball Rules 2014, 2014*). У реалним ситуацијама, кошаркашка акција се најчешће завршава пре истека наведеног времена. Одговор на споменуту ситуацију је већ дат у форми моделовања кошаркашке акције кроз кључне тачке при чему временски интервали између кључних тачака могу бити равномерни (на сваке 2 секунде се прави *snapshot*) или хаотични као што је већ изложено у претходним поглављима. Кључне тачке се могу формирати на основу кључних сегмената кошаркашке акције као што су додавање лопте, блокирање играча, вођење лопте до места са којег се може упутити шут ка кошу и др. Такође, утврђено је да се већина кошаркашких акција завршава у 3 до 8 фаза, док дуже акције ретко кад прелазе 15 кључних тачака, стога, предложена структура неуронске мреже подржава до 15 кључних тачака.

Основна идеја водиља иза изложеног приступа и модела неуронске мреже јесте формирање и опис односа између кретања лопте и кретања кошаркашких судија са привременим игнорисањем свих играча на терену. Према томе, једна кључна тачка се може описати тренутном позицијом кошаркашке лопте и тренутним позицијама кошаркашких судија на терену. Како би се што тачније одредило позиционирање кошаркашке лопте на терену, исти је подељен у квадранте и потквадранте, док је сваком кошаркашком судији додељено 12 фиксних позиција уз аут линије терена у којој се исти може наћи. Подела апроксимиране скице кошаркашког терена на основу димензија која је дефинисала *FIBA* је приказана је на слици 4.5. и на основу наведене скице и поделе кошаркашког терена реализоване су симулације хоризонталног видног поља.

На слици 4.5. у односу на званичне ознаке *FIBA* терена које су важеће од 2010. године одступа изглед и ширина рекета који се налази у квадранту 5 и локација линије за 3 поена. У докторату су коришћене ознаке које су биле важеће до 2008. године (*FIBA - Official Basketball Rules 2008 - Referees' Manual - Three-Person Officiating, 2008*), односно тренутно актуелна правила су наступила након Олимпијаде у Пекингу 2008. године, када је линија за 3 поена померена са 6,25 метара на 6,75 метара, док се ширина рекета смањила са 6 на 4,90 метара (*FIBA - Historic Rule Changes, 2008*).



Слика 4.5. Подела кошаркашког терена

Свакако у овом докторату није битан изглед терена већ расподела квадраната на основу које се апроксимативно одређује путања кретања лопте током кошаркашке акције. Иста шема поделе квадраната се може применити и на тренутно актуелно означавање терена и правила игре. Претпоставља се да примена наведене шеме поделе квадраната на споменуто актуелно означавање терена и правила игре не утиче на апроксимацију кретања лопте током кошаркашке акције пошто су димензије терена непромењене. Померање линије за 3 поена са 6,25 на 6,75 метара утиче на резултат саме кошаркашке утакмице уколико се са наведене позиције постигне кош, међутим са аспекта симулације хоризонталног видног поља, које има апроксимативну природу сматра се да померање играча од 50 центиметара не утиче знатно на финалну симулацију видног поља. Такође, иако се у раду (Markoski, et al., 2011) у *BBFR* програму користи апроксимирано обележавање терена на основу скице из 2010. године, кошаркашке акције на основу којих су формирани обучавајући и тест скупови неуронских мрежа су формиране на основу шеме кошаркашког терена и правила која су важила до 2008. године. Стога, једна од смерница даљег истраживања јесте модификација формираних кошаркашких акција како би се исте прилагодиле тренутно актуелним правилима и подели терена са циљем да се испита да ли је прикупљено знање, са аспекта видног поља транзитивно и да ли се исто може применити на тренутно актуелна правила. Уколико се погледа коришћена шема да се закључити да се померање играча уназад, са аспекта шутева за 3 поена, може одразити на позицију лопте и уколико се налази релативно близу линија на основу којих је кошаркашки терен подељен у квадранте и потквадранте, поставити га у квадрант, односно потквадрант који је најближи њему у односу на тренутну локацију линије за 3

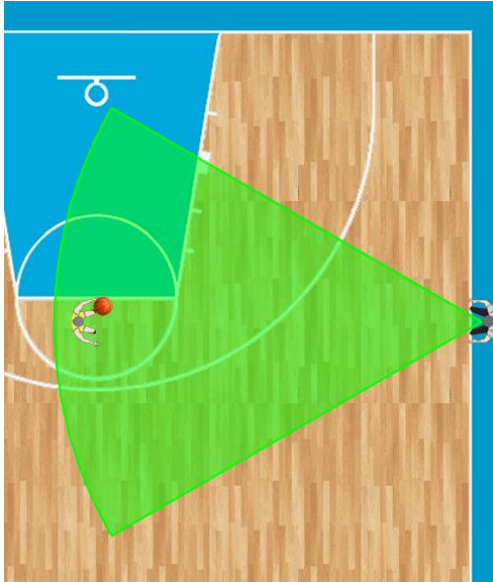
поена и радијално (полукружно) померање играча у односу на локацију коша. Према томе, претпоставља се да би наведена модификација у одређеним ситуацијама, због измене кошаркашких акција потенцијално утицала на формирање улазних вектора за обучавање и тестирање неуронске мреже, док се претпоставља да би излазни вектори који представљају кретање кошаркашких судија били непромењени пошто се сматра да померај од 50 центиметара радијално не утиче знатно на резултате симулације хоризонталног видног поља која је по својој природи апроксимативног типа. Такође, промена мапирања терена са аспекта ширине рекета (са 6 метара на 4,90 метара) се може одразити на формирање улазних вектора за обучавање и тестирање неуронске мреже пошто би се онда пропорционално променила ширина тренутно формираних квадраната и потквадраната. Уколико се примени претходно изложени начин мапирања терена на основу претходно споменуте промене ширине рекета, позиције кошаркашких лопти које су у кључним тачкама кошаркашке акције налазе близу тренутних граница мреже (слика 4.5.) којом се кошаркашки терен дели на квадранте и потквадранте, представљају највероватније кандидате за промену вредности квадранта или подквадранта којим се описује позиција кошаркашке лопте. На основу изложеног, у зависности од кошаркашке акције и кретања кошаркашке лопте по терену, може се, али претпоставља се, не драстично, променити вредност квадранта или потквадранта којим се описује позиција кошаркашке лопте у некој кључној фази кошаркашке акције. Наведени правац истраживања би утврдио у којој мери је предложени модел флексибилан и отпоран на мале измене у правилима кошаркашке игре. Такође, битно је напоменути се циљеви овог доктората не ослањају стриктно на правила кошаркашке игре како би се формирао едукативни софтвер за обучавање младих кошаркашких судија.

Развијено решење дизајнирано је, и развијено са циљем да се утврди, са којим процентом успешности је део неке кошаркашке акције сагледан, како бисмо проценили да ли се судија адекватно кретао или није.

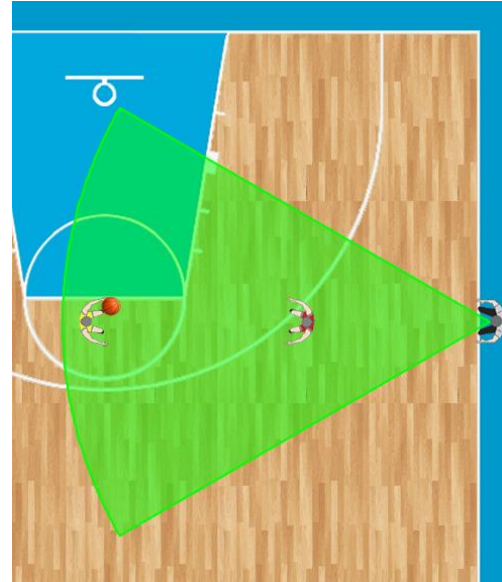
Сваки кошаркашки судија надгледа поједине квадранте кошаркашког терена и прати кретање лопте по додељеним квадрантима, било да је лопта вођена од стране неког играча, или се налази у транзицији (додавање) или је пак упућена ка кошу. Расподелу надлежности над квадрантима кошаркашког терена могуће је променити тако да поједини квадранти припадају двојници судија. Приликом таквих распореда, одлука кошаркашког судије са бољом сагледаношћу акције је валиднија. Тренутно мапирање квадраната кошаркашког терена приказано је на слици 4.5. Квадранти број 6, 4 и 2, на основу тренутне конфигурације, поседују двоструку надлежност.

Кошаркашки судија има своје видно поље које је подесиво у зависности од индивидуалних карактеристика његовог видног поља. Ефективно видно поље кошаркашког судије је област обојена зеленом бојом на слици 4.6. и налази се у равни са *Vision Front Point*-ом (*Focal Point*). Имајући у виду различите конфигурације терена, и потребу за индивидуализацијом кошаркашког судије, дубина и ширина видног поља је подесива. Само видно поље кошаркашког судије представља објекат који се назива Објекат претраге (*Sweeping Object*) у којем се одвијају све радње које се односе на детекцију колизије.

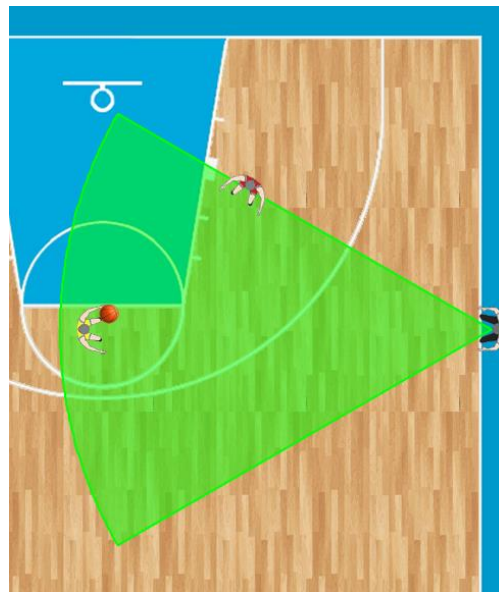
Уколико се неки објекат нађе директно између кошаркашког судије и објекта са лоптом (играча) или самом лоптом, односно унутар Објекта прекида, у меморији *Referees Board* решења за наведени случај и судију, бележи се прекид видљивости у одређеном временском интервалу за одређеног кошаркашког судију. Споменути објекат назива се Објекат прекида (*Interruption Object*) и приказан је на слици 4.7.



Слика 4.6. Ефективно видно поље судије



Слика 4.7. Објекат прекида



Слика 4.8. Шум

Уколико се неки објекат нађе у ефективном видном пољу судије, односно Објекту претраге, назива се шумом (*Noise*, односно *Noise Object*) и приказан је на слици 4.8. У зависности од тога колико се налази близу објекта који се прати, шум може бити већи или мањи. На основу процента покривености области ефективног видног поља судије, величине самог објекта који се сматра шумом и удаљености

самог објекта од објекта са лоптом формира се мера која, приликом финалног прерачунавања умањује проценат сагледаности дела кошаркашке акције од стране кошаркашког судије. Шум може постати Објекат прекида уколико се нађе у директној линији између кошаркашког судије и објекта са лоптом (играча). Уколико се Објекат прекида удаљава од претходно наведене директне линије, исти постаје Шум.

Рачунање процента сагледаности заснива се на колизији објеката, са аспекта површине истих, између видног поља кошаркашког судије, играча и лопте, дистанци између истих, и времена који они проводе током процеса саме колизије и кретања по терену. Наведени метод је опште познат и користи се у изради најразличитијих 2D и 3D забавних рачунарских софтвера (игри) и стога овде неће бити излаган.

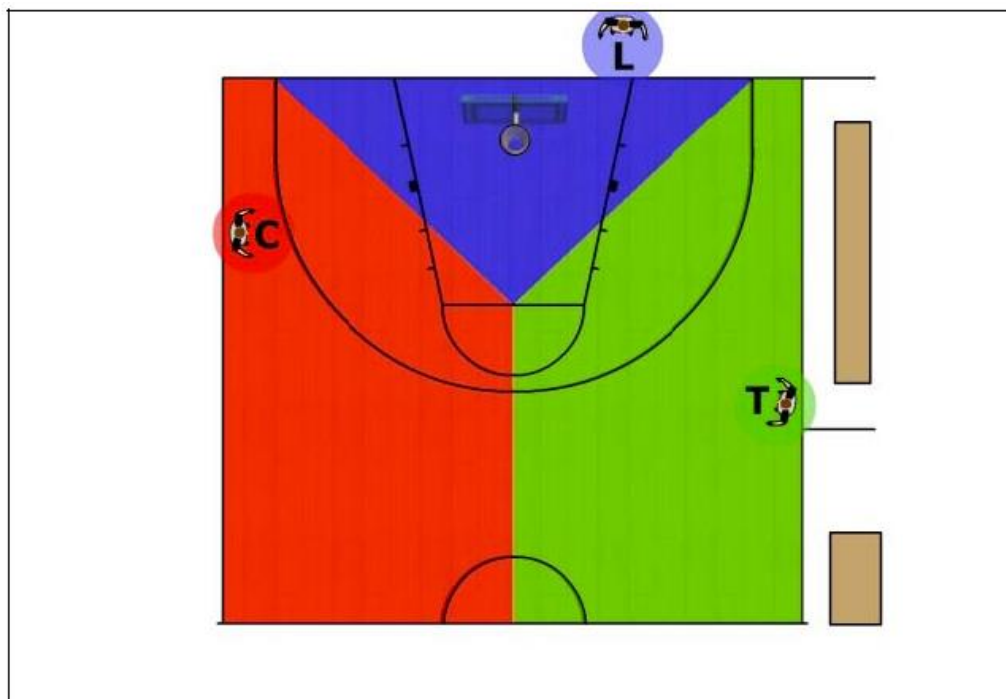
Пошто се кошаркашком судији додаје надлежност над одређеним квадрантима кошаркашког терена, потребно је за сваки појединачни квадрант одредити проценат сагледаности дела акције насупрот сумарног процента за све квадранте над којим исти има надлежност. Следећи пример ће најбоље илустровати наведену тврдњу. Претпоставимо да је надлежност над једним квадрантом додељен двојци кошаркашких судија. Процент сагледаности дела акције једног кошаркашког судије је 62,77% док је проценат сагледаности дела акције другог кошаркашког судије 85,33%. Из наведеног следи да се први судија (са процентом сагледаности кошаркашке акције од 62,77%) није добро кретао током кошаркашке акције, док се други судија (са процентом сагледаности кошаркашке акције од 85,33) боље кретао. Поставља се питање: шта ако је висина процента сагледаности другог судије резултат високог процента сагледаности у осталим квадрантима, док је реална ситуација, да је проценат сагледаности првог судије у спорном квадранту у којем деле надлежност 91%, док је проценат сагледаности другог судије у истом том квадранту 45%?

Тако постављена методологија сагледавања кошаркашке акције од стране кошаркашког судије, и уопште симулације хоризонталног видног поља поставила је следеће услове како бисмо сматрали кретање кошаркашких судија прихватљивим:

1. Уколико је сагледаност кошаркашке акције у било ком квадранту, без обзира на дељење надлежности испод 60%, кретање кошаркашких судија се сматра негативним (незадовољавајућим).
2. Пети квадрант, представља рекет терена и нема дељену надлежност. Процент сагледаности се игнорише уколико сви остали квадранти имају проценат сагледаности акције који је већи од 60%. Разлог који се крије иза оваквог начина евалуације лежи у чињеници да се велики део кошаркашке акције управо дешава испод рекета па ће управо испод рекета увек постојати велики број Објеката прекида или Објеката шума који ће смањивати проценат сагледаности акције. При томе, треба имати у виду да само један судија има надлежност над наведеним квадрантом. Чак иако је проценат сагледаности преко 60% у наведеном квадранту, исти се искључује из евалуације. У даљем раду, током симулације хоризонталног видног поља показало се да се често јавља задовољавајући проценат

сагледаности у спорном петом квадранту, али је исти због природе игре и описане ситуације изопштен из евалуације кретања кошаркашких судија.

Формат извештаја има следећу структуру. Поља *Referee* 1, 2 и 3 садрже ознаке квадранта и проценат сагледаности акције унутар тог квадранта у формату $[kvadrant_x : procenat_x] \dots [kvadrant_x : procenat_x]$ где је x ознака квадранта која је додељена кошаркашком судији. Да би извештај био што концизнији, уведена је и графичка репрезентација истог у виду кошаркашког терена који је подељен на квадранте.



Слика 4.9. Званична основна шема поделе сагледавања кошаркашког терена на основу правила из 2008. године (FIBA - Official Basketball Rules 2008 - Referees' Manual - Three-Person Officiating, 2008)

Већ је споменуто да је терен подељен на квадранте и потквадранте. Званична основна шема на основу које кошаркашке судије надгледају терен приказана је на слици број 4.9. која је преузета из (FIBA - Official Basketball Rules 2008 - Referees' Manual - Three-Person Officiating, 2008). На основу слике 4.9. да се видети да је наведена област триангуларно подељена са центром на средини терена по X оси, док се центар наведене средине поделе по Y оси налази на предефинисаној линији за слободна бацања. Крајеви линија које деле кошаркашки терен завршавају се у пресецима линије за 3 поена са линијом која дефинише ширину кошаркашког терена. На основу изложене поделе закључено је да кошаркашки судија који се налази испод коша гледа само у рекет терена парцијално посматрајући и углове терена које се налазе са његове леве и десне стране. Пошто је већ уведена и примењена шема са 6 квадраната утврђено да наведена расподела сагледавања кошаркашког терена не одступа знатно од званичне основне шеме надгледања истог од стране кошаркашких судија.

Конкретно, уколико се погледају кошаркашке судије које су позициониране дуж половине дужине кошаркашког терена, да се закључити, уколико се примени шема са 6 квадраната, да исти у суштини надгледају квадранте који су на основу изложене шеме њима и додељени. Дакле кошаркашки судија број 1 који је на слици 4.9. обележен са *C* (*Center*) сагледава квадранте 6, 1 и 2 чија је област већином обојена црвеном бојом. Кошаркашки судија број 2 који је на слици 4.9. обележен са *T* (*Trail*) сагледава квадранте 4, 3 и 2 чија је област већином обојена зеленом бојом, док кошаркашки судија број 3 који је на слици 4.9. обележен са *L* (*Lead*) сагледава квадранте 6, 5 и 4 чија је област већински обојена плавом бојом. Имајући у виду да кружни исечак који представља ефективно видно поље кошаркашког судије мало прелази половину кошаркашког терена и са аспекта ширине и дужине половине кошаркашког терена дошло се до закључа да наведена поставка омогућује кошаркашким судијама да апроксимативно сагледају квадранте који су им додељени. Како би се нагласило синхронизовано кретање судија, квадранти поседују исте димензије тако да кошаркашке судије у суштини, на сумарном нивоу, сагледавају области приближно истих површина. Из наведеног разлога, видно поље кошаркашког судије број 3 који је на слици 4.9. обележен са *L* је проширено како би обухватио квадранте 6, 5 и 4. Такође, уколико се размотри подела терена на 6 квадраната са слике 4.9. као и званична шема на основу које се надгледа терен да се видети да је квадрант 6 обележен и плавом и црвеном бојом, односно делове наведеног квадранта сагледавају кошаркашке судије број 1 (*C*) и 3 (*L*) са аспекта сагледаности кошаркашког терена од стране кошаркашких судија. Даље квадрант број 4 обележен је и плавом и зеленом бојом, односно делове наведеног квадранта сагледавају кошаркашке судије број 2 (*T*) и 3 (*L*), док је квадрант број 2 обележен црвеном и зеленом бојом, односно делове наведеног квадранта сагледавају кошаркашке судије број 1 (*C*) и 2 (*L*). Из наведеног уследила је идеја о квадрантима са подељеном надлежношћу где се са аспекта синхронизованог кретања кошаркашких судија тражи да барем један од кошаркашких судија поседује проценат сагледаности дешавања у наведеном квадранту изнад 60% ако би се кретање кошаркашких судија на основу евалуације осталих квадраната прогласило задовољавајућим. На основу изложеног закључује се да да квадранти број 1, 3 и 5 немају дељену надлежност тако да је веома битно да се кошаркашке судије крећу тако да на адекватан начин сагледају дешавања у наведеним квадрантима пошто се евалуација кошаркашке акције сматра незадовољавајућом уколико у барем једном квадранту проценат сагледаности кошаркашке акције буде испод 60% уз наравно изузеће квадранта број 5 због претходно изложене природе кошаркашке акције. Наведени начин евалуирања кретања кошаркашких судија указује на мандаторно синхронизовано кретање како бисмо што боље и што оптималније сагледали кошаркашку акцију што са аспекта обучавања младих кошаркашких судија има едукативну вредност. Такође, предложени модел претпоставља да су све судије са аспекта сагледавања кошаркашке акције једнаки, иако је јасно да на основу изложених улога кошаркашких судија (*Lead*, *Center* и *Trail*) исти имају специфичну надлежност са аспекта доношења одлуке односно суђења и промена позиције (када домаћи тим или гости добију право напада) током кошаркашке утакмице. Међутим, већ је споменуто да се смилулација хоризонталног видног поља не заснива на правилима кошаркашке игре и основни циљ јој је да укаже на адекватно синхронизовано кретање кошаркашких судија на основу утврђеног критеријума. Такође, иако је у развијеном софтверу конципирано и реализовано да,

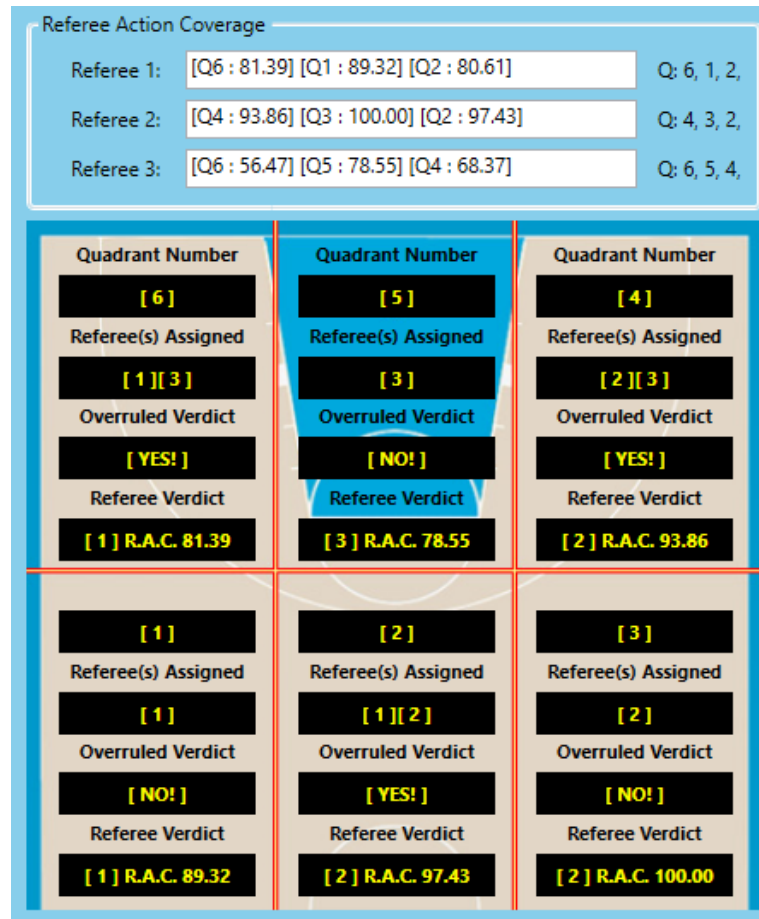
кошаркашке судије не улазе у терен, тј. да се крећу искључиво дуж аут линије кошаркашког терена, често се дешава да неки од кошаркашких судија, у зависности од ситуације, током надгледања кошаркашке акције и мењања позиције, мало уђе у кошаркашки терен и позиционира се тако да не смета играчима на терену. Наведено је парцијално и приказано на слици 4.9. Затим, често се дешава да кошаркашки судија добро сагледа кошаркашку акцију, да јасно види да је дошло до фаула или неког неспортског понашања, али исти то не пријави. Према томе, оформљена симулација хоризонталног видног поља се не може користити за утврђивање коректности одлуке кошаркашког судије већ само у едукативне сврхе за обучавање младих кошаркашких судија кроз евалуацију оптималних синхронизованих кретања кошаркашких судија.

Сваки квадрант садржи следеће информације:

- *Quadrant Number* - Број квадранта за који се утврђује проценат сагледаности акције.
- *Referee (s) Assigned* - Ознаке судија који поседују надлежност над тим квадрантом. За сада, судије су обележене нумерички, тако да вредност овог параметра може бити нерепетативна комбинација бројева 1, 2 и 3, следећи формат [r] [r] ... [r] где је r број, односно ознака кошаркашког судије.
- *Overruled Verdict* - Сврха овог параметра јесте да се нагласи, да ли, уколико више судија има надлежност над једним квадрантом, неки од кошаркашких судија који имају надлежност над одређеним квадрантом поседује већи проценат сагледаности у односу на другог. Вредности наведеног параметра су *YES!* (уколико квадрант има двојну надлежност, где један кошаркашки судија увек сигурно боље сагледава дешавања у наведеном квадранту него други) и *NO!* (уколико квадрант нема двојну надлежност). Алтернативно, наведени параметар се може користити да се и на визуелни начин укаже да ли квадрант има двојну надлежност или не. Међутим наведено се већ може закључити на основу лабела и вредности текстбокса изнад визуалне репрезентације резултата.
- *Referee Verdict* - Путем овог параметра, на веома једноставан и директан начин, саопштава се који судија има највећи проценат сагледаности акције у том квадранту, и стога се истиче судија који се најбоље кретао и сагледао наведени квадрант. *Referee Verdict* параметар има следећи формат [r] *R.A.C. proc*, где је [r] ознака судије, *R.A.C.* акроним за *Referee's Action Coverage*, док *proc* означава вредност процента сагледаности дела акције судије [r], у том квадранту.

Узмимо за пример, резултате акције са слике 4.10. Уколико почнемо да читамо резултате, са визуалне репрезентације резултата, да се закључити да надлежност над квадрантом број 6 имају судије 1 и 3, да постоји надгласавање одлука, да судија број 1 има највећи проценат сагледаности акције у том квадранту, и да се приликом сагледавања акције у том квадранту управо он боље кретао у односу на кошаркашког судију број 3 чија се сагледаност кошаркашке акције у наведеном квадранту сматра незадовољавајућом. Ипак пошто је квадрант број 6 квадрант са дељеном надлежности, сагледаност дешавања у наведеном квадранту од стране кошаркашких судија број 1 и 3 се прихвата на основу претходно утврђеног критеријума евалуације хоризонталног видног поља. Квадрант број 5 нема

подељену надлежност, и право одлучивања о дешавањима унутар тог квадранта има судија број 3, са процентом сагледаности акције од 78,55%. Сагледаност од 100% у квадранту број 3 указује да је кошаркашки судија број 2, оно што је видео у квадранту број 3 видео одлично чак иако у наведеном делу терена потенцијално није било актера.



Слика 4.10. Резултат сагледаности акције по квадрантима

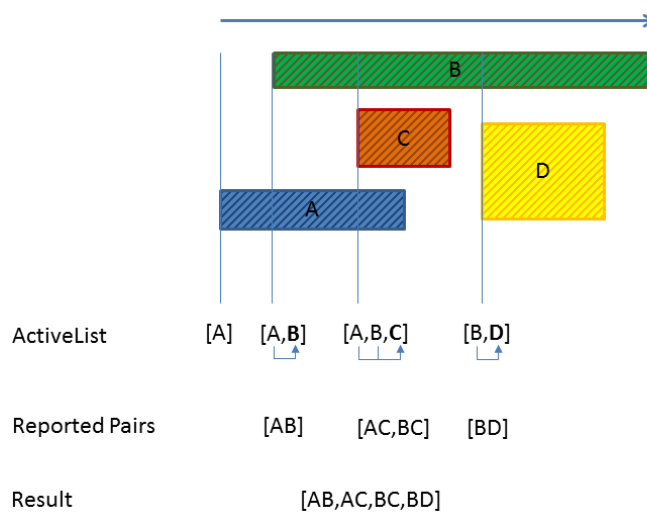
Још један занимљив аспект процене моћи сагледавања кошаркашке акције јесте сепарација дубине видног поља по зонама, јер је евидентно да чак и људи са видом који се сматра добрим (20/20 на основу АОА) боље виде објекте који су им близу него објекте који су им даље. Наведена теза биће размотрена током имплементације симулације видног поља.

4.5. Структура и имплементација модификованог Sweep and Prune алгоритма

4.5.1. Основе модификованог Sweep and Prune алгоритма

Sweep and Prune алгоритам се уопштено састоји из три фазе у тродимензионалној графици : широка фаза, средња фаза и уска фаза. У дводимензионалној графици друга фаза се може прескочити пошто се углавном користти за детекцију колизије између играча и 3D нивоа у видео играма. Чест пример може бити колизија траве и камења са одећом играча. У широкој фази *Sweep and Prune* алгоритма објекти који се могу потенцијално сударити се детектују на основу преклапања оса.

Пошто представљено решење користи дводимензионалну графику, током широке фазе *Sweep and Prune* алгоритма, преклапање оса се рачуна на основу X и Y осе. У рачунарској графици, X оса представља ширину, док Y оса представља висину слике или форме. За све објекте у дводимензионалном свету, који се налазе унутар одређене области, и описани су паровима X и Y оса, парови објеката који се могу сударити се формирају на основу дистанци крајње леве и крајње десне тачке објекта које су поравнате у односу на одређену осу. Уколико је крајња лева тачка неког објекта, пресликана на одређену осу и блиска крајњој десној тачки одређеног објекта постоји шанса да ће се ти објекти сударити, па се стога наведени објекти стављају у листу праћења па се затим у уској фази наведеног алгоритма проверава да ли је дошло до колизије наведених објеката. Током уске фазе *Sweep and Prune* алгоритма, често се користи једноставан *Bounding Box* алгоритам како би се утврдило да ли се објекти из наведеног пара преклапају а самим тим и сударају или не.



Слика 4.11. Основе *Sweep and Prune* алгоритма (Jitter Physics, 2011)

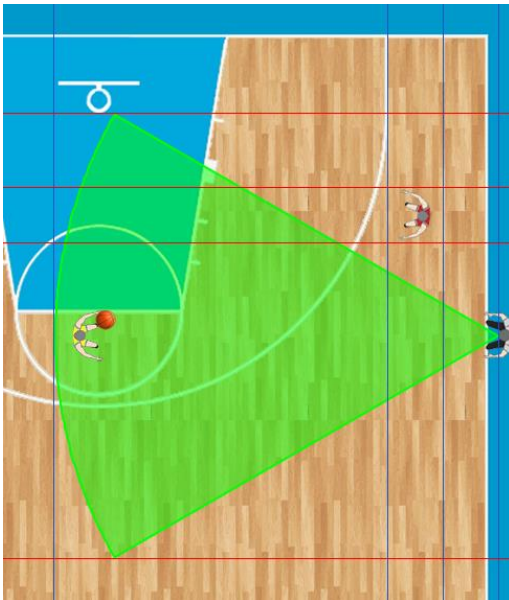
За реализацију симулације хоризонталног видног поља са аспекта детекције колизије, иницијално је коришћен *Sweep and Prune* алгоритам, али је после утврђено да је исти, чак и уз одређене модификације прескуп за израчунавање и има велику временску сложеност. Иницијално, током широке фазе модификованог *Sweep and Prune* алгоритма, алгоритам је пратио само кружни исечак који представља видно поље, и играче, насупротив класичног *Sweep and Prune* алгоритма који прати све елементе дводимензионалног простора. У циљу повећавања ефикасности развијеног решења одлучено је да се имплементација симулације хоризонталног видног поља реализује на основу претходно изложених смерница, с тим што се током развоја симулације видног поља увидело да се исти може додатно побољшати уколико се направе одређене круцијалне измене. У даљем тексту биће изложена иницијално коришћена модификација *Sweep and Prune* алгоритма, па ће након тога бити изложена коначно одабрана реализација алгоритма која је коришћена за конкретну евалуацију путања кошаркашких судија. Због одређених измена у концептима имплементације коначно решење мало одступа од принципа *Sweep and Prune* алгоритма, што ће даље у тексту бити описано.

4.5.2. Имплементација алгоритма

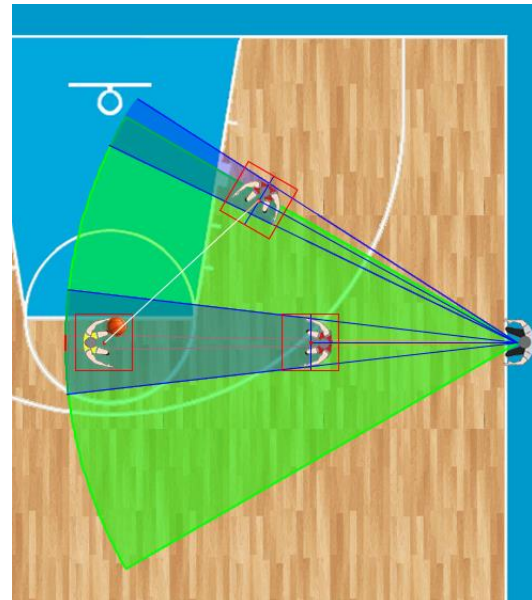
У даљем тексту биће изложена имплементација алгоритма који се користи за симулацију хоризонталног видног поља. Прво ће бити изложена иницијална имплементација развијеног алгоритма, затим следи коначна имплементација истог са описом кључних фаза алгоритма. Кључне фазе развијеног алгоритма су у форми дијаграма активности приказане на слици 4.22 у потпоглављу 4.5.2.2.

4.5.2.1. Иницијална имплементација модификованог Sweep and Prune алгоритма

Током широке фазе *Sweep and Prune* алгоритма, алгоритам прати и упарује све потенцијалне објекте који се могу сударити унутар дводимензионалног простора по X и Y осима (на слици 4.12. обојено црвеном и светло плавом бојом редом). Као што је већ споменуто, у овом случају, могуће је упарити само играче и кружни исечак који представља видно поље кошаркашког судије.



Слика 4.12. Широка фаза *Sweep and Prune* алгоритма



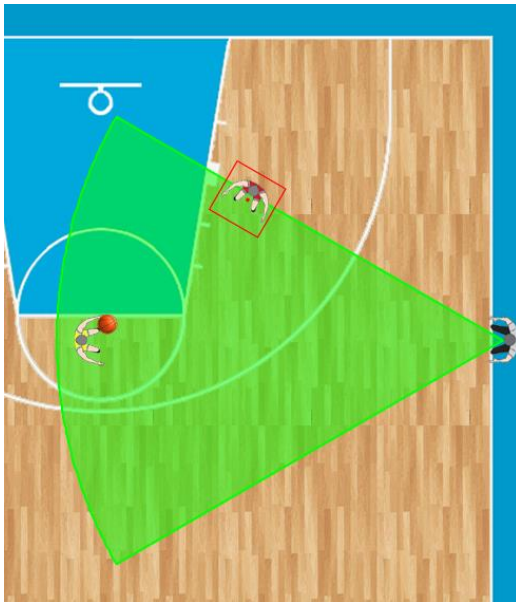
Слика 4.13. Уска фаза *Sweep and Prune* алгоритма

Када се установи колизија између Објекта претраге и објекта који представља кошаркашког играча на терену, креира се објекат који ће смањивати проценат успешног сагледавања акције. Наведено се одвија током уске фазе на основу једноставне *Bounding Box* провере. Када се наведена два објекта сударе, исти формирају такозвани Објекат сенке (*Shadow object*). Према томе, проценат успешне сагледаности представља однос површине области која се формира када се одузму утицаји Објекта сенки од површине Објекта претраге, насупрот саме површине Објекта претраге.

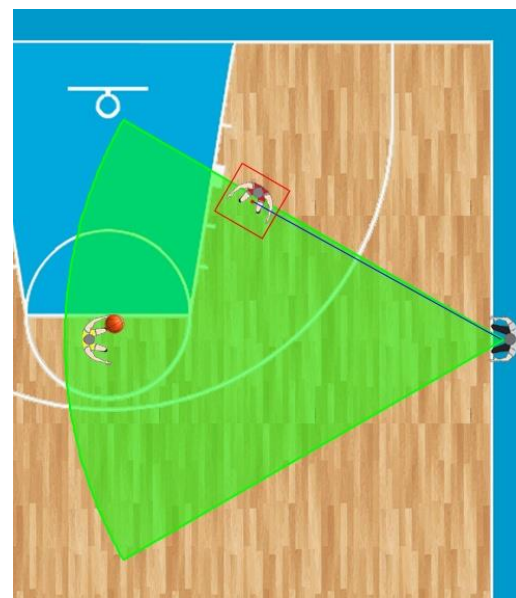
Са аспекта детекције колизионих објеката, као што је већ изложено, модификовани алгоритам препознаје две врсте објеката Објекте шума и Објекте прекида. Једина разлика између наведена два објекта лежи у третирању истих. Објекти шума имају коефицијент који се калкулише на основу раздаљина између

Пратећег објекта (лопте, играча са лоптом) и самог Објекта шума. Коефицијент шума је вредност из интервала $[0.1, 1.0]$. Што је већа раздаљина између наведених објеката, мањи је коефицијет шума. Коефицијент шума се примењује приликом израчунавања површине Објеката сенки, тако што се површина израчунатог објекта множи наведеним коефицијентом како би се симулирала удаљеност објекта. Према томе, што је објекат ближи центру видног поља, коефицијент је већи, а самим тим и утицај сенке коју формира одређени објекат, па се стога одузима већа површина од површине Објекта претраге. Наведени механизам је осмишљен како би се симулирало хоризонтално видно поље које се се полако смањује од фронталне видне тачке ка периферном виду, са циљем да се истакну објекти који се налазе у ефективном видном пољу.

Слике од 4.14. до 4.20. показују како је у уској фази модификованог *Sweep and Prune* алгоритма реализована *Bounding Box* провера колизије објеката, и како се формира Објекат сенка на основу препознатог Објекта шума. Формирање Објекта сенке одвија се на основу следећих корака:



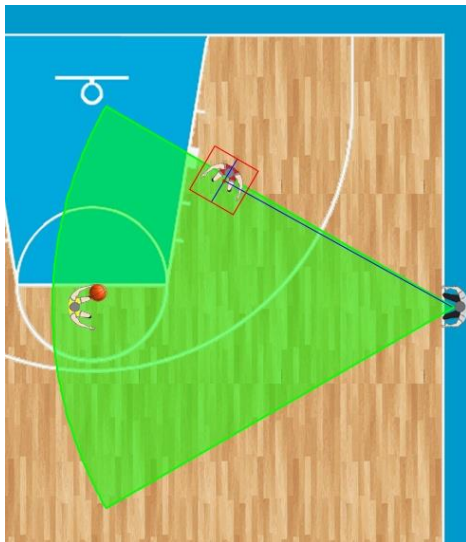
Слика 4.14. Преклапање играча и Објекта претраге



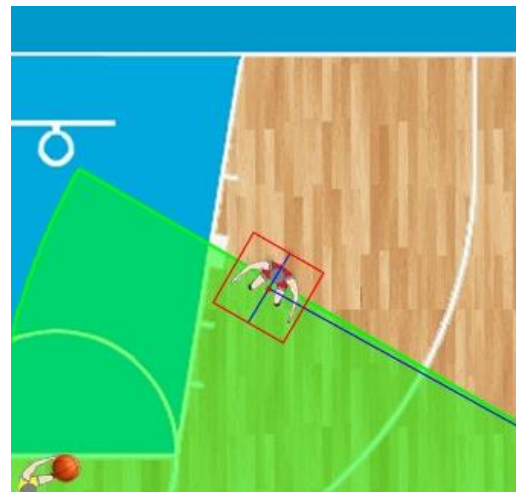
Слика 4.15. Проналажење центра Објекта шума

- Током уске фазе *Sweep and Prune* алгоритма, када се утврди колизија између Објекта претраге и објекта који представља кошаркашког играча, кроз *Bounding Box* проверу, објекат који представља кошаркашког играча се проглашава Објектом шума. Пошто сваки Објекат шума може да постане Објекат прекида, приликом сваког фрејма, када се рачуна колизија, проверава се да ли је Објекат шума и даље Објекат шума, или је постао Објекат прекида који се налази између објекта који се прати и увек се налази на средини ефективног видног поља и самог кошаркашког судије.
- Када се објекат прогласи Објектом шума, као што је то приказано на слици 4.8. и слици 4.14. формира се Централна линија која повезује средину Објекта шума и кошаркашког судије, као што је то приказано на слици 4.15.

- Затим се формира Нормална линија која је нормална у односу на Централну линију, што значи да се поставља под углом од 90 степени, као што је то приказано на слици 4.16.
- Следећи корак у уској фази представљеног алгоритма представља преклапање Објекта шума и Нормалне линије како би се утврдили Крајњи преклапајући пиксели, као што је то приказано на слици 4.17. Прелапајући пиксели, овде названи Кључни Преклапајући пиксели су обележени црвеним квадратима.
- У овом стадијуму алгоритма, потребна су два Кључна Преклапајућа пиксела. Када се наведени пиксели пронађу, кроз проверу раздаљине путем *Bounding Box* провере, проверава се да ли су наведени пиксели стварно Крајњи преклапајући пиксели. За сваки нетранспарентни гранични пиксел, укључујући и пикселе који су претходно детектовани током преклапања Нормалне линије и самог Објекта шума, раздаљина између истог и центра Објекта праћења, пиксели са највећом и најмањом удаљености од Објекта праћења се потврђују или проглашавају Кључним Преклапајућим пикселима.

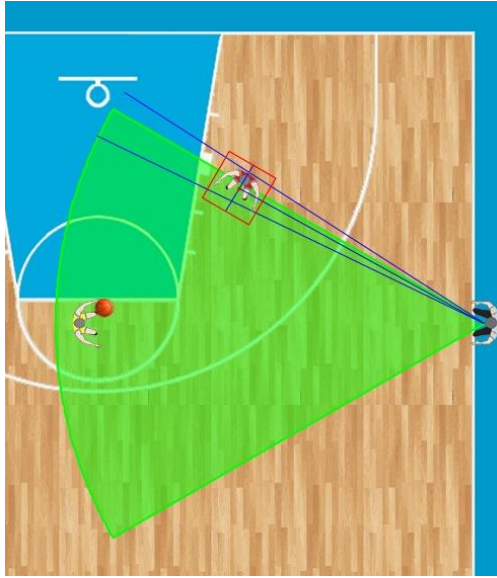


Слика 4.16. Формирање Нормалне линије

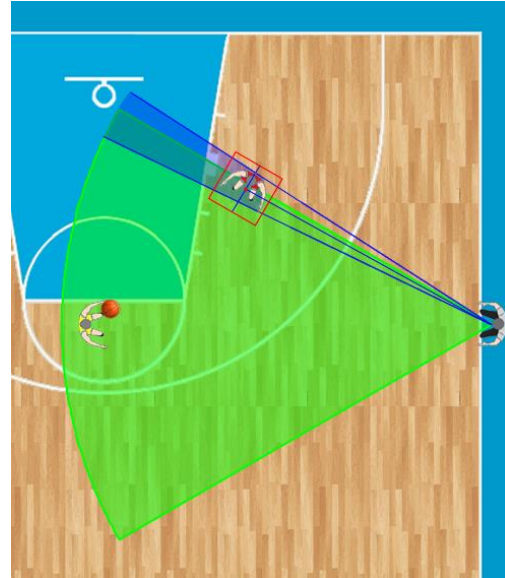


Слика 4.17. Проналажење Крајњих преклапајућих пиксела

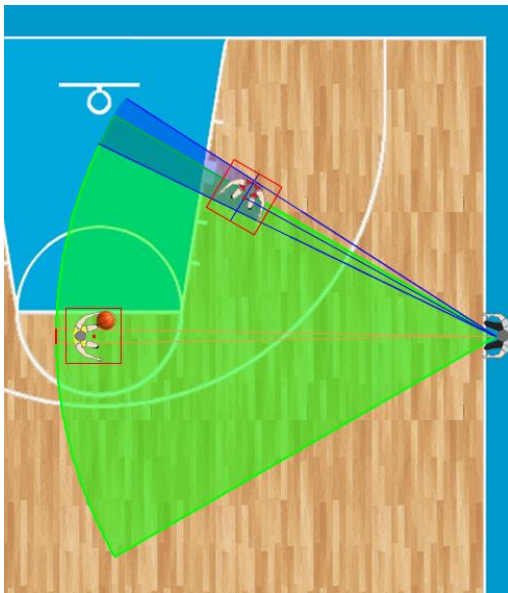
- У следећем кораку уске фазе наведеног алгоритма, још два објекта се креирају: Горња граница објекта и Доња граница објекта. Објекат који представља вектор који повезује Кључни Преклапајући пиксел са највећим растојењем од Објекта праћења и центар кошаркашког судије назива се Горња граница објекта, док се вектор који повезује пиксел са најмањим растојањем од Објекта праћења и центар кошаркашког судија назива Доња граница објекта. Наведено је приказано на слици 4.18.
- Кад се Горња граница објекта и Доња граница објекта формирају, Објекат сенке се може формирати на основу пресека Објекта претраге, Објекта шума, Горње границе објекта, Доње границе објекта и Кључних преклапајућих пиксела, као што је то приказано на слици 4.19.



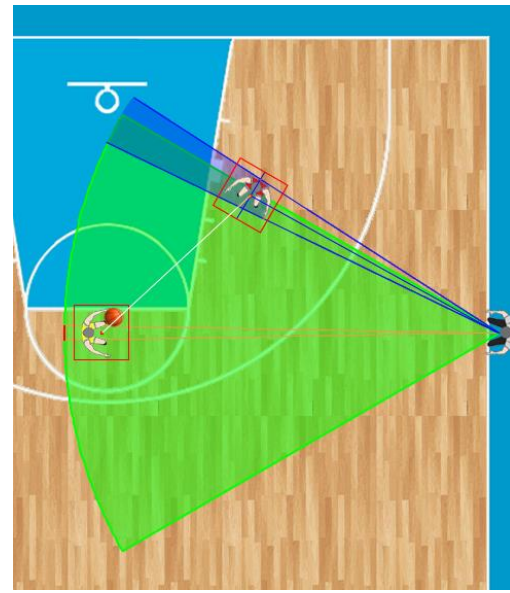
Слика 4.18. Формирање Горње границе објекта и Доње границе објекта



Слика 4.19. Формирање Објекта Сенке



Слика 4.20. Проналажење центра Објекта праћења



Слика 4.21. Утврђивање раздаљине између Објекта шума и Објекта прекида

- Сlike 4.20. и 4.21. приказују последњи корак у уској фази модификованог *Sweep and Prune* алгоритма и у њему се рачуна раздаљина између Објекта шума и Објекта праћења како би се утврдило колико је Објекат шума близу Објекту праћења. У овом кораку формира се линија која повезује Објекат шума и Објекат праћења, која у форми праве линије повезује центре Објекта шума и Објекта праћења, пролази кроз Објекатшума и завршава се на најближој ивици Објекта претраге. На основу односа дужине између вектора који повезује Објекат праћења и Објекат шума, и вектора који повезује Објекат праћења и најближу ивицу Објекта претраге формира се мера којом се указује колико наведени Објекат шума утиче на сагледавање

видног поља. Што је Објекат шума ближи Објекту праћења, наведени коефицијент је већи, и обрнуто.

Објекти сенки за Објекте прекида се формирају на исти начин као и за Објекте шумова, са једном кључном разликом. Објекти сенки Објеката прекида немају Коефицијенат шума којим, са аспекта израчунате површине Објекта сенки математички смањује површину области истог, како би се симулирало простирање ефективног видног поља које се смањује ка периферном видном пољу. Такође, може се сматрати да је вредност коефицијента шума за Објекте сенки Објеката прекида једнака јединици. На наведени начин се додатно наглашава да се ради о Објекту прекида, и да ће се површина области коју заклања његов Објекат сенки треба, без примене коефицијента који симулира простирање ефективног видног поља, директно одузимати од сагледане површине Објекта претраге. Слика 4.13. приказује Објекат прекида и његов Објекат сенке.

Када се сви Објекти сенки формирају, на основу преклапања са Објектом претраге, површина Објеката претраге се смањује. Површина Објекта претраге се лако израчунава пошто Објекат претраге представља кружни исечак који поседује одговарајућу дубину, распон и угао. Уколико се дубина Објекта претраге третира као полупречник круга, и познат је угао на основу које се наведен кружни исечак шири, могуће је одредити тачну површину кружног исечка, тако што ће се израчунати површина круга полупречника дужине једнаке дубини Објекта претраге, и онда се пропорционално подели на основу угла који Објекат претраге покрива. На основу основне формуле за површину круга

$$A = \pi r^2$$

где се са A означава површина круга, r је полупречник круга, и π је Лудолфов број заокружен на 3.14 и имајући у виду да круг има 360 степени, и да је ширина ефективног видног поља 60 степени, лако је израчунати површину Објекта претраге по формули

$$A_c = \frac{\pi r^2}{6}$$

и иста износи 94527 пиксела.

Уколико се Објекат сенке и Објекат претраге не преклапају у потпуности, на основу пиксела који се преклапају формира се други Објекат сенке који замењује претходно споменут Објекат сенке, односно формира се нови објекат сенке у њиховом пресеку. Када се оформи наведени Објекат сенке, формира се и низ крајњих нетранспарентних тачака Објекта сенке тако што се узима сваки трећи пиксел наведеног објекта. Површина наведеног објекта се одређује на основу формуле за површину неправилног полигона која је овде изложена.

$$A = \frac{1}{2} \left| \sum_{i=0}^{n-1} (x_i y_{i+1} - x_{i+1} y_i) \right|$$

Изложена формула третира одабране ивичне тачке Објекта сенке као тачке неправилног полигона и претпоставља да је последња тачка полигона иста као и прва. Овде параметри x и y представљају x и y координате одабраних ивичних тачака Објекта сенке.

Симулација хоризонталног видног поља кошаркашког судије, на основу претходно изложеног се реализује фрејм по фрејм. За сваки фрејм формирају се Објекти сенке и рачуна се проценат сагледаности кошаркашке акције у форми разлике између површина формираних Објеката сенке и Објекта претраге. Процент сагледаности кошаркашке акције је уопштено представљен следећом формулом:

$$R_{ac} = \left(\sum_{i=1}^n P_{sof} \right) / n$$

R_{ac} – проценат сагледаности кошаркашке акције

P_{so} – проценат сагледаности кошаркашке акције по фрејму

n – број фрејмова

Уколико се симулација видног поља реализује на основу узорка од 15 фрејмова по секунди, и кошаркашка акција траје 10 секунди, проценат успешности сагледавања кошаркашке акције ће представљати просечну вредност од 150 површина за један квадрант и једног судију. Такође, већ је напоменуто да су за репрезентацију елемената кошаркашког терена коришћене претходно установљене величине графичких елемената које су одобриле споменути кошаркашки стручњаци.

4.5.2.2. Коначна имплементација алгоритма симулације хоризонталног видног поља

Имплементација презентованог алгоритма незнатно одступа од изложене поставке због имплементације истог кроз *WPF* апликацију. Имплементирани алгоритам, који је приказан на слици 4.22. у односу на изложени алгоритам разликује се на основу следећих чињеница:

- Фрејмрејт износи константних 60 фрејмова по секунди.
- Алгоритам не израчунава проценат сагледаности у реалном времену, већ се прво за сваки фрејм бележе позиције кошаркашких судија, њихова оријентација као и позиције и оријентације видних поља кошаркашких судија, па се онда унутар меморије, након прикупљених података, реконструише акција како би се прецизно детековале сударања објеката (колизије).
- Уведени су Објекти преклопљених сенки који се формирају уколико се сенке одређених објеката преклапају. Наведени објекти формирају нови Објекат сенке у форми уније преклопљених Објеката сенки и за наведену површину формира се заједнички Коефицијент шума који представља

просечну вредност Коефицијената шумава Објеката шумава који се преклапају.

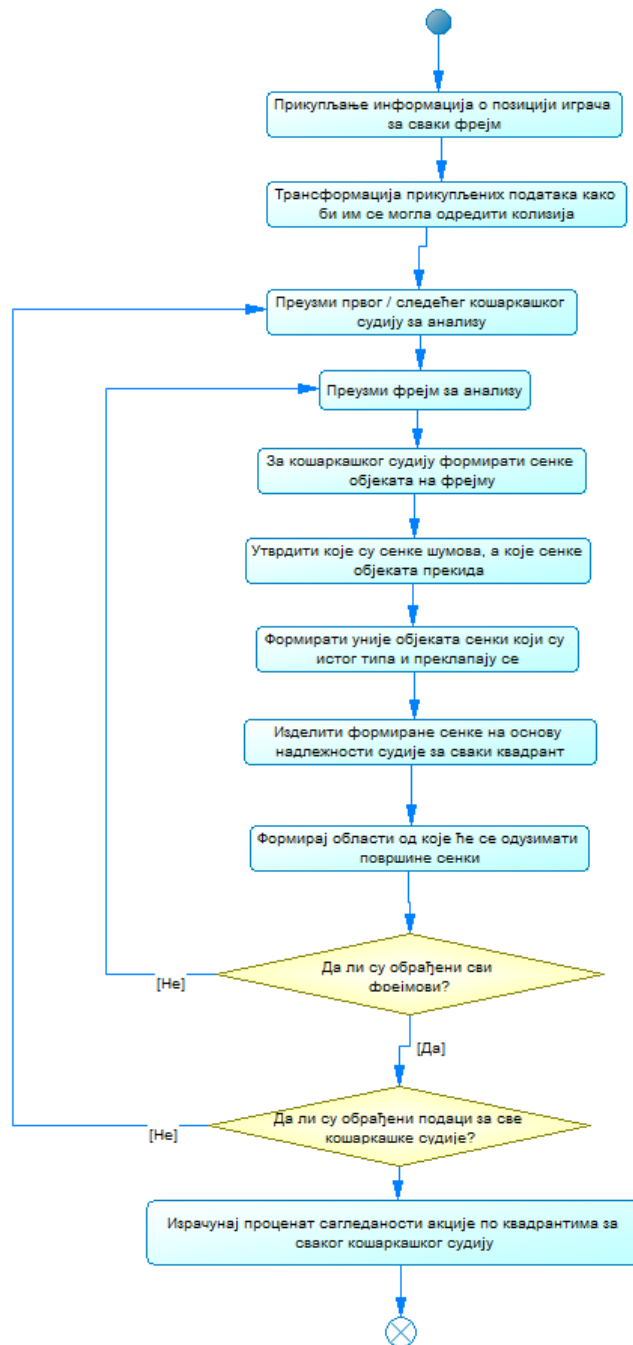
- Објекти преклопљених шумава су осмишљени како би се симулирала „гужва” на кошаркашком терену, и како се проценат сагледаности видног поља не би вишеструко смањивао због објеката шума који формирају Објекте сенке који се парцијално преклапају, па се онда то преклапање површина одузима од укупне површине сагледаности кошаркашке акције унутар квадранта одузима више пута и тиме се продукују нетачни, а и лошији резултати.
- Коефицијент шума се рачуна на основу удаљености Објекта шума од кошаркашког судије и тиме се симулира карактеристика видног поља да објекте који су ближе кошаркашки судија види боље, а самим тим и директно утичу на јачину шума који прави Објекат шума.

Наведене корекције реализоване су из следећих разлога:

- Претходно презентована верзија алгорита се извршава спорије због великог броја помоћних вектора који се израчунавају.
- Претходно презентована верзија алгорита се извршава у реалном времену, па је због тога анимација кошаркашке акције јако спора и види се јасна десинхронизација у брзини кретања између Објеката сенки и играча на кошаркашком терену.
- Претходна верзија алгорита је, пошто се извршавала у реалном времену имала минимални и максимални број фрејмова који су се у форми узорка узимали у обзир током симулације хоризонталног видног поља. Минимална вредност узорковања била је 15 фрејмова, док је максимална вредност узорковања била 30 фрејмова. Тренутно имплементирани алгоритам симулације видног поља узоркује дешавања на кошаркашком терену фреквенцијом од 60 фрејмова по секунди.
- Имплементација коригованог алгорита све симулације реализује по већ утврђеним стандардима АОА за овде оформљено хоризонтално ефективно видно поље дубине 425 пиксела и ширине 60 степени, као и претходна верзија изложеног алгорита. Коригована верзија алгорита не рачуна површину видног поља на основу шестине површине круга чији је полупречних 425 пиксела, већ се рачуна као површина полигона који апроксимира наведено геометријско тело што је допринело већој тачности поделе процената видног поља по квадрантима.
- Кориговани алгоритам има боље дељење Објекта претраге и сенки Објеката шума и Објеката прекида по квадрантима за сваког кошаркашког судију чиме је додатно повећана тачност хоризонталне симулације видног поља.
- У иницијалној фази прикупљају се информације о позицији играча за сваки фрејм. Због високог интервала (60 фрејмова по секунди) у којем се узоркују (прикупљају) информације о позицији играча наведени део алгорита је захтеван и потребан му је значајан део процесорске снаге и ресурса, тако да се приликом симулације видног поља не извршавају друга захтевна позадинска процесирања на рачунару како би прикупљени подаци били што тачнији због великог броја објеката који требају да се прате у фиксним временским интервалима. Исто важи и за трансформацију

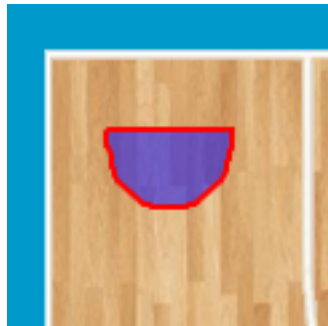
наведених података како би се могла детектовати колизија објеката. Дакле, може се закључити да је фаза у којој се прикупљају подаци о позицији играча на терену током симулације хоризонталног видног поља управо и најважнија.

- Позиције играча замењиване су апроксимираном силуетом играча који се на основу описа транзиције за сваку фазу кошаркашке акције након фазе припреме података ротирају како би осликале кретање играча на терену. Споменута силуета приказана је на слици 4.23. и на слици 4.24. у односу на графичку репрезентацију кошаркашког играча.

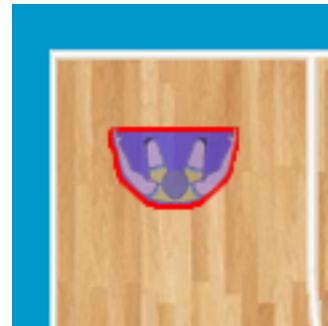


Слика 4.22. Основа коригованог алгоритма

Сам алгоритам, који је дијаграмом активности уопштено приказан на слици 4.22. функционише на следећи начин:



Слика 4.23. Заменска силуета кошаркашког играча



Слика 4.24. Однос Заменске силуете кошаркашког играча и репрезентације кошаркашког играча

- Ротирање играча обавља се на основу иницијалне ротације какву играч има на почетку фазе и та ротација се пропагира до краја фазе. Дакле, за сваку интервалну тачку у времену узимају се координате елемента који представља играча, формира се квадрант који он заузима, затим се тај квадрат замењује апроксимираном силуетом која се састоји из низа тачака, и затим се све тачке наведене силуете ротирају за вредност коју играч поседује на почетку те фазе. Постоје ретки случајеви у којима кретање играча није праволинијско између две тачке у једној фази већ се састоји од низа праволинијских кретања у оквиру једне фазе. Пошто силуета свакако представља апроксимацију графичког елемента који представља кошаркашког судију, одлучено је да се у наведеном случају прати већ установљени принцип ротације елемента на основу иницијалне ротације наведеног елемента за наведену фазу. Разлог наведеног приступа лежи у чињеници да апроксимирана силуета личи на правоугаоник са заобљеним (одсеченим) доњим угловима који са аспекта геометријског облика, у одређеној мери, личи на квадрат пошто има одређени број праволинијских елемената чак и у секцијама које се односе на заобљавање елемента. Из наведеног се може закључити да апроксимирана силуета играча нема комплексан геометријски облик. У зависности од ротације силуете која представља кошаркашког играча Објекат сенке који он формира ће бити другачијег облика. На пример, уколико је играч лицем окренут кошаркашком судији предњи део сенке ће бити једна дуж, док ће са крајева те дужи, бити формирана два вектора која пролазе кроз крајње тачке те дужи, и завршавају се на крају видног поља кошаркашког судије. Са друге стране уколико кошаркашки судија тог истог играча гледа са леђа или са стране, формираће се Објекат сенке који почиње благим полукругом који ће оцртавати леђа или руке кошаркашког играча. Наведено је јасно видљиво на слици 4.25. над играчем који је обележен бројем 1. Имајући у виду да Објекат сенке, због поделе кошаркашког терена по квадрантима најчешће има равне ивице, осим ако се ради о крају видног поља који је полукружан, да се закључити да споменути објекти углавном поседују

карактеристику неправилних полигона. Наведено је најистакнутије код Објеката сенки које се формирају на основу ефективног видног поља кошаркашког судије број 3, док кошаркашке судије број 1 и 2 периодично имају наведену карактеристику. Наравно, на све изложено додатно утиче и структура кошаркашке акције, дешавања на кошаркашком терену и сама дужина кошаркашке акције. Имајући у виду претходно изложено, ослањајући се на велики број правих линија које су саставни део споменутих Објеката сенки одлучено је да се наведена силуета прихвати као коректно средство апроксимације величине кошаркашког играча на терену. Свакако, оригинална слика којом се представља играч на кошаркашком терену је величине 50x50 пиксела тако да се наведеном силуетом указује на адекватније пропорције кошаркашког играча него што би се то радило са квадратом од 50x50 пиксела. Даље, пошто се сматра да се ротацијама наведеног елемента, на основу претходно изложеног са аспекта броја правих линија које формирају Објекат сенке, и на основу дискретног интервала узорковања података и честог праволинијског кретања играча на терену не утиче значајно на формирање Објеката сенки одлучено је да се у нестандартним специфичним случајевима ипак прати већ установљени принцип ротације елемента. Такође битно је нагласити да донесену одлуку подржава чињеница да се тако формиране површине Објекта сенке множе одговарајућим Коефицијентима шума па се на тај начин индиректно симулирају „прозори” видљивости између руку и ногу кошаркашког играча којима управо највише заклања сам торзо. Према томе, може се рећи да је иницијални алгоритам скоро у потпуности замењен тренутном имплементацијом алгоритма пошто нема више детаљне провере колизије пиксела, нема Уске фазе *Sweep and Prune* алгоритма, детекције и преклапања пиксела, већ се све реализује на основу координата елемената који представљају кошаркашке играче на терену, апроксимације истих путем система силуета и интервала узорковања потребних података.

- У наредном кораку се проверава да ли се квадрант и Објекат претраге секу. Уколико се наведени објекти секу, формира се пресечена област која представља део видног поља који је сагледан у наведеном квадранту. Затим се формира листа објеката која ће представљати објекте прекида, шума и сенке. Уколико се одређени објекат налази у видном пољу кошаркашког судије испред Објекта праћења односно лопте и заклања наведени објекат, исти се проглашава Објектом прекида. Уколико се споменути Објекат не налази у видном пољу кошаркашког судије а не заклања Објекат праћења исти се проглашава Објектом шума. Да ли је неки објекат Објекат прекида утврђује се тако што се формира права линија дебљине 1 пиксел између тренутне локације кошаркашког судије и Објекта праћења (лопте) коју кошаркашки судија прати. Пошто су сви играчи представљени апроксимираним силуетама (погледати слике 4.23. и 4.24.) чија је физичка реализација низ тачака који се може окарактерисати као полигон одлучено је да се споменути објекат прогласи Објектом прекида уколико се барем 4 тачке које су саставни део линије која спаја позицију кошаркашког судије и кошаркашке лопте нађу унутар споменутог полигона, односно силуете кошаркашког играча.

- У следећем кораку се за сваки објекат формира сенка и ако се сенке преклапају са квадрантом и пресеченом области, ти објекти се додају у листу објеката за даље испитивање. Уколико нема Објеката прекида или шума у пресеченој области, та површина се маркира као површина која је сагледана у наведеном фрејму, без обзира да ли је било дешавања унутар пресечене површине или није. Дакле, може се рећи да кошаркашки судија има потпуну сагледаност од сто процената уколико у одређеном квадранту није било никаквих дешавања. Уколико је било неких дешавања у квадранту над којим кошаркашки судија поседује надлежност, али се та дешавања у било којем тренутку кошаркашке акције нису нашла у ефективном видном пољу кошаркашког судије бележи се проценат сагледаности од 0%. На наведени начин се назначавача да кошаркашки судија није сагледао дешавања у наведеном квадранту пошто је његов фокус усмерен ка дешавањима на терену која су везана за позицију кошаркашке лопте на теренз. Наведени случај је јако редак, односи се на квадранте са подељеном надлежношћу, и може се манифестовати приликом резоновања путања кошаркашких судија за кошаркашке акције које поседују јако мали број фаза. Дакле уколико кошаркашка акција има 3 кључне тачке, биће представљена кроз 120 фрејмова. Међутим уколико се у једном фрејму видно поље кошаркашког судије не преклапа са одређеним квадрантом над којим тај судија има надлежност, и у наведеном квадранту нема Објеката прекида, Објеката шума и њихових сенки он се не убраја приликом одређивања процента успешног сагледавања кошаркашке акције унутар споменутог квадранта. Из наведеног да се закључити да се траже и узимају у обзир само фрејмови у којима се може одредити однос између површине дела видног поља који прекрива наведени квадрант и површине која остане када се од споменуте површине дела видног поља који прекрива наведени квадрант одузму површине Објеката прекида, Објеката шума и њихових сенки над којима се примењује релативни коефицијент шума.
- Под даљим испитивањима подразумева се провера да ли се објекти прекида и објекти сенки преклапају или не. Уведено је правило преклапања сродних објеката, што значи да могу да се преклапају објекти прекида, са објектима прекида, и објекти сенки са објектима сенки, али не и међусобно. Уколико постоје преклапања између објеката сенки формира се Објекат преклопљених сенки који представља унију свих објеката сенки који се преклапају. Коефицијент објекта преклопљених сенки рачуна се на основу просечне вредности удаљености елемената шума у односу на кошаркашког судију који посматра кошаркашку акцију. Формирање Објеката преклопљених сенки се одвија циклично по систему провере да ли се један објекат сенки преклапа са осталим објектима сенки. Уколико се два објекта сенки преклапају формира се нов Објекат преклопљених сенки и за њега се рачуна нова просечна удаљеност од кошаркашког судије који надгледа акцију тако што се рачуна просечна вредност удаљености два објекта прекида или Објекта шума који су и формирали тај Објекат преклопљених сенки. Даље, уколико се неки Објекат сенке преклапа са претходно споменутим Објектом преклопљених сенки формира се нови Објекат преклопљених сенки и приликом формирања новог Објекта преклопљених сенки формира се унија површина наведених објеката.

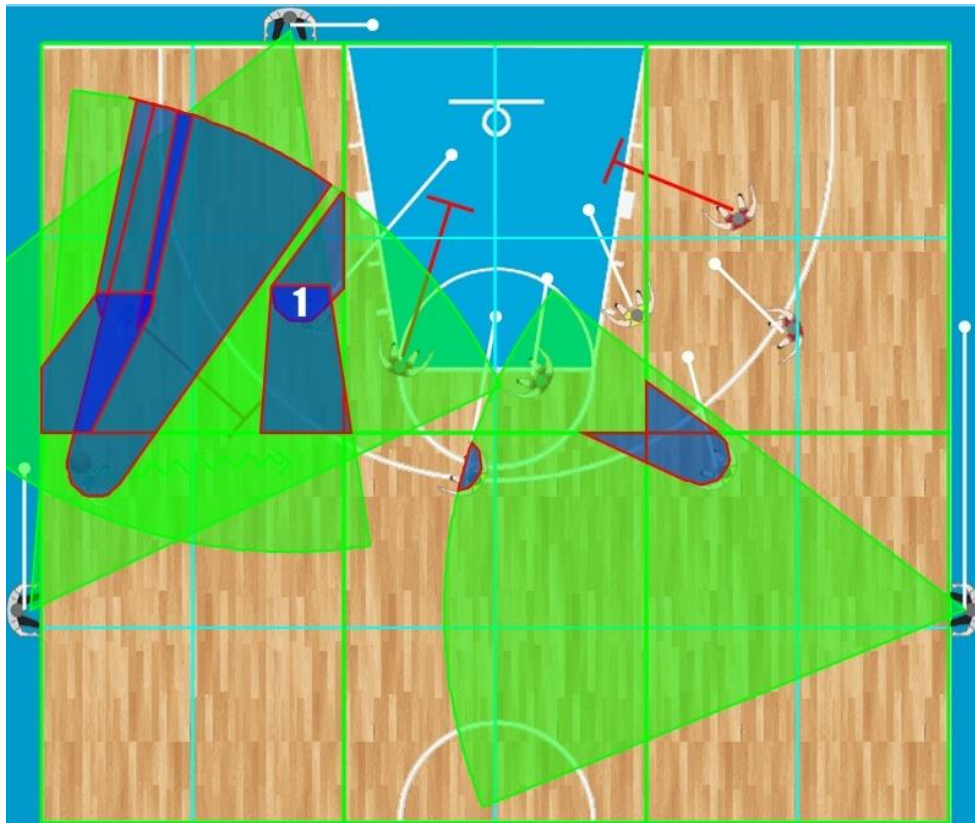
- У следећем кораку када су формирани сви Објекти сенки, Објекти преклопљених сенки и Објекти прекида, проверава се и гледа, да ли Објекти прекида и њихове сенке парцијално или у потпуности преклапају Објекте сенки и Објекте преклопљених сенки. Уколико се наведено дешава, та преклопљена област се одузима од области Објекта шума односно Објекта преклопљеног шума. Наведено се реализује како се не би дошло до ситуације у којој се прво одузима једна површина због објекта прекида где је коефицијент шума 1, и директно се одузима површина дела видног поља, а заим се део те исте области одузима под условом да се на истом месту налази и Објекат шума или Објекат преклопљеног шума где сваки поседује одговарајући коефицијент шума. Према томе, без овакве имплементације имали би двоструко одузимање површина што би онда продукovalo знатно лошије резултате.
- Завршни корак представљеног алгоритма своди се на рачунање површина и коефицијената тако формираних објеката и бележење по фрејмовима, са аспекта кошаркашког судије и квадранта над којим тај судија има надлежност, колику површину је сагледао, и колика површина од те сагледане површине остаје када се одузму апроксимирани (симулирани) површине Објеката прекида и Објеката шума. На основу односа наведених вредности путем Метода сумирања резултата видног поља које су описане у поглављу 4.5.4. рачуна се проценат сагледаности кошаркашке акције за одређеног кошаркашког судију у одређеном квадранту.

На слици 4.25. приказан је један фрејм анализе видног поља у оквиру развијеног решења. Битно је напоменути да су на слици истакнути квадранти и потквадранти линијама одговарајуће боје, односно зелена за квадранте, светло плава за потквадранте. У зависности од тога, који судија има надлежност над којим квадрантом, видно поље се сече и гледа се само шта је одређени кошаркашки судија сагледао у наведеном квадранту.

Конкретно, кошаркашки судија број 1 (са леве стране терена) има надлежност над квадрантима 6, 1 и 2. Он је у приказаном временском тренутку, своје ефективно видно поље усмернио ка квадранту 1, где се налази играч са лоптом, али такође види и квадрант број 6 који се налази иза квадранта број 1, део квадранта 5 и квадранта 2. Над квадрантом 5 нема надлежност и стога, тај квадрант се из симулације видног поља за њега искључује. Објекти који се налазе у квадрантима 1 и 6 у односу на кошаркашког судију број 1 формирају одговарајуће сенке, формирају унију ако се преклапају и др. Сенке су обележене тамно плавим транспарентним објектима које су уоквирене црвеним линијама. Црвене линије осликавају сечења сенки у односу на главне квадранте као и на претходно споменуте оквире Објеката сенки.

Уколико се погледа судија број 2 са десне стране кошаркашког терена, који има надлежност над квадрантима 2, 3 и 5, уочиће се да се у његовом видном пољу налазе само 2 објекта који могу направити одговарајућу сенку. Први објекат представља играча домаћег тима, који се позиционирао тако да формира објекат сенке која се простире у свим квадрантима над којим тај кошаркашки судија има надлежност. Међутим квадрант број 2 је ту најзанимљивији за анализу и указивање принципа рада симулације видног поља. За наведену истанцу фрејма, и

представљени распоред, на основу граница квадранта број 2, одсеца се одговарајућа површина и она представља површину сагледане области од које ће се одузети површине формираних Објеката сенки. У представљеном случају, постоје два објекта сенки, троугао и полукруг. За њих је на основу удаљености од судије број 2 израчунат Коефицијент шума, и на основу претходно изложених метода за сумирање резултата видног поља, може се за одговарајући квадрант формирати оцена сагледаности видног поља. Као што је већ споменуто, наведено је сценарио за сваки фрејм.



Слика 4.25. Анализа једног фрејма симулације хоризонталног видног поља кошаркашких судија

Уколико кошаркашки судија не гледа у правцу одређеног квадранта, не поседује надлежност над њим, број фрејмова, и сагледана површина у том тренутку се не рачуна за наведени квадрант. Према томе, на основу изложене симулације може се рећи да је, под условом да се кошаркашки судија добро позиционирао, дешавања на терену сагледао са одређеним процентом успешности. Битно је напоменути да високе вредности наведеног процента не указују да се кошаркашки судија одлично кретао у изложеној ситуацији, већ да је оно што је он том кретањем успео да види на адекватан начин сагледао.

Са друге стране, могуће је поставити следећу претпоставку: уколико се кошаркашке судије увек окрећу и прате кошаркашку лопту, што је и један од кључних принципа наведене симулације, на основу њиховог синхронизованог кретања, очекује се да се постављају тако да ту кошаркашку акцију што боље сагледају на основу претходно изложеног критеријума евалуације. Према томе,

уколико су проценти сагледаности кошаркашке акције по квадрантима велики, наведено може да указује на следеће:

- Унутар сагледаног квадранта није било битних дешавања, па је проценат висок.
- Кошаркашки судија се добро кретао и позиционирао како би било што мање Објеката прекида и Објеката шума.

Пошто се на половини кошаркашког терена већ изложених димензија у сваком тренутку налази 10 играча, увек ће бити Објеката шума и Објеката прекида, тако да се прва тврдња скоро може искључити. Међутим, познато је да се квадранти 1, 2 и 3 налазе близу средине терена тако да су они, што се тиче активности у истим релативно растерећени и стога се очекује висок проценат сагледаности у наведеним квадрантима. Према томе, квадранти број 4, 5 и 6 су најоптерећенији пошто квадрант број 5 представља рекет а кроз квадранте 4 и 6 пролази линија за 3 поена и у њима се управо развија већи део кошаркашке акције. Уколико се у наведеним квадрантима оствари предвиђени проценат сагледаности квадранта на основу претходно изложених критеријума евалуације може се рећи да су се кошаркашке судије са аспекта синронизованог кретања кретале задовољавајуће. Критеријум који увршћује и квадранте 1, 2 и 3 постављен је како би се обухватила комплетна сагледаност терена пошто се тежи свеопштем кретању кошаркашких судија који ће најбоље синронизовано сагледати комплетну кошаркашку акцију у свим квадрантима. Међутим, примећени су случајеви да се кретање кошаркашких судија на основу симулације хоризонталног видног поља сматра незадовољавајућим због ниског процента сагледаности у квадрантима 1 или 3 који су карактеристични за почетак кошаркашке акције и нису у фокусу дешавања.

4.5.3. Методе сумирања резултата видног поља

За сумирање резултата симулације видног поља, формирана су два метода:

- проценат свих секција – *POS – Percentage of All Sections*
- сума свих области – *SAS – Sum of All Sections*

POS – Percentage of All Sections метод је карактеристичан по томе што се за сваку секцију (квадрант) рачуна проценат сагледаности акције за сваки фрејм, па се онда на крају рачуна просечна вредност израчунатих процената сагледаности по фрејму за одговарајући квадрант. Наведени метод има једну ману, а то је да овакав начин рачунања може да продукује боље резултате него што стварно јесу, односно на основу оваког начина рачунања, резултат који представља проценат сагледаности акције по квадранту у ствари конвергира ка најчешћој вредности процента сагледаности акције по фрејму.

SAS – Sum of All Sections метод је карактеристичан по томе што се унутар једног квадранта саберу све области које су сагледане, затим се одузму све области које су заклоњене и онда се рачуна проценат сагледаности за наведени квадрант. Пошто наведена метода даје прецизније резултате, одлучено је да се на основу *SAS* методе спроведу све симулације хоризонталног видног поља током евалуације резултата неуронских мрежа а и евалуације тренинг и тест скупа.

4.5.4. Анализа развијеног алгоритма и планови даљег развоја

Алгоритам симулације хоризонталног видног поља имплементиран је путем претходно споменуте и описане *WFP* технологије. На резултате које представљени сложени алгоритам продукује утиче одређени број фактора чија је основна природа имплементационог типа и односи се на начин функционисања коришћених технологија као и имплементираних концепата. Неки од тих фактора су оптерећење рачунара док узоркује податке за симулацију хоризонталног видног поља са аспекта синхроних и асинхроних позадинских процеса, начин кретања елемената кошаркашке акције, синхронизовано кретање кошаркашких судија и фаза тражења играча, начин детекције Објекта прекида и формирање Ефективног видног поља, принцип фокуса кошаркашког судије, начин рачунања коефицијента шума, утицај ротације силуета кошаркашких играча, грешка заокруживања и др.

Утицај наведених фактора манифестује се кроз запажање да са аспекта резултата које продукује симулација хоризонталног видног поља за једну кошаркашку акцију не генеришу увек идентични проценти сагледаности кошаркашке акције. Међутим наведене разлике су занемарљиво мале и сматра се да су резултати који наведени алгоритам продукује, без обзира на споменуте мале разлике, ипак конзистентни.

У наредним поглављима биће размотрена карактеристична својства, понашање и апроксимације изложене симулације хоризонталног видног поља на основу претходно изложених фактора.

4.5.4.1. Кретање елемената кошаркашке акције

Због природе имплементације симулације кошаркашке акције, елементи који представљају кошаркашке играче и лопте не завршавају кретања истовремено, већ у одређеном веома малом временском интервалу. Наведено је последица употребе *WPF* анимација које се унутар бројачке петље (*foreach*) за сваки елемент посебно покрећу. Даље, претпоставља се да кретање елемената који нису праволинијски траје нешто дуже због грешке заокруживања, пошто се у случају да кретање није праволинијско предвиђени интервал трајања помераја елемента дели са бројем путања које наведени елемент треба да обиђе. На пример, уколико кошаркашки уграч треба да иде „цик-цак”, а дужине путања које треба да пређе нису једнаке, приликом дељења временске дужине фазе кошаркашке акције и конверзије у *Time Span* структуру на основу којих се *WPF* анимације помераја рендерују, дешава се да се дужина трајања једног помераја апроксимира на већу вредност, па стога померај траје неколико десетина милисекунди дуже. Анимације помераја су везане за X и Y осу, тако да један елемент има две анимације које се истовремено одвијају. Наведено такође може бити утицај примећених дужих анимација кошаркашких елемената. Међутим, имајући у виду да постоји само неколико кошаркашких акција из обучавајућег и тест скупа које у једној фази за један елемент имају овакво понашање одлучено је да се наведени приступ прихвати пошто се сматра да на нивоу кошаркашке акције, мало дужи померај једног елемента у току једне фазе кошаркашке акције са аспекта апроксимативне природе симулације хоризонталног видног поља не утиче знатно на коначни

резултат, односно проценат сагледаности кошаркаше акције у квадранту који се рачуна на основу дешавања у том квадранту током свих фаза кошаркашке акције.

Даље, једна од истакнутијих апроксимација симулације кошаркашке акције јесте да се играчи и кошаркашка лопта крећу истом брзином. Такође, већ је споменуто да је природа кошаркашке акције хаотична, односно догађања која су описана у кључним тачкама се најчешће не дешавају у једнаким временским интервалима или истим брзинама, док јеприказивање истих, из едукативних разлога, поједностављено и претпоставило се, као што је већ претходно изложено, да се кошаркашки играчи и лопта крећу истом брзином. Опште је познато да се кошаркаши у зависности од висине и тежине крећу различитим брзинама, као и да је лопта убедљиво најбржи ентитет на кошаркашком терену, уколико се ради о додавању или шуту на кош. Уколико играч води лопту односно дрибла, онда се брзина кретања лопте може сматрати једнаком брзини играча који је води. Наведено указује да би се за тачније представљање кошаркашких акција морала увести брзина кретања за сваког играча понаособ уз мимикрију брзине кретања лопте када је кошаркашки играч води. Стога је наведено декларисано као још једна смерница даљег истраживања и развоја решења.

Свакако, савршену симулацију и само представљање кошаркашке акције је готово немогуће направити због великог броја фактора које треба уврстити и који утичу на изглед и одвијање кошаркашке акције. Према томе, пошто се ради о обуци младих кошаркашких судија сматра се да је довољно да они на основу апроксимативног приказа кошаркашке акције осмотре предвиђена кретања и на основу апроксимативне симулације хоризонталног видног поља увиде предности и мане предложеног кретања за одабрану кошаркашку акцију. Свакако, увек се тежи што тачнијим представљањима односно апроксимацијама реалних појава, тако да је испитивање у којој мери наведена понашања развијеног (имплементираног) софтверског решења утичу на представљене резултате симулације хоризонталног видног поља дефинисана као још једна ставка даљег истраживања.

4.5.4.2. Синхронизација кретања кошаркашких судија и фаза „тражења играча”

Кошаркашке судије се крећу мало спорије од играча на кошаркашком терену и одвојени су од *WPF* анимације како би се нагласило видно поље и интервал узорковања позиција играча са терена. Такође период кашњења и позиционирања кошаркашких судија отприлике одговара појави „тражења играча”, када играчи, чак иако знају коју акцију играју мало успоре да би сагледали терен и одлучили у ком тренутку да наставе кошаркашку акцију. Наведени приступ је одабран како би се нагласила појава „тражења играча” и како би се у контексту симулације хоризонталног видног поља на наведени начин истакло да је најбитнија сагледаност кошаркашке акције управо у кључним тачкама. Наведени ефекат се са аспекта симулације хоризонталног видног поља може поистоветити са ефектом „успореног снимка” који омогућава кошаркашком судији да у завршници фазе кључну тачку мало боље сагледа приближавајући јој се кад је њена графичка апроксимација већ парцијално завршена. Наведени приступ парцијално обухвата анализу помераја кошаркашких судија, али само из смера помераја кошаркашког судије из претходне ка следећој кључној тачки.

На основу изложене идеје оформљен је већ споменути Систем за корекцију путања кошаркашких судија који анализира потенцијалне помераје кошаркашких судија на лево или десно од резоноване позиције кошаркашког судије са циљем проналажења потенцијално боље позиције за сагледавање кошаркашке акције у одређеној кључној тачки у односу на споменуто резоновану позицију.

Иначе у споменутом веома кратком времену „тражења играча” кошаркашки судија се приближава и на крају позиционира у позицију са које дешавања у кључној тачки може најбоље да сагледа. Из наведеног следи да ће одређени број завршних фрејмова управо описивати крај фазе односно кључне тачке. Уколико се наведена тврдња даље размотри то значи да ће одређени завршни број фрејмова представљати управо стање и однос Објеката сенки и видног поља кошаркашког судије. На наведени начин, када се сумирају резултати симулације хоризонталног видног поља, на основу процента сагледаности кошаркашке акције над квадрантима, једнозначно се наглашава да ли су се кошаркашке судије добро позиционирале у одговарајућим кључним тачкама током кошаркашке акције. Уколико је позиционирање кошаркашког судије у одговарајућој кључној тачки кошаркашке акције било добро, проценат сагледаности кошаркашке акције ће бити за нијансу виши због мале површине Објеката сенки и потенцијално малог Коефицијента шума који ће из одређеног броја углова (колико има и фрејмова) утицати да површина области која остаје након одузимања површине Објеката сенки буде већа. Наведено приликом сумирања резултата подиже проценат сагледаности кошаркашке акције у одређеном квадранту. Имајући у виду претходно изложено, супротно се дешава уколико се кошаркашки судија није адекватно позиционирао у одговарајућој кључној тачки, односно површина области која остаје након одузимања површине Објеката сенки биће мања и стога, јасно, путем процента сагледаности кошаркашке акције унутар квадранта, индицираће да се кошаркашки судија није добро кретао.

Пошто је сагледаност кошаркашке акције најважнија у кључним тачкама, на наведени начин се кроз добијене резултате на основу претходно изложених правила евалуације кретања кошаркашких судија са аспекта видног поља утврђује да ли је кретање кошаркашких судија током изложене акције задовољавајуће или није. На основу наведене тврдње формиран је алгоритам који је већ споменут и приказан у поглављу 6 и утврђује да ли су резоноване путање кошаркашких судија најоптималније или се малим померајима кошаркашких судија лево или десно може остварити боља сагледаност кошаркашке акције тако што тражи позиције које су близу резоноване тачке и при томе не постоје Објекти прекида који директно заклањају кошаркашку лопту. Када пронађе наведене тачке, уколико такве тачке постоје, на основу алгоритма који је такође изложен у поглављу 6 бира се једна тачка односно позиција која је најближа иницијалној позицији кошаркашког судије за ту кључну тачку. Уколико је наведена позиција кошаркашке судије стварно најбоља за наведену кључну тачку, очекује се незнатно повећање сагледаности кошаркашке акције у одговарајућим квадрантима и тиме потенцијално прихватање кретања кошаркашких судија уколико се претходно резоновано кретање сматрало незадовољавајућим.

Такође, истицање односа Објеката сенки и сагледаности видног поља у кључним тачкама не смањује вредност и утицај свега што се деси између две кључне тачке

tј. кретања играча и формирања Објеката сенки и Објеката прекида које наведени елементи формирају. Комплетна кретања кошаркашких играча и све што се деси између две кључне фазе је забележено, апроксимирано и представља већи део фрејмова који се користе приликом евалуације кошаркашке акције, док се остатком управо наглашава сагледаност кошаркашке акције у кључним тачкама. Такође, уколико се размотри претпоставка да добро позиционирање кошаркашких судија доприноси бољој сагледаности кошаркашке акције, може се претпоставити да је сам проценат сагледаности кошаркашке акције између две кључне тачке задовољавајући уколико је сам проценат сагледаности у споменутим кључним тачкама задовољавајући.

Наведено се јасно пресликава и на сам аспект синхронизације кретања кошаркашких судија где је битно да кошаркашке судије што боље сагледају кошаркашку акцију као целину. Све претходно изложено имплицира да се у одређеним кључним тачкама кошаркашки судија потенцијално неће добро поставити или је из те позиције због великог броја играча у одређеном квадранту тешко или готово немогуће сагледати дешавања из наведене кључне тачке кошаркашке акције. У том случају ће се у наведеном интервалу смањити проценат сагледаности кошаркашке акције над наведеним квадрантом на основу имплементираних кратке фазе „тражења играча” током које кошаркашке судије имају мали временски интервал да боље сагледају стање на терену, односно у квадранту и на основу калкулација које су резултат тако оформљене симулације хоризонталног видног поља утврде да ли је уопштено синхронизовано кретање кошаркашких судија задовољавајуће или није.

Међутим, кошаркашке судије које се налазе у позицијама које су комплементарне позицији одабраног кошаркашког судије ће наведени део кошаркашке акције потенцијално боље сагледати тако да ће се на крају евалуације са аспекта синхронизованог кретања кошаркашких судија наведено кретање кошаркашких судија може сматрати задовољавајућим. Такође, битно је напоменути да су често позиције кошаркашких судија у одређеним кључним тачкама само међу позиција или „успутна станица” из које се на најефикаснији начин стиже у следећу предвиђену позицију са које споменути кошаркашки судија може најбоље сагледати кошаркашку акцију. Већ је споменуто да се кошаркашке судије интуитивно крећу на основу развоја кошаркашке акције, односно прате дешавања на терену и саму кошаркашку лопту и предвиђају у којем смеру ће се кошаркашка акција развијати. Такође због брзине одвијања кошаркашке акције кошаркашке судије често нису у могућности да се позиционирају идеално односно да претрче велике раздаљине дуж кошаркашког терена, па се онда на нивоу предикције развоја кошаркашке акције позиционирају у тачке са којих могу да најбоље пропрате кошаркашку акцију. Наведена појава осликана је кроз систем синхронизованог кретања кошаркашког судије, када се, у суштини, судије позиционирају са циљем да бар њих двоје добро сагледају одређену фазу кошаркашке акције док ће онда преостали трећи одиграти кључну улогу у наредној фази кошаркашке акције на основу добре процене развоја кошаркашке акције. Такође, на основу изложеног, оформљене су смернице даљег развоја наведеног решења како би оно било што веродостојније реалним ситуацијама. Подразумва се, током симулације хоризонталног видног поља се не исцртавају Објекти шума ондосно Објекти преклопљеног шума пошто свакако има много

елемената на кошаркашком терену и њиховим активним исцртавањем би се само смањила прегледност кошаркашког терена односно кошаркашке акције са аспекта корисника који развијени едукативни софтвер користи. Опционално могуће је активирати исцртавање Објеката сенки у склопу симулације кошаркашке акције.

4.5.4.3. Детекција Објеката прекида и Ефективно видно поље

Током симулације видног поља, често се дешава да се играч који води лопту, у зависности са које стране играча се лопта налази понаша као објекат прекида. На пример, уколико је играч који држи лопту, као на слици 4.25. окренут леђима кошаркашком судији он се понаша као објекат прекида. Међутим, овакав приступ одговара принципу *“Keep your eyes on the ball”* односно „Прати лопту” који је и једна од водиља овог истраживања.

Битно је напоменути да се симулација хоризонталног видног поља заснива искључиво на делу ефективног видног поља, док је периферно видно поље занемарено. Иако се заклањањем дешавања на кошаркашком терену од стране Објекта прекида или Објекта шума у ефективном видном пољу смањује проценат сагледаности кошаркашке акције, и то се у овом истраживању третира као неповољни исход, са аспекта реалних кошаркашких акција, и експертског знања, наведено не значи да кошаркашки судија није добро сагледао кошаркашку акцију. Конкретно, са аспекта периферног вида, кошаркашке судије се често позиционирају тако да на основу периферног вида могу да сагледају одређене квадранте и да на тај начин потенцијално предвиде даљи развој кошаркашке акције. Такође, кошаркашке судије се у кључним фазама често постављају у позиције које баш и нису адекватне са циљем да се, на основу информација које су добили током праћења кошаркашке акције предвидели како ће се кошаркашка акција развијати и стога у следећем кораку обезбедити потенцијално најбољу позицију за сагледавање дешавања у наредној фази кошаркашке акције.

4.5.4.4. Принцип фокуса кошаркашког судије

Често се манифестује ситуација када у дељеном квадранту један кошаркашки судија оствари проценат сагледаности кошаркашке акције испод 60% док други оствари знатно више, чак и до 100% са аспекта ефективног видног поља. Наведено указује на то како распоред Објеката шума и Објеката прекида током кретања кошаркашког судије унутар ефективног видног поља утиче на сагледаност кошаркашке акције. Велики проценти сагледаности кошаркашке акције могу и потенцијално указивати на неадекватно позиционирање кошаркашких судија са аспекта ефективног видног поља уколико се узме у обзир да је ефективно видно поље представљено купом која има дубину од 425 пиксела и ширину од 60 степени, и да се проценат сагледаности унутар квадранта кошаркашке акције рачуна тек ако се Објекти шума или Објекти прекида нађу унутар споменутог простора. Конкретно, ефективно видно поље кошаркашког судије може да се само парцијално преклопи са квадрантом у којем се одвија неко дешавање и да у том сагледаном делу нема никаквих дешавања, и тако се добија висок проценат сагледаности у наведеном квадранту од стране другог кошаркашког судије. Дакле, високи проценти сагледаности кошаркашке акције указују на принцип фокуса, који, са аспекта кошаркашког судије, каже: „То што сам сагледао, док сам се кретао следећи резоноване путање, сагледао сам са

толиком успешношћу”. Опет, битно је да се укаже да наведено важи за ефективно видно поље које је математички приказано на основу већ изложених параметара и њихових вредности, али да не значи да наведеном кретњом кошаркашки судија није добро сагледао дешавања у наведеном квадранту када се узме у обзир права дубина видног поља, периферни вид и чињеница да исти увек треба да прати лопту односно дешавања на терену. Такође, ако се узме у обзир да проценти сагледаности од 100% потенцијално указују да у сагледаном делу ефективног видног поља нема Објеката шумава или Објеката прекида или сенки које они формирају и протежу се кроз квадранте, може се претпоставити да је кошаркашки судија добро сагледао дешавања у датом квадранту чак иако репрезентација његовог ефективног видног поља није обухватила ни једног актера удатом квадранту. Наравно, пошто је кошарка динамична игра и константно се праве варијације на постојеће кошаркашке акције веома је тешко направити софтвер који ће на едукативном нивоу поседовати све елементе како би симулација видног поља била савршено прецизна. Нпр. једна од кључних апроксимација кошаркашке акције је јединствено представљање играча на терену, а зна се да кошаркашки играчи у зависности од телесне грађе варирају од ситних ка крупним. Такође се претпоставило да све кошаркашке судије виде једнако добро односно репрезентација видног поља за сваког кошаркашког судију је једнака. Смерница даљег истраживања односи се на решавање изложених проблема увођењем поделе кошаркашких играча у класе кошаркашких играча на основу њихове телесне грађе, као и додавање могућности детаљног подешавања видног поља кошаркашког судије, односно персонализације истог.

4.5.4.5. Рачунање коефицијента шума

Тренутна имплементација алгорита на основу којег се рачуна коефицијент шума за Објекат преклопљених сенки симулира принцип „ширења мехурића”. Конкретно, уколико три Објекта сенке треба да формирају један Објекат преклопљених сенки, у зависности од редоследа детекције наведених објеката у развијеном едукативном софтверу на први Објекат сенке се додаје други Објекат сенке, и на основу спајања наведених објеката формира се нови објекат са израчунатом просечном вредношћу коефицијента шума за Објекте сенки које су оформиле споменути нови објекат. Затим се тако новооформљени Објекат преклопљених сенки спаја са преосталим трећим Објектом сенке. Наведени принцип може утицати на резултате који су приказани у овом раду пошто се за коначно формирану Објекат преклопљених сенки не рачуна просечна вредност коефицијента шума за споменути три објекта шума већ се у тражи просек између свака два објекта који се спајају без обзира на то да ли један од објеката који се спајају представља Објекат преклопљених сенки или не.

На основу изложеног предлаже се алтернативно решење које се односи на то да се опроба приступ у којем би се прво означили објекти који треба да се спајају, па би се онда приступило самом спајању наведених објекта уз традиционално рачунање просечне вредности коефицијента шума објекта који се спајају. На наведени начин детекција и редослед спајања објеката на основу принципа „ширења мехурића” не би имале утицај на формирање коначне вредности коефицијента шума за Објекте преклопљених сенки. Наведено је стога постало једна од смерница будућег истраживања са циљем да се види да ли ће рачунање

коэффицијента шума на споменути начин имати утицаја на резултате које овде описана симулација хоризонталног видног поља продукује са имплементираним начином рачунања коэффицијената шума.

4.5.4.6. Утицај ротације силуета кошаркашких играча

Због постојања утицаја коэффицијента шума, што је изложено у претходном поглављу, закључено је да ротирање споменуте силуете објекта због њеног тренутног облика и апроксимативне природе не утиче знатно на резултате симулације видног поља који су опет апроксимативни. Неадекватна ротација силуете може формирати незнатно мању или већу сенку на чију површину се опет примењује споменути коэффициент. Међутим пошто облик наведене силуете у суштини има облик који мало одступа од правоугаоника, а по димензијама је релативно близу облику квадрата, осим једног заобљеног дела, претпоставља се да ротација наведене силуете имајући у виду и класичну грешку математичког заокруживања не утиче знатно на резултате симулације видног поља. Наведена тврдња заснована је на чињеници да се сенка формира на основу силуете, тако да споменута силуета представља само део формиране сенке. Даље, сенка је свакако већа од саме силуете на основу које се формира и покрива одређени део видног поља и стога, сенка утиче више на сагледаност видног поља од саме силуете. Међутим на основу ротације силуете формира се споменути већи део сенке, тако да се наведени утицај не може у потпуности занемарити. Такође, још један утицај ротирања силуета може се осликати на препознавање објекта прекида, где се на основу кретања споменуте силуете објекта и њене ротације може раније или касније детектовати објекат прекида (који има највећи утицај на сагледаност видног поља) и тиме на одређени број фрејмова, у зависности од кошаркашке акције и ротације силуета, смањити или повећати проценат сагледаности кошаркашке акције.

Уколико се наведена силуета сагледа постарнице, у дводимензионалној симулацији испружене руке кошаркашког играча, са аспекта димензија кошаркашког играча, представљају прекид сличне величине као и торзо и зато се сматра да ротација наведене силуете у овом случају не утиче знатно на евалуацију сагледаности комплетне кошаркашке акције као целине. Као што је већ наведено, сматра се да ротација силуета кошаркашких играча може више утицати на то да ли ће одређена сенка, у одређеном броју фрејмова и у зависности од кошаркашке акције, прекинути линију између кошаркашког судије и кошаркашке лопте како би се сенка наведене силуете могла сматрати Објектом прекида. Познато је да објекат који се прогласи Објектом прекида највише утиче на резултате симулације хоризонталног видног поља, пошто поседује коэффициент шума који је једнак јединици, и самим тим највише утиче на резултате симулације видног поља. Стога, сматра се да ротација силуета може највише утицати на проглашавање Објекта прекида, а не на формирање самих сенки Објекта прекида и Објекта шума и њихову величину која је свакако апроксимативна. Површине наведених објеката се приликом рачунања симулације хоризонталног видног поља одузимају од Објекта претраге, али је ипак битније да ли је одређени објекат проглашен Објектом прекида или Објектом сенке. Као што је већ наведено, уколико описана ситуација треба да се деси, иста се може манифестовати одређени број фрејмова пре или касније током кошаркашке акције, тачније њене фазе.

Битно је напоменути да се за једног играча, тачније његову апроксимирану силуету, формира онолики број сенки у зависности од броја кошаркашких судија које га имају у свом ефективном видном пољу (игноришући периферно видно поље), тако да се у суштини без обзира на ротацију силуете постиже оптимална сагледаност у дељеним квадрантима. Наведено парцијално додатно умањује значај ротације силуета, али га не елиминише или умањује са аспекта одлучивања да ли је неки елемент Објекат прекида или Објекат шума.

Наведена претпоставка и приступ су прихваћени пошто се сматра да ће одређени објекат, односно његова силуета, уколико се креће одређеном путањом која је дефинисана на основу структуре кошаркашке акције и тиме „предодређен” да у одређеном тренутку постане Објекат прекида исти ће то и постати одређени број фрејмова раније или касније. Алтернативно, може да се деси да се због ротације силуета и путање које она има, у одређеном броју фрејмова одређена силуета кошаркашког играча прогласи Објектом прекида иако то није и представља Објекат шума. Међутим, имајући у виду учесталост прикупљања података од 60 фрејмова по секунди, претпоставља се да ће слободне површине осталих фрејмова надјачати утицај привременог неправилно проглашеног Објекта прекида довољно да његов утицај приближе ефекту Објекта шума који би исти теоретски требало да има.

Међутим, смањивање или повећавање процента сагледаности кошаркашке акције у одређеном квадранту може имати утицаја ако је проценат сагледаности наведеног квадранта око 60% и исти није дељени квадрант, где други дељени квадрант има прихватљив проценат сагледаности. Конкретно, указује се на изложени алгоритам евалуације симулације видног поља кошаркашког судије на основу којег се кошаркашка акција сматра задовољавајућом или не, а већ је споменуто да су наведени резултати апроксимативни и подложни математичкој грешки заокруживања. Нпр. 58,95% је близу 60% а опет, због једног процента у квадранту који није дељен, цела евалуација кошаркашке акције се сматра негативном (приказано у поглављу 6, табела 6.15, акција под редним бројем 7), иако би се иста могла сматрати позитивном.

Према томе, дешава се да се на основу вредности једног квадранта који нема дељену надлежност, кретање кошаркашких судија проглашава незадовољавајућим без обзира на то што се у свим осталим квадрантима налазе проценти сагледаности од рецимо 85 - 95% са аспекта синхронизованог кретања кошаркашких судија. Наведена, овде именована грешка заокруживања је потенцијално последица тренутне имплементације алгоритма симулације хоризонталног видног поља.

Такође, у реалним ситуацијама, често се поставља питање да ли постоји, и уколико постоји, колики је утицај ротације кошаркашког играча на сагледаност кошаркашке акције? Пошто су сви кошаркашки играчи представљени једном силуетом у дводимензионалном простору, без обзира на њихове праве димензије, поставља се питање, са аспекта реалних акција, шта ће се десити уколико се кошаркашке судије, за одређену реалну кошаркашку акцију крећу на основу путања које су прихваћене као оптимално кретање за дату кошаркашку акцију, а на две позиције се поставе играчи који су у раменима шири и/или виши од претпостављених. Да ли ће таква акција и даље бити адекватно сагледана?

Као смернице даљег истраживања осмишљене су симулације видног поља које ће се заснивати на „квadratном представљању" играча у коме ће се играч представљати квадратом величине 50x50 пиксела и стога ротација истог уопште неће бити важна, као и на фином праћењу ротација кошаркашких играча где ће се за сваки фрејм пратити ротација силуете, насупрот тренутном постављању силуете, иницијалне ротације и померањем тако постављене силуете од једне до друге кључне тачке фазе. Кључни циљ који је требало да се постигне формирањем споменуте силуете и њеном ротацијом је верније представљање облика играча током симулације кошаркашке акције како исти не би био представљен квадратом величине 50x50 пиксела који онда заузима већу површину него што треба. Такође у реалним ситуацијама, кретање кошаркашких играча је ретко праволинијско, а примећене су и њихове ротације током кретања истих. (нпр. направи неки специјални потез, такозвану финту и окрене се око своје осе док води лопту). Стога, додатни циљ јесте да се на основу тренутне имплементације симулације видног поља у наредну верзију симулације видног поља укључи и периодично ротирање кошаркашких играча.

4.5.4.7. Симулација хоризонталног видног поља са једним и са два тајмера

Формиране су две врсте симулације хоризонталног видног поља. Прва врста симулације видног поља користи два тајмера како би прикупљала податке на основу којих се рачуна проценат сагледаности кошаркашке акције, док друга врста симулације видног поља користи један тајмер за сакупљање података. Иницијално сматрало се да ће се са два тајмера остварити већа прецизност, међутим касније, када су се резултати упоредили увидело се да су резултати релативно слични и да употреба још једног додатног тајмера потенцијално није била потребна. Према томе за евалуацију путања кошаркашких судија које су неуронске мреже калкулисане на основу Оригиналнoг модела неуронске мреже и Оригиналних обучавајућих и тест скупова коришћена је прва врста симулације видног поља. Добијени резултати сматрају се почетним резултатима и описани су у раду (Ресев, et al., 2015). Резултати који су приказани у овом докторату заснивају се на подацима из Модификованог обучавајућег и тест скупа, Модификованог модела неуронске мреже и симулације видног поља са једним тајмером. Наведени појмови ће детаљније бити изложени у каснијим поглављима. Дакле, управо симулација хоризонталног видног поља са једним тајмером представља једну од кључних тачки овог доктората, пошто се симулација хоризонталног видног поља са два тајмера везује за почетне резултате. Такође, у симулацији са једним тајмером уведен је прецизнији начин утврђивања да ли је неки неки објекат на терену Објекат прекида или Објекат шума.

Свакако, даљом детаљнијом анализом и упоређивањем резултата симулације видног поља са два тајмера насупрот резултатима симулације видног поља са једним тајмером утврдило се да су добијени резултати путем симулације видног поља са два тајмера веома слични резултатима који се добијају на основу симулације видног поља са једним тајмером.

Овде представљена симулација хоризонталног видног поља формирана је на основу претходно изложених теорема са јасно дефинисаним циљевима и прихваћеним апроксимацијама. Такође, сама имплементација симулације хоризонталног видног поља реализована је на основу тренутно доступних

технологија и нивоа познавања споменутих технологија. Свакако симулацију хоризонталног видног поља је увек могуће боље реализовати, имплементирати другачије концепте које ће допринети повећању прецизности исте и др. Међутим имајући у виду постављени модел, тренутно доступне технологије, ниво познавања споменутих технологија и доступан рачунар на којем се све наведено извршавало, одлучено је да се тако оформљена симулација хоризонталног видног поља прихвати, као и резултати које таква симулација хоризонталног видног поља продукује. Сви резултати симулације хоризонталног видног поља који су представљени у овом раду добијени су на основу претходно прихваћене симулације хоризонталног видног поља у оквиру представљеног домена проблема који се решава у корелацији са усвојеним апроксимацијама.

Такође, симулација хоризонталног видног поља представља само један од низа циљева и алата који се користе за испитивање оформљеног модела кошаркашке акције на основу проблема вишеструких зависних временских серија, традиционалних перцептронских неуронских мрежа, поменутих *LTR – MDTS* структура неуронских мрежа и одговарајућих обучавајућих алгоритама који представљају срж целог истраживања и кључни допринос овог доктората.

5. ОСНОВЕ, МОДЕЛОВАЊЕ И ОБУЧАВАЊЕ НЕУРОНСКЕ МРЕЖЕ

5.1. Увод у Неуронске мреже

У овом поглављу биће изложене основе неуронских мрежа са јасним фокусом на вишеслојне перцептронске неуронске мреже са пропагацијом грешке уназад. Прво ће се размотрити историјски настанак неуронских мрежа и њихова уопштена структура, затим ће се размотрити начини обучавања неуронских мрежа као и области примене истих.

5.1.1. Настанак и развој Вештачких неуронских мрежа

Неуронске мреже се деле на две опште категорије:

- биолошке неуронске мреже
- вештачке неуронске мреже (*ANN – Artificial Neural Networks*)

Биолошке неуронске мреже подразумевају било који нервни систем живих бића. Вештачке неуронске мреже су по структури, функцији и обради информација сличне биолошким неуронским мрежама, али су вештачке творевине. Вештачка неуронска мрежа се састоји од јединица за обраду података који се називају вештачким неуронима. Вештачки неурони су међусобно повезани комуникационим каналима, баш као што су прави неурони међусобно повезани аксонима. Подаци који се размењују споменутим каналима најчешће нумеричке природе. Истакнута особина неуронских мрежа је могућност учења (обучавања) на сопственом искуству, баш као што је то случај код биолошких неуронских мрежа.

Вештачки неурон као јединица за обраду података прима улазне сигнале a_1, \dots, a_n од других вештачких неурона или из окружења, сумира их и трансформише их путем активационе (трансфер) функције $f(\Sigma)$ у излазну вредност y_j коју прослеђује другим вештачким неуронима или окружењу. Аргумент Σ активационе функције представља збир производа улаза a_i са тежинским коефицијентом w_{ji} , за сваки улазни сигнал који је обележен са a_i . Тако се одређеном збиру додаје позитивна или негативна константа c која се зове праг активације неурона (*threshold*) или биас. Према томе излаз из неурона y_j одређена је изразом:

$$y_j = f \left(\sum a_i w_{ji} + c \right)$$

Прву једнослојну неуронску мрежу направио је Френк Розенблат и назвао је Перцептрон. Перцептронске мреже које садрже више слојева називају се вишеслојни перцептрони односно *MLP (Multilayered Perceptron)* неуронске мреже. Основна карактеристика слојевитих мрежа јесте да су неурони поређани у слојеве тако да је сваки неурон повезан са сваким неуроном из њему суседног слоја. При томе неурони који припадају истом слоју нису међусобно директно повезани.

У односу на простирање сигнала разликују се (Hotomski & Malbaški, 2003), (Krose & Van der Smagt, 1996), (Heaton, 2008):

- *Feed Forward*, где сигнал улази у мрежу, и простире се кроз мрежу од улаза до излаза, слој по слој док се на излазу неуронске мреже не формира резонувани излаз неуронске мреже. Када се формира резонувани излаз утврђује се колико резонувани излаз на основу Делта правила одступа од жељеног излаза, па се на основу утврђене грешке путем *Back Propagation* алгоритама наведена грешка пропагира до улаза неуронске мреже уз мењање тежинских коефицијената неурона.
- *Feed Back*, где сигнал улази као код *Feed Forward* и затим се враћа (рекурзија) у ниво у којем је био.
- Хемингова мрежа представља комбинацију која садржи пропациони слој (*Feed Forward*), који има више слојева, а на то се надовезује Хопфилдов (*Feed Back*) рекурзивни део.

5.1.2. Обучавање вештачких неуронских мрежа

У односу на традиционални рачунарски програм неуронске мреже се разликују по томе што се оне обучавају. Дакле када програмер пише рачунарски програм он дефинише тачан редоследни низ инструкција које рачунар треба да изврши. Пре употребе неуронске мреже је потребно обучити. Само обучавање неуронских мрежа представља дуготрајан процес. Процес обучавања неуронских мрежа заснива се на ажурирању тежинских коефицијената веза између неурона како бисмо наведену неуронску мрежу научили да решава одређени проблем.

Тежински коефицијенти веза или тежине веза су нумерички коефицијенти који су додељени свакој вези између два неурона. Као што је већ наведено, за време обучавања ови коефицијенти се ажурирају. Брзина њиховог ажурирања такође може бити мерило моћи процесирања неуронске мреже.

Разликују се следећи типови обучавања неуронских мрежа:

- надгледано обучавање
- оцењивачко - делимично надгледано обучавање са оцењивањем
- самоорганизовано - ненадгледано обучавање

У даљем тексту биће приказано само надгледано обучавање вишеслојних мрежа помоћу *Back Propagation* алгоритма, односно на основу алгоритма пропагирања грешке уназад.

5.1.2.1. Пропагација грешке уназад – *Back Propagation* алгоритам

Пропагација грешке уназад (енглески термин: *Back Propagation*) је најчешће коришћени облик обучавања неуронских мрежа. Пропагација грешке уназад често успешно доводи неуронску мрежу до стања да за дати улазни облик производи захтевани излазни облик.

Пропагација грешке уназад се заснива се на веома једноставном принципу: када мрежа резонује погрешан излаз, тежински коефицијенти се коригују тако да грешка буде мања, а као резултат тога, следећи резонувани излаз неуронске мреже би требало да буде ближи жељеном излазу. Мрежа са пропацијом уназад мора имати најмање два слоја. Уколико се неуронска мрежа састоји од више од два

слоја, поред улазног и излазног слоја, остали су скривени. Дакле неуронска мрежа која има три слоја, од којих је један улазни слој и један излазни слој сматра се вишеслојном неуронском мрежом. Најчешће се користи мрежа са потпуно повезаним слојевима, што значи да је сваки чвор из сваког слоја повезан са свим чворовима из претходног и следећег слоја.

Неуронске мреже са пропагацијом грешке уназад обучавају се на основу алгоритма са нагледањем. Неуронској мрежи се секвенцијално, један за другим, достављају парови податка из обучавајућег скупа у форми улаза који треба да генерише жељени излаз. После сваког пролаза парова података кроз неуронску мрежу, тежине се ажурирају тако да се смањује разлика између тренутног излаза мреже и задатог (циљног) излаза. Парови из обучавајућег скупа се пропуштају кроз мрежу све док се мрежа не обучи да резонује жељене излазе на сваки елемент из обучавајућег скупа, или док се не прекине процес обучавања. (Hotomski, 2006)

Након што се обучавање неуронске мреже заврши, или се прогласи завршеним, реализује се тестирање перформанса обучене неуронске мреже над примерима / подацима путем којих та неуронска мрежа није обучавана. Алгоритми за обучавање мреже са пропагацијом грешке уназад садрже корак пропагације унапред (*Feed Forward*), за којим следи корак пропагације уназад (*Feed Back*). Оба корака се примењују наизменично за свако пропагирање пара података из обучавајућег скупа неуронској мрежи. Корак пропагације унапред почиње са достављањем улазног облика жељеног податка на улазном нивоу (слоју) мреже и наставља се тако што активациони нивои неуронске мреже, који се састоје од низа неурона врше пропагацију сигнала унапред кроз скривене нивое на основу активационих функција наведеног слоја. У сваком следећем нивоу неуронске мреже сваки вештачки неурон унутар наведеног слоја сумира своје улазе и примењује активациону (праг / трансфер) функцију за израчунавање излаза неурона. Неурони на излазном нивоу ретонују излаз неуронске мреже на основу којег се даље може започети фаза пропагације грешке уназад уколико се неуронска мрежа налази у стању тренирања.

Корак пропагације уназад почиње поређењем резонованог излаза неуронске мреже са жељеним излазом неуронске мреже. Битно је напоменути да су улази и излази неуронске мреже у векторском формату. Према томе, да се закључити да корекција грешке почиње у излазном слоју пошто кроз неуронску мрежу пропуштен улазни вектор, резонован излазни вектор и тиме је завршен корак пропагације унапред. Излаз неурона излазног слоја се упоређује са траженом вредношћу која је наведена у обучавајућем скупу, а затим се на основу тога за сваку неурон израчунава вредност грешке. Наведено се назива Делта правилом. (Ellacott , 1990), (Hotomski, 2006)

Корак пропагације уназад израчунава вредност грешке за неуроне из сакривених слојева и мења тежине њихових веза, полазећи од излазног нивоа кроз све наредне скривене слојеве (нивое) путујући ка улазном слоју закључно са улазним слојем. Вредност грешке је придружена сваком вештачком неурону и користи се током извршења процедуре корекције тежина док се неуронска мрежа обучава. Велика вредност грешке указује да треба спровести већу корекцију над улазним тежинама, а њен знак одражава правац у коме треба мењати тежине. Сматра се да

је мрежа обучена када пропуштање парова података из обучавајућег скупа не мења тежине неурона по слојевима неуронске мреже.

Подешавање тежинских коефицијената (W - *weight*) по слојевима одвија се у складу са законом учења:

$$W^{novi} = a * W^{stari} + \mu \Delta \sigma$$

где је σ вредност добијена на излазу мреже

Δ - грешка на излазу

a - коефицијент који одређује стабилност мреже – *Momentum*

μ - коефицијент који одређује степен (брзину) учења – *Learning Rate*

5.1.3. Примене вештачких неуронских мрежа

Неуронске мреже се могу применити у различитим областима и веома су ефикасне у класификацији разних улаза, у апроксимацији, у мапирању - компресија слика, за процесирање сигнала, филтрирање и препознавање (језика, говора...), може вршити и анализу података и у свим осталим случајевима где алгоритам није познат, а познати су улази и жељени излази.

Заправо, сматра се да вештачка неуронска мрежа може да научи и реализује било коју израчунљиву функцију (алгоритам), па се може обучити за све што може урадити дигитални рачунар. У односу на класичне дигиталне рачунаре постоје битне разлике. Наиме, неуронска мрежа нема центрирано локализовану меморију, не програмира се инструкцијама и састоји се од великог броја једноставних структура за обраду информација (неурона). Неуронска мрежа се може доучити и адаптирати за нове услове. Најбитнија особина је да мрежа може да научи неко решење без познавања решавајућег алгоритма (не зна се како се долази од А до Б, али се зна А и Б), док дигитални рачунар није у могућности да то уради. (Hotomski, 2006), (Berković, 2003).

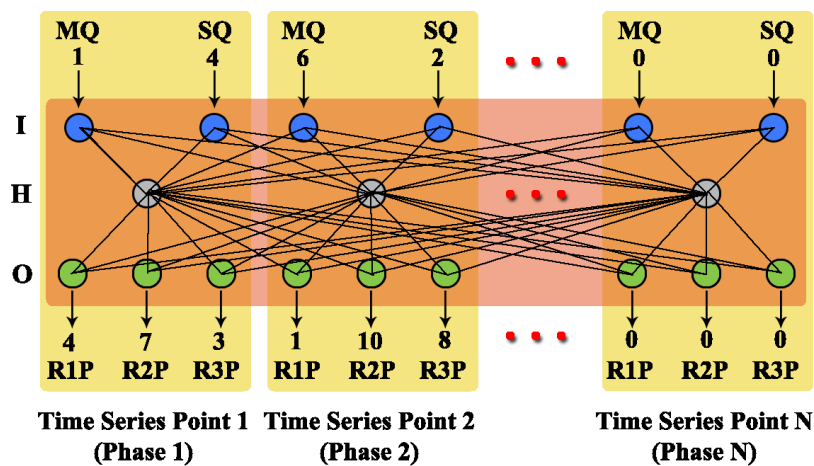
5.2. Моделовање MLP неуронске мреже за решавање проблема вишеструких зависних временских серија

На основу претходно изложене и усвојене поделе кошаркашког терена по квадрантима која је приказана на слици 4.5. у поглављу 4, позиција лопте на терену одређена је уређеним паром: (*kvadrant, potkvadrant*). Главни квадрант указује на један од 6 примарних квадраната. Наведени квадранти су, на основу (Markoski, et al., 2011) дефинисани од стране секције *FIBA* организације која се бави статистиком. Такође, примећено је да је наведена подела терена на 6 квадранта присутна са аспекта кошаркашке статистике где се посматра са које позиције је упућена лопта на кош, а не са аспекта правила кошаркашке игре. У раду (Markoski, et al., 2011) изложен је наведени концепт који је преузет и представља основу овог рада уз прерасподелу потквадранта ради лакше оријентације. На основу расподеле главних квадраната и промењеног расподела потквадраната кошаркашке акције које су формирали претходно споменути

Стручњаци су апроксимирани и подељени у две групе. Прву групу представљају кошаркашке акције које се играју на кошаркашким тренинзима, док другу групу представљају акције које су одигране на кошаркашким утакмицама, и стога формирану су обучавајући и тест скупови за обучавања и тестирања неуронских мрежа које се користе у овом раду. Даље, у раду (Vasiljević, et al., 2012) се на слици 3. такође види апроксимативна подела кошаркашког терена која је у овом раду приказана на слици 4.5. У овом решењу величина квадранта је апроксимирана како би се кошаркашки терен поделио на једнаке делове како би сви квадранти били равноправни и носили исту тежину приликом одређивања позиције кошаркашке лопте. На слици 4.5. главни квадранти су означени великим бројевима од 1 до 6. Потквадранти указују на један од 4 потквадранта (подсекције) главног квадранта и нису дефинисани од стране *FIBA*. Исти су имплементирани како би се прецизније одредила позиција лопте унутар главног квадранта и на слици 4.5. обележени су малим бројевима од 1 до 4.

Према томе, може се рећи да се једна кључна тачка описује уређеним паром (*kvadrant, potkvadrant*) путем којег се указује на апроксимирани позицију лопте, и уређеном тројком (*sudija1poz, sudija2poz, sudija3poz*). Вредности ентитета *sudija1poz, sudija2poz* и *sudija3poz* крећу се у интервалу од 1 до 12 и представљају фиксне позиције са којих се одређена кључна тачка кошаркашке акције може најбоље сагледати.

Пошто је утврђено да наведени модел функционише са кошаркашким акцијама које су максималне дужине 15 кључних тачака, одлучено је да ће се улазни вектор састојати од 15 хронолошки поређаних кључних тачака у форми уређених парова (*kvadrant, potkvadrant*). На основу изложеног, да се закључити да ће улазни вектор имати 30 елемента, док ће се излазни вектор састојати од 45 елемената пошто је излаз сваке кључне тачке дефинисан већ споменутом уређеном тројком (*sudija1poz, sudija2poz, sudija3poz*).



Слика 5.1. Структура *MLP* неуронске мреже која је прилагођена за решавање постављеног проблема

Имајући у виду да различите кошаркашке акције поседују различите максималне дужине, одлучено је да се улазни и излазни вектори временских серија

попуњавају са лева на десно, како је приказано на слици 5.1, док се остатак вектора, до максималне дужине, попуњава нулама и на наведени начин се указује колико кључних тачака акција има. Конкретно, уколико се посматра улазни и излазни вектор са аспекта вредности које елементи носе, крај улазног односно излазног вектора дефинисан је почетком низа нула. Скраћеница MQ указује на главни квадрант, SQ указује на потквадрант, док ознаке $R1P$, $R2P$ и $R3P$ указују на излазне позиције кошаркашких судија за једну тачку у времену.

| Тачка | Квадрант | Потквадрант |
|-------|----------|-------------|
| t_1 | 1 | 4 |
| t_2 | 6 | 2 |
| t_3 | 4 | 3 |
| t_4 | 5 | 1 |

Табела 5.1. Координате тачака

| Тачка | sudija1poz | sudija2poz | sudija3poz |
|-------|------------|------------|------------|
| t_1 | 4 | 6 | 5 |
| t_2 | 1 | 8 | 9 |
| t_3 | 5 | 3 | 1 |
| t_4 | 10 | 6 | 7 |

Табела 5.2. Идеалне позиције кошаркашких судија

| V.E.U.V. | 1 | 4 | 6 | 2 | 4 | 3 | 5 | 1 | 0 | 0 | 0 | ... | 0 |
|----------|-------|---|-------|---|-------|---|-------|---|---|---|----|-----|----|
| Индекс | 0 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | ... | 29 |
| Тачка | t_1 | | t_2 | | t_3 | | t_4 | | | | | | |

Табела 5.3. Улазни вектор неуронске мреже

| V.E.I.V | 4 | 6 | 5 | 1 | 8 | 9 | 5 | 3 | 1 | 10 | 6 | 7 | 0 | 0 | 0 | ... | 0 |
|---------|-------|---|-------|---|-------|---|-------|---|---|----|----|----|----|----|----|-----|----|
| Индекс | 0 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 | 13 | 14 | ... | 44 |
| Тачка | t_1 | | t_2 | | t_3 | | t_4 | | | | | | | | | | |

Табела 5.4. Излазни вектор неуронске мреже

V.E.U.V. - Вредности елемената улазног вектора, V.E.I.V. - Вредности елемената излазног вектора

Претпоставимо да се кошаркашка акција састоји из четири кључне тачке, и да за те четири тачке знамо идеалне позиције кошаркашких судија. Пошто је максимална дужина улазног вектора неуронске мреже 24 елемената, односно 15 тачака, означене $t_1, t_2 \dots t_n$, где је $max(n) = 15$, дефинисане уређеним паром ($kvadrant$, $potkvadrant$), све вредности улазног вектора постављају се на нулу, и почевши са леве стране, попуњавају се уређеним паровима, водећи рачуна да се испоштује структура ($kvadrant-t_1$, $potkvadrant-t_1$, $kvadrant-t_2$, $potkvadrant-t_2 \dots$) итд. На сличан начин формира се излазни вектор. Пошто је максимална дужина излазног вектора неуронске мреже 36 елемената, односно 15 тачака, означене $t_1, t_2 \dots t_n$, где је $max(n) = 15$, дефинисане уређеном тројком ($sudija1poz$, $sudija2poz$, $sudija3poz$), све вредности улазног вектора постављају се на нулу, и почевши са леве стране, попуњавају се уређеним тројкама, водећи рачуна да се испоштује структура ($sudija1poz-t_1$, $sudija2poz-t_1$, $sudija3poz-t_1$, $sudija1poz-t_2$, $sudija2poz-t_2$, $sudija3poz-t_2, \dots$) итд. У табелама 5.1. и 5.2. приказана је кошаркашка акција која се састоји из четири кључне тачке, описана уређеним паровима ($kvadrant$,

potkvadrant) и идеалне позиције кошаркашких судија за ту акцију описане уређеним тројкама (*sudija1poz*, *sudija2poz*, *sudija3poz*). Табеле 5.3. и 5.4. приказују форму улазних и излазних вектора неуронске мреже за кошаркашку акцију која је приказана у табелама 5.1. и 5.2.

5.2.1. Модификација оригиналног модела

Због природе обучавајућег и тест скупа, која ће детаљније бити изложена у наредном поглављу, оформљена је модификација представљеног модела неуронске мреже која подржава рад са кошаркашким акцијама дужине од 12 кључних тачака, насупрот усвојене дужине од 15 кључних тачака. Наведено значи да је максимална дужина улазног вектора неуронске мреже 24 елемента, док је излазни вектор дужине од 36 елемената. Кључни разлог за формирање модификованог модела неуронске мреже лежи у чињеници да је постављени модел формиран са циљем да се обухвате комплексне (а самим тим и дуже) кошаркашке акције са аспекта броја кључних тачака. Међутим, обучавајући и тест скуп садржи кошаркашке акције од максимално 12 кључних тачака, па је стога оформљена споменута модификација постављеног модела неуронске мреже.

На основу изложеног оригиналног модела и саме чињенице да се унутар обучавајућег скупа налазе кошаркашке акције које садрже максимално 12 кључних тачака, наведено указује да ће низ нула у улазном вектору неуронске мреже покренути излазне вредности неуронске мреже ка нижим вредностима што значи да ће се кошаркашке судије, на основу резонованих путања кретати и позиционирати чешће ка квадрантима 4, 5 и 6 у којима се већи део кошаркашке акције и одвија. Међутим, наведено се може сматрати видним нежељеним ефектом са аспекта саме структуре неуронске мреже и постављеним проблемом чак иако се обучавањем неуронских мрежа на основу оригиналног модела симулира појава која је са аспекта кретања кошаркашких судија веома честа. Обучавањем неуронске мреже на основу модела од 15 кључних тачака док кошаркашке акције садрже максимално 12 кључних тачака доводи се у питање квалитет обучавања, а самим тим и квалитет резновања тако обучених неуронских мрежа. Јасно је да се неуронске мреже обучавају на основу формираног обучавајућег скупа који треба да буде репрезентативан и да представни неко знање. Међутим прихватање наведеног ефекта, чак иако продукује жељене ефекте које симулирају честе реалне ситуације, са аспекта знања које треба да се тако рећи угради у неуронске мреже, наведени концепт продукује потенцијални нежељени ефекат. Свакако сама концепција употребе стандардних неуронских мрежа за решавање постављеног нестандартног проблема уводи већ споменути негативан ефекат протицања времена уназад, тако да је свакако одлучено да се изложени приступ опроба упркос већ споменутим нежељеним ефектима ослањајући се на квалитет прикупљеног експертског знања и алгоритме обучавања.

Резновање излазних вредности неуронске мреже које теже нижим вредностима могу продуковати и позитивне и негативне резултате са аспекта позиционирања кошаркашких судија ка вишим квадрантима. Вишим квадрантима се сматрају квадранти 4, 5, и 6. Са аспекта позиционирања кошаркашких судија споменуте ниже вредности сматрају вредностима из интервала 1 до 6 које се пресликавају на одговарајуће позиције кошаркашких судија дуж аут линије кошаркашког терена).

Позитивни ефекти односе се на чињеницу да се кошаркашки судија налази близу квадранта где се највећи део кошаркашке акције одвија и стога је у позицији да јасније сагледа кошаркашку акцију, док се негативни ефекти односе на чињеницу да се са приближавањем кошаркашког судије одређеним дешавањим у квадранту повећава шанса да велики број играча унутар тог квадранта закључава кључан елемент кошаркашке акције који се одвија у том квадранту. У наведеном случају, потенцијално је боље мало удаљити кошаркашког судију од квадранта у којем се реализује део кошаркашке акције како би заузео другачији угао гледања на основу којег би исти потенцијално боље сагледао дешавања у наведеном квадранту. Нпр. дешавања у квадранту 4 се, због позиција играча на терену, некад могу знатно боље сагледати ако се кошаркашки судија налази на позицијама које су ближе квадранту 1 (рецимо од 7 до 8).

Стога, одлучено је да се неуронске мреже обучавају на основу представљеног Оригиналнoг модела неуронских мрежа како би се утврдило да ли предложени оригинални модел, реализован на основу теоретски неодговарајуће структуре са нежељеним ефектима даје прихватљиве резултате. Резултати изложеног приступа изложени су у раду (Ресев, et al., 2015). Уколико би постављени оригинални модел продуковао задовољавајуће резултате, реализовало би се обучавање одабраних конфигурација неуронских мрежа на основу модела са 12 кључних тачака ради упоређивања резултата, и потенцијално, елиминисања нежељених ефеката.

Према томе, може се закључити да у постављеном проблему, са аспекта структуре неуронске мреже која ће се користити и обучавајућег скупа постоје два нежељена ефекта: протицање времена уназад због структуре вишеслојне перцептронске неуронске мреже у којој је сваки неурон повезан са сваким неуроном из следећег слоја и због недостатка акција које поседују дужину већу од 12 кључних тачака такозвано гурање излаза неуронских мрежа на нижим вредностима.

У наредним поглављима изложени проблеми ће бити детаљније образложени као и предложени механизми на основу којих се исти у одређеној мери или у потпуности могу елиминисати. Понуђена решења ће се односити на модификацију алгоритама обучавања и на формирање посебне структуре неуронске мреже за коју се сматра да би била погоднија за решавање постављеног проблема.

5.3. Обучавајући и Тест скуп

Следећи комбиноване методологије емпиријског и експерименталног истраживања, оформљени су скупови података, који се у потпуности ослањају на људски фактор, и знање стручњака, тако да развијено решење има и парцијалну одлику Експертних система. Серијом пажљиво формираних тестова евалуирано је прикупљено знање, сама функционалност и услужност развијеног решења, при томе ослањајући се на експертско знање, као и на конфирмацију од аутоматизованих тестова који треба да испуне одређене критеријуме.

Оригинални Обучавајући и Тест скупови формирани су захваљујући ангажовању Проф. др Маркоски Бранка са Универзитета у Новом Саду, Технички факултет „Михајло Пупин“, Зрењанин који је контактирао кошаркашке стручњаке који раде

на позицијама кошаркашких тренера и кошаркашких судија како би се наведени скупови оформили. Комплетну кореспонденцију са наведеним стручњацима је водио претходно споменути професор, који је активни кошаркашки делегат за Прву женску кошаркашку лигу Републике Србије више од десет година. Наведена сарадња била је усмерена ка формирању сценарија кошаркашких акција на основу којих су се формирали оригинални тренинг и тест скупови.

Целокупни сет података за обучавање неуронске мреже састоји се од 43 дефинисане акције и идеалних путања судија за те акције, у односу 1:1, односно за једну дефинисану акцију постоји једна и само једна идеална путања. Споменуте 43 акције су кошаркашке акције које се уче и играју на кошаркашким тренинзима кошаркашких стручњака који су наведени скуп и оформили. Скуп података за тренирање креиран је од стране споменутих кошаркашких стручњака који су се ослањали на званичну *FIBA* документацију и правилнике, али је у процесу креирања кошаркашких сценарија превладавао људски фактор, са циљем да се што више, у сам процес истраживања, а самим тим и у резултате укључи, са емпиријског становишта и људски фактор. Формиране акције су различите дужине, ослањајући се на већ дефинисано правило да не смеју бити дуже од 15 кључних тачака.

Пошто су оригинални скупови формиран пре шест година, потенцијално, одређене кошаркашке акције из оригиналног скупа нису више актуелне јер се лако могу предвидети од стране противника, тако да споменути скупови у тренутку писања ове докторске дисертације потенцијално нису актуелни са аспекта застаревања знања, односно еволуције кошарке као игре. Имајући у виду да се примена неуронских мрежа у кошарци фокусира на препознавање играча, предикцију исхода кошаркашке утакмице и др, може се рећи да представљени проблем потенцијално и није погодан за решавање путем неуронских мрежа због саме природе истог, а и природе обучавајућих података. Међутим, фокус рада је свакако на моделу неуронске мреже и понашања истих у оквиру представљеног проблема, тако да се формирањем нових обучавајућих и тест скупова на основу тренутних експертских знања могу продукovati лошији, приближни, бољи или идентични резултати у односу на резултате који ће у наставку овог рада бити приказани.

Акције из обучавајућег скупа су карактеристичне за територију Републике Србије, што значи да су обучавајући и тест скупови локалне природе. Међутим, одређене кошаркашке акције из тренутног обучавајућег скупа су такође карактеристичне за одређене суседне земље, стога тренутно се чине напори како би се оформио опшринији и универзалнији обучавајући скуп који ће бити карактеристичан за целу територију Европе.

Како бисмо пропратили кошаркашку акцију што боље, кретање кошаркашких судија је формирано узимајући у обзир и претпостављено кретање кошаркашких играча са становишта кошаркашког судије. Наведено указује да путање кошаркашких судија из обучавајућег скупа имплицитно садрже податке о распореду и кретању кошаркашких играча, и стога, да се закључити да кошаркашке судије не резонују само на основу путање кошаркашке лопте већ и на основу кретања кошаркашких играча. Табела 5.5. приказује односе између дужина акција, и броја њихових инстанци у целокупном сету података за обучавање.

| Дужина Акције | Број Инстанци | Дужина Акције | Број Инстанци |
|---------------|---------------|---------------|---------------|
| 3 | 5 | 3 | 2 |
| 4 | 4 | 4 | 2 |
| 5 | 4 | 5 | 2 |
| 6 | 6 | 6 | 2 |
| 7 | 4 | 7 | 2 |
| 8 | 3 | 8 | 3 |
| 9 | 3 | 9 | 2 |
| 10 | 6 | 10 | 2 |
| 11 | 5 | 11 | 2 |
| 12 | 3 | 12 | 2 |
| Suma | 43 | Suma | 20 |

Табела 5.5. Однос између дужина акција и броја њихових инстанци у сету података за обучавање (лево) и тестирање (десно)

Скуп података који се користио за тестирање неуронске мреже садржи 20 репрезентативних кошаркашких акција које су одигране на кошаркашким утакмицама, као и реална кретања кошаркашких судија током описаних акција. На наведени начин, у скуп података за тестирање укључен је, са емпиријског становишта, и људски фактор. Структура тест скупа са аспекта дужина акције (броја кључних тачака) и броја инстанци представљена је у табели 5.5.

Приликом формирања тренинг и тест скупова примењена је апроксимација померања кошаркашких судија на њима најближу предвиђену тачку дуж аут линије из интервала од 1 до 12, пошто су вредности елемената предвиђеног излазног вектора неуронске мреже из наведеног интервала.

Битно је напоменути да се кошаркашке акције из обучавајућег и тест скупа завршавају на различите начине у зависности од врсте кошаркашке акције и свака се завршава успешно односно кошом за два или три бода без интервенције кошаркашког судије (прекида акције због прекршаја и слично). Конкретно, кошаркашке акције из обучавајућег и тест скупа се могу завршити шутотом за три поена, шутотом за два поена из одређене позиције или дриблингом / додавањем лопте до позиције након које је одмах уследио кош. Као што је ситуација и са реалним кошаркашким утакмицама у последњој фази кошаркашке акције кошаркашка лопта се налази у петом квадранту (рекету), а у контексту постављеног модела неуронске мреже и поделе терена какав је предложен у овом раду, лопта се може наћи и у једном од потквадраната и то најчешће у потквадранту 1 или 2 квадранта број 5.

Такође у кошаркашким акцијама често се види да одређени играчи стоје једну или више фаза. Због ограничења софтверског решења и величине објекта самог играча који не дозвољава микро помераје кошаркашких играча на терену, наведено у суштини представља или држање позиције или споменуте помераје играча који су мали, односно такозвано кошчање играча током кошаркашке акције. Наведено представља још једну од уведених апроксимација путем којих се наглашава кретање кључних играча који највише утичу на успешност сагледаности кошаркашке акције.

5.3.1. Анализа Обучавајућег и Тест скупа

Како би модел неуронске мреже, а самим тим и резултати које неуронске мреже обучене употребом формираних обучавајућих и тест скупова били што тачнији, са аспекта симулације хоризонталног видног поља, реализована је тест симулација хоризонталног видног поља над наведеним скуповима. Сврха наведене симулације хоризонталног видног поља лежи у тежњи да се за кошаркашке акције из обучавајућег и тест скупа, које су припремили кошаркашки стручњаци провере да ли задовољавају претходно изложене критеријуме са становишта симулације хоризонталног видног поља. Пошто ће наведени критеријум бити примењен за евалуацију коначних резонованих кретања кошаркашких судија који се формирају применом неуронских мрежа, није сврсисходно да се за обучавање поменутих неуронских мрежа користе акције које не задовољавају поменуте критеријуме. Уколико резултати сагледаности кошаркашке акције из обучавајућег или тест скупа задовољавају претходно изложене критеријуме који су представљени у поглављу 4.4. кретање кошаркашких судија из те акције се сматра задовољавајућим са аспекта постављеног критеријума и неће бити извршена никаква корекција. Уколико резултати сагледаности наведене кошаркашке акције незадовољавају претходно изложене критеријуме који су представљени у поглављу 4.4. кретање кошаркашких судија из те акције се сматра незадовољавајућим са аспекта постављеног критеријума и биће извршене корекције у циљу поправљања резултата симулације видног поља.

Имајући у виду да су обучавајуће и тест скупове формирали кошаркашки стручњаци, не може се рећи да кретање кошаркашких судија из акција које сачињавају обучавајући и тест скуп није добро уколико исти не задовоље постављене критеријуме који су представљени у поглављу 4.4. Кошаркашка акција представља један веома сложени ентитет и мора се нагласити да је кретање кошаркашких судија за једну акцију формирано са циљем да се што ефикасније са јасним акцентом на синхронизовано кретање кошаркашких судија та кошаркашка акција што боље сагледа.

Имајући у виду да представљени модел неуронске мреже као улазни вектор прима апроксимирану путању кошаркашке лопте по терену, и као излазни вектор продукује низ вредности које представљају предвиђене фиксне позиције кошаркашких судија дуж аут линије кошаркашког терена као што је то приказано на слици 5.1, формирана су два модела евалуације путања кошаркашких судија из акција које се налазе у обучавајућем и тест скупу.

Формирани су следећи модели евалуације кретања кошаркашких судија:

- **Апроксимативни модел** евалуације кретања кошаркашких судија своди се на заокруживање тренутних позиција кошаркашких судија на најближу фиксну позицију за тог кошаркашког судију дуж аут линије кошаркашког терена и позиционирање кошаркашких судија у исте током симулације хоризонталног видног поља. Нпр. уколико је вредност тренутне позиције кошаркашког судије 3,61 наведена вредност ће бити заокружена на целобројну вредност 4 која представља најближу фиксну позицију за тог кошаркашког судију. Аналогно изложеном, уколико је вредност тренутне позиције кошаркашког судије 3,47 наведена вредност ће бити заокружена

на целобројну вредност 3 која представља најближу фиксну позицију за тог кошаркашког судију

- **Реални модел** евалуације кретања кошаркашких судија своди се на употребу тренутних позиција кошаркашких судија и њихово сразмерно постављање на основу предвиђених фиксних позиција дуж аут линије кошаркашког терена што одговара реалном опису кошаркашке акције пошто се свакако кошаркашке судије не крећу на основу претходно утврђених фиксних позиција.

Према томе, спроведене су наведене симулације над оригиналним обучавајућим и тест скупом како би се утврдило да ли су сва кретања кошаркашких судија, и са аспекта Апроксимативног и Реалног модела задовољавајућа. Назив реализованог теста је "*Training / Test Set Analysis*". Споменути тест ослања се на симулацију хоризонталног видног поља са једним тајмером, сумирање резултата SAS методом и састоји се из две фазе:

- Приликом **прве фазе** битно је да се сви елементи, осим играча који воде, додају, примају лопту или шутирају на кош, уклоне са терена. Током наведене фазе обраћа се пажња само на параметар који наглашава у којој мери је кошаркашки судија сагледао акцију док је лопта била у квадрантима над којима он има надлежност. Уколико је проценат сагледавања кошаркашке акције, од стране било којег кошаркашког судије, на релативно празном терену, испод 90% наведена акција се сврстава у скуп акција које потенцијално треба кориговати.
- **Друга фаза** кориговања путања кошаркашких судија се односи на враћање свих играча на кошаркашки терен, и понављање симулације на основу Апроксимативног и Реалног модела кретања кошаркашких судија. Уколико се на основу прихваћеног модела оцењивања симулације хоризонталног видног поља утврди да одређена кошаркашка акција не поседује одговарајући проценат сагледаности, иста се сврстава у скуп акција које треба кориговати.

Прва фаза евалуације је углавном продуковала задовољавајуће резултате због дубине видног поља од 425 пиксела, тако да се споменута фаза у неку руку може и занемарити. Међутим, она је ипак реализована приликом сваке евалуације кретања кошаркашких судија током кошаркашке акције у форми првог корака евалуације обучавајућег и тренинг скупа.

| | | Судије | | | | | | | | FOV Оцена | |
|------------------|------|------------|-------|--------|--------|-------|-------|-------|-------|--------------|----|
| | | 1 | 1 | 2 | 2 | 2 | 3 | 3 | 1 | | 3 |
| Обучавајући скуп | | Видно поље | | | | | | | | | |
| РБ | Фазе | Q1 | Q2 | | Q3 | Q4 | | Q5 | Q6 | | |
| 1 | 3 | 100.00 | 99.89 | 96.07 | 82.84 | 95.90 | 78.34 | 76.14 | 96.31 | 86.40 | OK |
| 2 | 3 | 100.00 | 97.14 | 99.92 | 100.00 | 86.35 | 86.90 | 77.22 | 99.66 | 79.09 | OK |
| 3 | 3 | 100.00 | 98.23 | 90.56 | 99.20 | 92.49 | 59.53 | 79.00 | 97.47 | 78.27 | OK |
| 4 | 3 | 90.45 | 86.88 | 99.97 | 99.69 | 95.39 | 30.69 | 68.53 | 77.30 | 96.38 | OK |
| 5 | 3 | 100.00 | 96.46 | 100.00 | 100.00 | 87.62 | 41.48 | 86.42 | 99.96 | 50.40 | OK |

| | | | | | | | | | | | |
|----|----|--------|--------|--------|--------|--------|-------|-------|--------|-------|------|
| 6 | 4 | 73.54 | 48.60 | 84.92 | 89.91 | 83.81 | 86.99 | 61.05 | 62.11 | 63.74 | OK |
| 7 | 4 | 100.00 | 96.09 | 87.35 | 97.33 | 98.36 | 73.05 | 71.57 | 99.26 | 88.62 | OK |
| 8 | 4 | 100.00 | 100.00 | 98.85 | 100.00 | 100.00 | 37.26 | 77.94 | 74.74 | 82.10 | OK |
| 9 | 4 | 98.61 | 86.74 | 99.88 | 100.00 | 95.56 | 54.97 | 68.37 | 95.72 | 77.64 | OK |
| 10 | 5 | 100.00 | 99.91 | 88.86 | 97.37 | 94.36 | 78.57 | 74.90 | 96.58 | 88.49 | OK |
| 11 | 5 | 100.00 | 100.00 | 76.78 | 93.08 | 98.02 | 76.97 | 78.36 | 81.32 | 60.67 | OK |
| 12 | 5 | 95.12 | 83.82 | 91.31 | 99.33 | 95.89 | 81.57 | 75.30 | 96.68 | 90.39 | OK |
| 13 | 5 | 87.32 | 76.29 | 96.04 | 100.00 | 99.75 | 71.02 | 66.30 | 95.29 | 87.61 | OK |
| 14 | 6 | 100.00 | 97.63 | 84.79 | 94.36 | 88.67 | 76.35 | 72.10 | 99.95 | 97.00 | OK |
| 15 | 6 | 100.00 | 99.69 | 75.35 | 82.61 | 94.62 | 69.08 | 69.79 | 100.00 | 90.36 | OK |
| 16 | 6 | 65.32 | 72.73 | 64.53 | 62.43 | 83.67 | 73.57 | 79.55 | 88.58 | 96.98 | OK |
| 17 | 6 | 100.00 | 96.69 | 91.33 | 98.30 | 98.01 | 62.11 | 68.15 | 99.97 | 63.50 | OK |
| 18 | 6 | 98.75 | 91.15 | 99.92 | 100.00 | 98.70 | 74.89 | 79.84 | 99.30 | 95.47 | OK |
| 19 | 6 | 100.00 | 98.76 | 95.61 | 100.00 | 98.65 | 72.81 | 71.73 | 96.34 | 55.58 | OK |
| 20 | 7 | 100.00 | 100.00 | 92.80 | 98.66 | 95.42 | 81.26 | 60.78 | 93.37 | 72.12 | OK |
| 21 | 7 | 99.91 | 91.57 | 98.69 | 100.00 | 99.86 | 83.10 | 63.65 | 98.06 | 65.18 | OK |
| 22 | 7 | 94.17 | 87.97 | 100.00 | 100.00 | 100.00 | 53.42 | 61.54 | 92.79 | 82.48 | OK |
| 23 | 7 | 99.99 | 94.72 | 91.28 | 98.81 | 99.37 | 62.99 | 81.07 | 98.62 | 83.46 | OK |
| 24 | 8 | 100.00 | 91.74 | 93.48 | 98.69 | 100.00 | 53.10 | 55.18 | 99.94 | 72.68 | OK |
| 25 | 8 | 58.03 | 46.92 | 99.57 | 97.14 | 77.70 | 74.32 | 80.07 | 64.96 | 79.03 | FAIL |
| 26 | 8 | 98.91 | 89.91 | 96.31 | 100.00 | 100.00 | 71.21 | 57.78 | 100.00 | 75.03 | OK |
| 27 | 9 | 89.33 | 86.99 | 99.31 | 100.00 | 99.98 | 40.58 | 42.42 | 92.76 | 72.44 | OK |
| 28 | 9 | 78.50 | 84.37 | 94.81 | 100.00 | 100.00 | 77.79 | 62.21 | 92.55 | 90.52 | OK |
| 29 | 9 | 100.00 | 96.50 | 91.92 | 99.77 | 99.45 | 69.63 | 64.97 | 100.00 | 98.68 | OK |
| 30 | 10 | 92.61 | 89.57 | 94.99 | 100.00 | 96.24 | 84.13 | 71.41 | 93.46 | 84.42 | OK |
| 31 | 10 | 82.75 | 82.71 | 78.30 | 73.40 | 83.00 | 76.70 | 90.06 | 79.68 | 88.23 | OK |
| 32 | 10 | 99.59 | 89.87 | 92.89 | 98.97 | 87.48 | 54.52 | 61.25 | 98.70 | 97.95 | OK |
| 33 | 10 | 91.61 | 91.54 | 97.02 | 100.00 | 99.76 | 58.10 | 75.07 | 96.27 | 84.02 | OK |
| 34 | 10 | 93.14 | 92.31 | 92.76 | 99.98 | 100.00 | 64.98 | 61.12 | 92.83 | 74.29 | OK |
| 35 | 10 | 99.80 | 89.94 | 88.86 | 88.81 | 95.08 | 57.68 | 58.56 | 99.89 | 90.27 | OK |
| 36 | 11 | 95.35 | 87.51 | 94.97 | 99.33 | 97.34 | 69.84 | 82.08 | 99.80 | 97.40 | OK |
| 37 | 11 | 99.74 | 90.60 | 97.12 | 100.00 | 99.47 | 57.90 | 64.65 | 99.72 | 83.08 | OK |
| 38 | 11 | 99.99 | 93.47 | 94.19 | 99.59 | 100.00 | 57.13 | 63.30 | 99.94 | 88.22 | OK |
| 39 | 11 | 79.70 | 80.34 | 95.03 | 99.22 | 97.52 | 85.28 | 68.44 | 94.46 | 86.61 | OK |
| 40 | 11 | 99.99 | 98.45 | 94.96 | 100.00 | 96.82 | 67.28 | 60.19 | 93.99 | 88.46 | OK |
| 41 | 12 | 97.33 | 94.60 | 92.20 | 99.91 | 96.86 | 56.54 | 63.06 | 93.32 | 52.92 | OK |
| 42 | 12 | 95.56 | 88.72 | 96.19 | 99.57 | 93.28 | 82.41 | 72.69 | 99.12 | 84.67 | OK |
| 43 | 12 | 97.63 | 84.83 | 99.74 | 100.00 | 100.00 | 71.00 | 62.01 | 86.54 | 76.18 | OK |

Табела 5.6. Евалуација кретања кошаркашких судија за кошаркашке акције из оригиналног обучавајућег скупа на основу Апроксимативног модела симулацијом хоризонталог видног поља са једним тајмером уз сумирање резултата SAS методом

| | | Судије | | | | | | | | | |
|------------------|------|------------|--------|--------|--------|--------|-------|-------|--------|-------|--------------|
| | | 1 | 1 | 2 | 2 | 2 | 3 | 3 | 1 | | |
| Обучавајући скуп | | Видно поље | | | | | | | | | |
| РБ | Фазе | Q1 | Q2 | | Q3 | Q4 | | Q5 | Q6 | | FOV Оцена |
| 1 | 3 | 100.00 | 99.92 | 94.58 | 81.85 | 95.60 | 77.93 | 75.47 | 96.36 | 88.03 | OK |
| 2 | 3 | 100.00 | 97.25 | 99.09 | 100.00 | 85.64 | 86.42 | 78.08 | 99.67 | 83.10 | OK |
| 3 | 3 | 100.00 | 98.35 | 89.65 | 99.24 | 92.70 | 56.56 | 79.82 | 97.71 | 74.63 | OK |
| 4 | 3 | 90.16 | 84.35 | 99.95 | 99.67 | 95.59 | 32.70 | 65.73 | 78.20 | 96.74 | OK |
| 5 | 3 | 100.00 | 96.34 | 100.00 | 100.00 | 87.63 | 37.06 | 86.41 | 99.96 | 50.07 | OK |
| 6 | 4 | 68.75 | 44.90 | 85.93 | 90.57 | 83.41 | 86.26 | 60.47 | 66.58 | 69.12 | OK |
| 7 | 4 | 100.00 | 96.21 | 87.13 | 97.34 | 98.43 | 71.02 | 71.26 | 99.13 | 89.50 | OK |
| 8 | 4 | 100.00 | 100.00 | 98.93 | 100.00 | 100.00 | 35.69 | 77.08 | 74.47 | 82.57 | OK |
| 9 | 4 | 98.45 | 86.41 | 99.91 | 100.00 | 95.52 | 55.37 | 66.60 | 95.76 | 75.24 | OK |
| 10 | 5 | 100.00 | 99.89 | 89.23 | 97.62 | 94.19 | 78.26 | 75.29 | 96.48 | 86.44 | OK |
| 11 | 5 | 100.00 | 100.00 | 77.10 | 92.94 | 98.07 | 76.85 | 76.94 | 83.23 | 64.84 | OK |
| 12 | 5 | 95.09 | 83.51 | 91.42 | 99.27 | 95.62 | 80.68 | 75.36 | 96.57 | 90.53 | OK |
| 13 | 5 | 86.96 | 72.81 | 96.14 | 100.00 | 99.76 | 71.25 | 58.90 | 94.80 | 81.97 | OK |
| 14 | 6 | 100.00 | 98.02 | 85.06 | 93.96 | 88.43 | 76.65 | 72.18 | 99.95 | 96.47 | OK |
| 15 | 6 | 100.00 | 99.68 | 76.52 | 85.18 | 94.04 | 69.63 | 69.40 | 100.00 | 91.41 | OK |
| 16 | 6 | 64.03 | 69.85 | 59.08 | 62.76 | 86.01 | 74.91 | 79.02 | 87.91 | 96.79 | OK |
| 17 | 6 | 100.00 | 96.93 | 91.30 | 98.46 | 97.94 | 60.92 | 69.89 | 99.98 | 59.06 | OK |
| 18 | 6 | 98.84 | 91.86 | 99.93 | 100.00 | 98.88 | 75.36 | 80.03 | 99.25 | 95.29 | OK |
| 19 | 6 | 100.00 | 98.80 | 95.63 | 100.00 | 99.22 | 74.12 | 69.76 | 97.38 | 59.11 | OK |
| 20 | 7 | 100.00 | 100.00 | 93.99 | 98.79 | 94.78 | 82.10 | 60.41 | 93.17 | 69.90 | OK |
| 21 | 7 | 99.91 | 91.74 | 98.51 | 100.00 | 99.88 | 81.27 | 61.99 | 98.06 | 61.28 | OK |
| 22 | 7 | 94.09 | 89.38 | 100.00 | 100.00 | 100.00 | 54.23 | 60.33 | 92.73 | 82.77 | OK |
| 23 | 7 | 99.99 | 94.73 | 90.77 | 98.79 | 99.36 | 63.06 | 80.49 | 98.72 | 81.93 | OK |
| 24 | 8 | 100.00 | 91.75 | 93.84 | 98.77 | 100.00 | 49.30 | 57.46 | 99.95 | 75.30 | OK |
| 25 | 8 | 55.29 | 45.37 | 98.18 | 96.18 | 77.57 | 73.98 | 78.81 | 67.27 | 81.27 | FAIL |
| 26 | 8 | 98.90 | 89.94 | 95.77 | 100.00 | 100.00 | 70.31 | 60.08 | 100.00 | 72.66 | OK |
| 27 | 9 | 88.95 | 87.50 | 99.34 | 100.00 | 99.99 | 42.60 | 43.73 | 93.37 | 76.97 | OK |
| 28 | 9 | 81.54 | 87.37 | 94.91 | 100.00 | 100.00 | 77.32 | 61.53 | 92.02 | 89.64 | OK |
| 29 | 9 | 100.00 | 96.64 | 91.64 | 99.78 | 99.43 | 70.99 | 66.55 | 100.00 | 99.66 | OK |
| 30 | 10 | 93.16 | 88.67 | 94.85 | 100.00 | 96.22 | 85.20 | 70.95 | 92.02 | 84.13 | OK |
| 31 | 10 | 83.79 | 82.95 | 80.41 | 74.34 | 82.85 | 77.45 | 89.61 | 79.63 | 88.30 | OK |
| 32 | 10 | 99.65 | 90.29 | 92.66 | 98.89 | 87.91 | 54.33 | 60.14 | 98.84 | 97.40 | OK |
| 33 | 10 | 91.11 | 91.68 | 96.95 | 100.00 | 99.78 | 60.21 | 75.01 | 96.29 | 84.34 | OK |
| 34 | 10 | 91.92 | 90.60 | 92.91 | 99.98 | 100.00 | 61.55 | 60.03 | 91.39 | 70.00 | OK |
| 35 | 10 | 99.81 | 89.87 | 86.70 | 87.96 | 95.17 | 57.58 | 57.23 | 99.88 | 89.23 | OK |
| 36 | 11 | 95.30 | 87.40 | 95.45 | 99.32 | 97.47 | 70.16 | 82.45 | 99.77 | 97.52 | OK |
| 37 | 11 | 99.74 | 90.60 | 97.22 | 100.00 | 99.51 | 59.26 | 64.33 | 99.71 | 86.10 | OK |
| 38 | 11 | 99.99 | 93.44 | 94.13 | 99.57 | 100.00 | 55.74 | 64.54 | 99.94 | 89.54 | OK |

| | | | | | | | | | | | |
|----|----|-------|-------|-------|--------|--------|-------|-------|-------|-------|----|
| 39 | 11 | 79.71 | 80.45 | 95.04 | 99.23 | 97.58 | 83.83 | 69.65 | 94.27 | 88.13 | OK |
| 40 | 11 | 99.53 | 96.96 | 94.83 | 100.00 | 96.44 | 68.04 | 63.03 | 94.16 | 90.46 | OK |
| 41 | 12 | 97.35 | 94.15 | 91.46 | 99.90 | 96.62 | 55.62 | 64.48 | 93.40 | 52.97 | OK |
| 42 | 12 | 95.17 | 88.54 | 96.38 | 99.62 | 93.75 | 83.67 | 73.55 | 99.10 | 85.22 | OK |
| 43 | 12 | 97.55 | 84.89 | 99.73 | 100.00 | 100.00 | 71.07 | 62.23 | 85.84 | 75.30 | OK |

Табела 5.7. Евалуација кретања кошаркашких судија за кошаркашке акције из оригиналног обучавајућег скупа на основу Реалног модела симулацијом хоризонталог видног поља са једним тајмером уз сумирање резултата SAS методом

Резултати спроведених тестова над оригиналним обучавајућим скупом су били парцијално задовољавајући. Применом теста "*Training / Test Set Analysis*" дошло се до резултата из којих једнозначно следи да обучавајући скуп на основу Апроксимираног модела података који би се користио за обучавање неуронске мреже, са аспекта модела оцењивања и принципа симулације хоризонталног видног није у потпуности задовољавајући, али је са становишта експертског знања у потпуности употребљив. Приликом симулације 43 акције, једна акција односно 2,32% из скупа података за обучавање неуронских мрежа није задовољило постављене услове покривености акције, док 97,67% јесте. Исто важи и за оригиналне неапроксимиране акције на основу Реалног модела. Приликом симулације 43 акције из обучавајућег скупа на основу Реалног модела, једна акција односно 2,32% није задовољило постављене услове покривености акције, док 97,67% јесте.

На основу података из табела 5.6. и 5.7. јасно се види да кретања кошаркашких судија за кошаркашку акцију из оригиналног обучавајућег скупа под редним бројем 25 морају бити кориговане како би се испунио услов адекватне сагледаности кошаркашке акције на основу којег се кретање кошаркашких судија сматра задовољавајућим. Такође, одлучено је да се кошаркашке акције из оригиналног обучавајућег скупа под редним бројевима 1, 3, 5, 10, 13, 15, 16, 23, 30, 42 и 43 модификују како би се кошаркашке судије што мање кретале и при томе потенцијално оствариле веће проценте сагледаности кошаркашке акције над квадратима у којима исти поседују надлежност. Кошаркашке акције из оригиналног обучавајућег скупа под редним бројем 2, 8, 24, 32 и 37 су такође модификоване са аспекта исцртавања кошаркашке акције док кретање кошаркашких судија или позиционирање лопте на терену за наведене кошаркашке акције нису мењане.

| Тест скуп | | Судије | | | | | | | | | FOV Оцена |
|-----------|------|------------|--------|-------|--------|-------|-------|-------|-------|-------|--------------|
| | | 1 | 1 | 2 | 2 | 2 | 3 | 3 | 1 | 3 | |
| РБ | Фазе | Видно поље | | | | | | | | | |
| | | Q1 | Q2 | | Q3 | Q4 | | Q5 | Q6 | | |
| 1 | 3 | 100.00 | 100.00 | 58.14 | 83.70 | 65.75 | 29.37 | 61.64 | 97.80 | 38.99 | OK |
| 2 | 3 | 95.11 | 90.96 | 83.50 | 82.99 | 94.48 | 93.29 | 74.71 | 97.01 | 67.89 | OK |
| 3 | 4 | 77.79 | 87.92 | 98.41 | 99.15 | 94.59 | 59.71 | 89.50 | 89.17 | 98.32 | OK |
| 4 | 4 | 89.29 | 80.64 | 97.53 | 100.00 | 93.83 | 68.42 | 78.31 | 81.35 | 56.07 | OK |

| | | | | | | | | | | | |
|----|----|-------|-------|--------|--------|--------|-------|-------|-------|-------|------|
| 5 | 5 | 33.91 | 41.21 | 83.41 | 90.48 | 91.19 | 58.94 | 85.19 | 64.53 | 90.47 | FAIL |
| 6 | 5 | 63.68 | 65.37 | 100.00 | 100.00 | 85.20 | 76.76 | 87.43 | 79.58 | 83.14 | OK |
| 7 | 6 | 66.11 | 73.33 | 98.01 | 100.00 | 97.70 | 62.50 | 69.22 | 87.62 | 82.13 | OK |
| 8 | 6 | 95.11 | 88.65 | 89.42 | 95.48 | 88.74 | 73.18 | 79.57 | 90.37 | 47.10 | OK |
| 9 | 7 | 99.57 | 92.51 | 80.85 | 75.36 | 81.26 | 78.01 | 74.90 | 97.66 | 76.35 | OK |
| 10 | 7 | 96.70 | 78.36 | 88.80 | 98.31 | 98.31 | 62.30 | 77.88 | 85.30 | 37.06 | OK |
| 11 | 8 | 96.61 | 79.87 | 85.57 | 93.58 | 67.81 | 91.54 | 92.35 | 92.22 | 59.46 | OK |
| 12 | 8 | 79.49 | 89.98 | 93.02 | 85.20 | 75.03 | 68.27 | 72.18 | 98.38 | 95.24 | OK |
| 13 | 9 | 64.25 | 75.07 | 99.43 | 100.00 | 93.31 | 80.45 | 85.27 | 65.83 | 75.27 | OK |
| 14 | 9 | 96.66 | 91.80 | 90.30 | 99.87 | 88.09 | 69.39 | 84.19 | 94.65 | 65.42 | OK |
| 15 | 10 | 95.77 | 85.21 | 96.43 | 99.85 | 95.18 | 66.11 | 72.44 | 99.49 | 72.37 | OK |
| 16 | 10 | 97.76 | 90.94 | 92.31 | 98.19 | 94.25 | 71.37 | 75.90 | 94.28 | 56.34 | OK |
| 17 | 11 | 90.05 | 83.27 | 92.80 | 100.00 | 95.35 | 79.36 | 83.37 | 94.75 | 65.27 | OK |
| 18 | 11 | 82.29 | 73.61 | 90.13 | 89.12 | 98.91 | 84.96 | 83.44 | 72.78 | 61.90 | OK |
| 19 | 12 | 59.51 | 61.28 | 99.48 | 100.00 | 100.00 | 49.69 | 62.64 | 69.77 | 69.67 | FAIL |
| 20 | 12 | 89.28 | 89.93 | 91.70 | 99.98 | 87.23 | 86.87 | 83.69 | 97.33 | 85.87 | OK |

Табела 5.8. Евалуација кретања кошаркашких судија за кошаркашке акције из оригиналног тест скупа на основу Апроксимативног модела симулацијом хоризонталог видног поља са једним тајмером уз сумирање резултата SAS методом

| | | Судије | | | | | | | | FOV Оцена | |
|-----------|------|------------|--------|--------|--------|-------|-------|-------|-------|--------------|------|
| | | 1 | 1 | 2 | 2 | 2 | 3 | 3 | 1 | | 3 |
| Тест скуп | | Видно поље | | | | | | | | | |
| РБ | Фазе | Q1 | Q2 | | Q3 | Q4 | | Q5 | Q6 | | |
| 1 | 3 | 100.00 | 100.00 | 64.20 | 84.46 | 67.25 | 26.45 | 61.03 | 97.93 | 39.81 | OK |
| 2 | 3 | 95.54 | 90.82 | 86.76 | 86.46 | 95.00 | 93.09 | 75.24 | 97.15 | 68.13 | OK |
| 3 | 4 | 76.75 | 88.20 | 97.69 | 98.93 | 94.43 | 66.28 | 89.98 | 88.74 | 98.32 | OK |
| 4 | 4 | 96.62 | 91.41 | 97.48 | 100.00 | 93.61 | 77.22 | 72.07 | 85.08 | 56.41 | OK |
| 5 | 5 | 34.45 | 29.51 | 83.44 | 90.01 | 90.96 | 60.41 | 84.97 | 59.46 | 89.85 | FAIL |
| 6 | 5 | 64.76 | 68.75 | 100.00 | 100.00 | 86.97 | 76.79 | 88.84 | 80.78 | 82.54 | OK |
| 7 | 6 | 68.02 | 71.49 | 97.93 | 100.00 | 97.76 | 61.44 | 69.91 | 85.37 | 81.64 | OK |
| 8 | 6 | 94.27 | 88.55 | 89.80 | 95.61 | 88.71 | 74.90 | 81.33 | 89.06 | 45.66 | OK |
| 9 | 7 | 99.55 | 92.36 | 82.53 | 75.78 | 79.60 | 78.65 | 74.99 | 97.48 | 75.17 | OK |
| 10 | 7 | 97.04 | 79.26 | 89.74 | 98.40 | 98.36 | 61.19 | 76.58 | 85.66 | 35.64 | OK |
| 11 | 8 | 96.75 | 80.55 | 85.25 | 93.96 | 68.74 | 91.25 | 92.27 | 92.73 | 60.37 | OK |
| 12 | 8 | 79.65 | 90.58 | 91.77 | 83.61 | 74.61 | 68.34 | 73.21 | 98.51 | 94.64 | OK |
| 13 | 9 | 61.73 | 71.39 | 99.16 | 100.00 | 93.32 | 81.96 | 84.84 | 66.11 | 74.32 | OK |
| 14 | 9 | 96.79 | 91.76 | 89.44 | 99.86 | 87.81 | 68.44 | 84.10 | 94.85 | 66.50 | OK |
| 15 | 10 | 95.74 | 84.94 | 95.73 | 99.75 | 95.28 | 60.32 | 72.78 | 99.47 | 73.99 | OK |
| 16 | 10 | 97.79 | 91.50 | 92.55 | 98.51 | 94.00 | 68.68 | 76.81 | 93.97 | 54.03 | OK |
| 17 | 11 | 89.70 | 83.53 | 92.80 | 100.00 | 95.50 | 78.93 | 82.32 | 95.05 | 64.08 | OK |
| 18 | 11 | 82.57 | 74.92 | 90.77 | 89.38 | 99.15 | 84.57 | 82.46 | 73.85 | 63.27 | OK |

| | | | | | | | | | | | |
|----|----|-------|-------|-------|--------|--------|-------|-------|-------|-------|----|
| 19 | 12 | 62.03 | 61.63 | 99.45 | 100.00 | 100.00 | 53.02 | 60.96 | 71.11 | 72.95 | OK |
| 20 | 12 | 90.85 | 90.23 | 91.80 | 99.98 | 87.59 | 87.05 | 83.30 | 97.30 | 86.69 | OK |

Табела 5.9. Евалуација кретања кошаркашких судија за кошаркашке акције из оригиналног обучавајућег скупа на основу Реалног модела симулацијом хоризонталог видног поља са једним тајмером уз сумирање резултата SAS методом

Резултати спроведних тестова над оригиналним тест скупом су такође били парцијално задовољавајући. Применом теста *Training / Test Set Analysis* дошло се до резултата из којих једнозначно следи да скуп података који би се користио за тестирање неуронске мреже на основу Апроксимативног модела није у потпуности задовољавајући, али је са становишта експертског знања и репрезентације реалних ситуација у потпуности употребљив. Приликом симулације 20 кошаркашких акција, две кошаркашке акције, односно 10%, из скупа података за тестирање неуронских мрежа није задовољило постављене услове покривености акције, док 90% јесте. Споменути резултати приказани су у табели 5.8. Са аспекта симулације хоризонталног видног поља на основу Реалног модела кретања кошаркашких судија, чији су резултати приказани у табели 5.9. да се закључити да приликом симулације 20 кошаркашких акција, једна кошаркашка акција, односно 5%, из скупа података за тестирање неуронских мрежа није задовољило постављене услове покривености акције, док 95% јесте.

Уколико је проценат сагледаности неког квадранта испод 60% исти се боји жутом бојом док се у свим осталим случајевима боји зеленом бојом. На основу података из табела 5.8. и 5.9, јасно се види да кретања кошаркашких судија за кошаркашке акције из оригиналног тест скупа под редним бројевима 5 и 19 морају бити кориговане како би се испунио услов адекватне сагледаности кошаркашке акције на основу којег се кретање кошаркашких судија сматра задовољавајућим. Такође, одлучено је да се кошаркашке акције из оригиналног тест скупа под редним бројевима 1, 3, 6, 7 и 13 модификују како би се кошаркашке судије што мање кретале и при томе потенцијално оствариле веће проценте сагледаности над квадратима у којима исти поседују надлежност. Кошаркашке акције из оригиналног тест скупа под редним бројем 14 и 18 су такође модификоване са аспекта исцртавања кошаркашке акције док кретање кошаркашких судија или позиционирање лопте на терену за наведене кошаркашке акције нису мењане.

Према томе, постоје две групе обучавајућих и тест скупова: један са експертским знањем (оригинални обучавајући и тест скуп) и један са модификованим експертским знањем који поседује потпуну сагледаност кошаркашке акције за све путање кошаркашких судија на основу оба модела кретања кошаркашких судија.

У раду (Ресеv, et al., 2015) коришћени су оригинални обучавајући и тест скупови за обучавање неуронских мрежа без обзира на то што све кошаркашке акције из оригиналног обучавајућег и тест скупа нису имале кретања кошаркашких судија које би се окарактерисале задовољавајућим на основу изложеног модела. Дакле, резултати који су приказани у раду (Ресеv, et al., 2015) представљају резултате обучавања неуронских мрежа на основу немодификованог експертског знања употребом симулације хоризонталног видног поља са два тајмера.

У табелама 5.10. и 5.11. приказани су резултати *Training / Test Set Analysis* теста над кошаркашким акцијама из модификованог тренинг и тест скупа чије су путање апроксимиране на основу Апроксимативног модела и симулације видног поља са једним тајмером. Табеле 5.12. и 5.13. приказују резултате истоимене анализе над кошаркашким акцијама из модификованог тренинг и тест скупа чије путање нису апроксимиране односно чије путање кошаркашких судија су евалуиране на основу Реалног модела и симулације видног поља са једним тајмером. Резултати наведених евалуација заснивају се на претходно изложеном алгоритму симулације хоризонталног видног поља и утврђеним моделима евалуације кретања кошаркашких судија док је за сумирање резултата и оцену сагледаности видног поља ко квадранту поришћена претходно изложена *SAS – Sum of All Sections* метода.

| | | Судије | | | | | | | | | |
|------------------|------|------------|--------|--------|--------|--------|-------|-------|--------|-------|--------------|
| | | 1 | 1 | 2 | 2 | 2 | 3 | 3 | 1 | 3 | |
| Обучавајући скуп | | Видно поље | | | | | | | | | |
| РБ | Фазе | Q1 | Q2 | | Q3 | Q4 | | Q5 | Q6 | | FOV Оцена |
| 1 | 3 | 100.00 | 99.90 | 96.12 | 82.84 | 95.78 | 84.78 | 79.41 | 96.31 | 95.11 | OK |
| 2 | 3 | 100.00 | 97.60 | 99.92 | 100.00 | 86.08 | 87.10 | 77.37 | 99.65 | 79.16 | OK |
| 3 | 3 | 100.00 | 98.03 | 90.65 | 99.20 | 92.37 | 59.86 | 69.12 | 97.45 | 79.54 | OK |
| 4 | 3 | 90.38 | 86.92 | 99.95 | 99.64 | 95.41 | 30.69 | 68.13 | 76.82 | 96.49 | OK |
| 5 | 3 | 100.00 | 96.67 | 97.89 | 99.74 | 89.10 | 42.59 | 86.64 | 99.97 | 48.90 | OK |
| 6 | 4 | 73.77 | 48.59 | 85.16 | 90.25 | 83.91 | 87.63 | 60.93 | 62.33 | 64.07 | OK |
| 7 | 4 | 100.00 | 96.04 | 87.32 | 97.32 | 98.36 | 72.98 | 71.46 | 99.26 | 88.65 | OK |
| 8 | 4 | 100.00 | 100.00 | 98.78 | 100.00 | 100.00 | 37.51 | 78.17 | 74.87 | 82.23 | OK |
| 9 | 4 | 98.61 | 86.86 | 99.85 | 100.00 | 95.45 | 55.14 | 68.34 | 95.77 | 77.83 | OK |
| 10 | 5 | 100.00 | 99.87 | 88.97 | 97.41 | 94.49 | 78.80 | 74.85 | 96.49 | 88.53 | OK |
| 11 | 5 | 100.00 | 100.00 | 76.86 | 93.03 | 97.99 | 76.87 | 78.38 | 81.59 | 60.72 | OK |
| 12 | 5 | 95.15 | 83.74 | 91.32 | 99.31 | 95.86 | 81.78 | 75.32 | 96.60 | 90.42 | OK |
| 13 | 5 | 87.74 | 78.15 | 99.98 | 100.00 | 96.65 | 65.82 | 67.91 | 95.84 | 88.11 | OK |
| 14 | 6 | 100.00 | 97.61 | 84.73 | 94.36 | 88.56 | 76.60 | 72.12 | 99.95 | 97.14 | OK |
| 15 | 6 | 100.00 | 99.68 | 75.33 | 82.61 | 94.64 | 69.24 | 69.75 | 100.00 | 90.40 | OK |
| 16 | 6 | 81.28 | 87.88 | 64.08 | 62.14 | 83.57 | 71.34 | 83.14 | 93.96 | 97.13 | OK |
| 17 | 6 | 100.00 | 96.69 | 91.34 | 98.28 | 98.00 | 62.12 | 68.24 | 99.97 | 63.47 | OK |
| 18 | 6 | 98.75 | 91.14 | 99.93 | 100.00 | 98.71 | 74.59 | 79.89 | 99.31 | 95.47 | OK |
| 19 | 6 | 100.00 | 98.70 | 95.60 | 100.00 | 98.66 | 72.42 | 71.66 | 96.37 | 56.26 | OK |
| 20 | 7 | 100.00 | 100.00 | 92.91 | 98.70 | 95.43 | 81.27 | 60.67 | 93.35 | 72.27 | OK |
| 21 | 7 | 99.91 | 91.64 | 98.63 | 100.00 | 99.86 | 83.03 | 63.69 | 98.06 | 65.18 | OK |
| 22 | 7 | 94.14 | 88.14 | 100.00 | 100.00 | 100.00 | 53.42 | 61.54 | 92.75 | 82.49 | OK |
| 23 | 7 | 99.99 | 94.73 | 91.79 | 98.89 | 99.57 | 62.93 | 80.96 | 98.62 | 83.39 | OK |
| 24 | 8 | 100.00 | 91.67 | 93.44 | 98.69 | 100.00 | 52.87 | 55.12 | 99.94 | 72.79 | OK |
| 25 | 8 | 72.36 | 62.07 | 99.75 | 97.54 | 77.08 | 72.14 | 77.52 | 68.22 | 75.02 | OK |
| 26 | 8 | 98.90 | 89.89 | 96.32 | 100.00 | 100.00 | 71.25 | 57.83 | 100.00 | 75.00 | OK |
| 27 | 9 | 89.21 | 87.12 | 99.35 | 100.00 | 99.99 | 40.18 | 42.19 | 92.84 | 72.43 | OK |

| | | | | | | | | | | | |
|----|----|--------|-------|-------|--------|--------|-------|-------|--------|-------|----|
| 28 | 9 | 78.19 | 84.17 | 94.92 | 100.00 | 100.00 | 77.90 | 62.23 | 92.48 | 90.55 | OK |
| 29 | 9 | 100.00 | 96.46 | 91.79 | 99.75 | 99.44 | 69.62 | 64.90 | 100.00 | 98.26 | OK |
| 30 | 10 | 92.19 | 89.33 | 95.02 | 100.00 | 96.27 | 85.56 | 70.02 | 93.26 | 84.48 | OK |
| 31 | 10 | 82.68 | 82.66 | 78.53 | 73.35 | 83.23 | 76.96 | 89.97 | 79.70 | 88.40 | OK |
| 32 | 10 | 99.59 | 89.94 | 92.86 | 98.97 | 87.49 | 54.53 | 61.41 | 98.71 | 97.95 | OK |
| 33 | 10 | 91.69 | 91.45 | 96.98 | 100.00 | 99.76 | 58.34 | 75.09 | 96.24 | 84.20 | OK |
| 34 | 10 | 93.14 | 92.35 | 92.79 | 99.97 | 100.00 | 65.04 | 61.15 | 92.90 | 74.72 | OK |
| 35 | 10 | 99.81 | 89.98 | 89.08 | 88.87 | 95.10 | 58.02 | 58.63 | 99.88 | 90.26 | OK |
| 36 | 11 | 95.27 | 87.47 | 94.99 | 99.30 | 97.34 | 69.70 | 82.04 | 99.80 | 97.36 | OK |
| 37 | 11 | 99.73 | 90.51 | 97.11 | 100.00 | 99.47 | 57.67 | 64.68 | 99.72 | 83.25 | OK |
| 38 | 11 | 99.99 | 93.52 | 94.15 | 99.59 | 100.00 | 57.71 | 63.34 | 99.94 | 88.29 | OK |
| 39 | 11 | 79.68 | 80.26 | 94.92 | 99.17 | 97.56 | 85.28 | 68.65 | 94.45 | 86.56 | OK |
| 40 | 11 | 99.99 | 98.43 | 94.90 | 100.00 | 96.79 | 67.41 | 60.33 | 93.99 | 88.31 | OK |
| 41 | 12 | 97.39 | 94.68 | 92.20 | 99.92 | 96.80 | 56.45 | 63.29 | 93.43 | 52.95 | OK |
| 42 | 12 | 92.89 | 82.70 | 96.15 | 99.56 | 91.21 | 78.87 | 76.35 | 99.06 | 90.22 | OK |
| 43 | 12 | 98.32 | 84.59 | 99.75 | 100.00 | 100.00 | 71.26 | 63.75 | 86.26 | 76.22 | OK |

Табела 5.10. Евалуација кретања кошаркашких судија за кошаркашке акције из модификованог обучавајућег скупа на основу Апроксимативног модела симулацијом хоризонталог видног поља са једним тајмером уз сумирање резултата SAS методом

| | | Судије | | | | | | | | | | |
|-----------|------|------------|--------|--------|--------|-------|-------|-------|-------|-------|--------------|--|
| | | 1 | 1 | 2 | 2 | 2 | 3 | 3 | 1 | 3 | | |
| Тест скуп | | Видно поље | | | | | | | | | | |
| РБ | Фазе | Q1 | Q2 | | Q3 | Q4 | | Q5 | Q6 | | FOV Оцена | |
| 1 | 3 | 100.00 | 100.00 | 58.71 | 83.86 | 66.58 | 29.65 | 61.71 | 97.49 | 38.38 | OK | |
| 2 | 3 | 95.00 | 90.39 | 83.62 | 83.12 | 94.25 | 93.31 | 74.68 | 97.12 | 68.21 | OK | |
| 3 | 4 | 98.14 | 96.45 | 98.38 | 99.13 | 94.59 | 59.78 | 89.42 | 82.08 | 98.21 | OK | |
| 4 | 4 | 89.07 | 80.00 | 97.47 | 100.00 | 93.91 | 68.46 | 78.19 | 81.22 | 56.01 | OK | |
| 5 | 5 | 91.25 | 100.00 | 83.63 | 90.55 | 91.26 | 58.96 | 85.33 | 60.05 | 90.37 | OK | |
| 6 | 5 | 80.06 | 65.35 | 100.00 | 100.00 | 85.18 | 76.75 | 87.36 | 63.65 | 83.19 | OK | |
| 7 | 6 | 89.00 | 85.37 | 98.08 | 100.00 | 97.71 | 61.98 | 69.00 | 79.68 | 82.13 | OK | |
| 8 | 6 | 95.08 | 88.67 | 89.47 | 95.49 | 88.74 | 73.12 | 79.52 | 90.33 | 47.17 | OK | |
| 9 | 7 | 99.57 | 92.49 | 80.84 | 75.34 | 81.18 | 78.05 | 74.89 | 97.64 | 76.31 | OK | |
| 10 | 7 | 96.72 | 78.42 | 88.81 | 98.32 | 98.32 | 62.53 | 78.06 | 85.38 | 37.06 | OK | |
| 11 | 8 | 96.65 | 79.85 | 85.73 | 93.68 | 67.73 | 91.66 | 92.34 | 92.27 | 59.79 | OK | |
| 12 | 8 | 79.38 | 90.07 | 92.96 | 85.28 | 74.96 | 68.18 | 72.25 | 98.43 | 95.24 | OK | |
| 13 | 9 | 75.74 | 72.78 | 99.42 | 100.00 | 93.30 | 80.38 | 85.28 | 46.29 | 75.31 | OK | |
| 14 | 9 | 96.61 | 91.70 | 90.38 | 99.87 | 88.11 | 69.49 | 84.25 | 94.66 | 65.07 | OK | |
| 15 | 10 | 95.75 | 85.09 | 96.37 | 99.84 | 95.16 | 66.05 | 72.38 | 99.49 | 72.15 | OK | |
| 16 | 10 | 97.70 | 90.89 | 92.20 | 98.05 | 94.26 | 71.47 | 75.96 | 94.27 | 56.42 | OK | |
| 17 | 11 | 89.93 | 83.10 | 92.86 | 100.00 | 95.33 | 79.35 | 83.37 | 94.72 | 65.43 | OK | |
| 18 | 11 | 82.29 | 73.63 | 90.04 | 89.11 | 98.90 | 85.02 | 83.43 | 72.79 | 61.99 | OK | |

| | | | | | | | | | | | |
|----|----|-------|-------|-------|--------|--------|-------|-------|-------|-------|----|
| 19 | 12 | 72.43 | 70.41 | 99.48 | 100.00 | 100.00 | 49.69 | 62.50 | 63.62 | 69.56 | OK |
| 20 | 12 | 89.37 | 89.90 | 91.78 | 99.98 | 87.30 | 86.85 | 83.79 | 97.36 | 85.80 | OK |

Табела 5.11. Евалуација кретања кошаркашких судија за кошаркашке акције из модификованог обучавајућег скупа на основу Апроксимативног модела симулацијом хоризонталог видног поља са једним тајмером уз сумирање резултата SAS методом

| | | Судије | | | | | | | | | FOV Оцена |
|------------------|------|------------|--------|--------|--------|--------|-------|-------|--------|-------|--------------|
| | | 1 | 1 | 2 | 2 | 2 | 3 | 3 | 1 | 3 | |
| Обучавајући скуп | | Видно поље | | | | | | | | | |
| РБ | Фазе | Q1 | Q2 | | Q3 | Q4 | | Q5 | Q6 | | |
| 1 | 3 | 100.00 | 99.88 | 94.24 | 81.58 | 95.79 | 83.66 | 78.70 | 96.27 | 91.54 | OK |
| 2 | 3 | 100.00 | 97.26 | 99.09 | 100.00 | 85.51 | 86.44 | 77.97 | 99.67 | 83.06 | OK |
| 3 | 3 | 100.00 | 98.35 | 89.61 | 99.25 | 92.76 | 61.29 | 69.17 | 97.72 | 72.67 | OK |
| 4 | 3 | 90.15 | 84.36 | 99.94 | 99.65 | 95.57 | 32.70 | 65.69 | 78.11 | 96.70 | OK |
| 5 | 3 | 100.00 | 96.65 | 97.86 | 99.76 | 88.64 | 35.79 | 83.75 | 99.97 | 49.82 | OK |
| 6 | 4 | 68.14 | 44.06 | 85.91 | 90.63 | 83.38 | 86.40 | 59.85 | 66.75 | 69.45 | OK |
| 7 | 4 | 100.00 | 96.23 | 87.08 | 97.33 | 98.43 | 71.34 | 71.15 | 99.14 | 89.47 | OK |
| 8 | 4 | 100.00 | 100.00 | 98.92 | 100.00 | 100.00 | 35.69 | 77.42 | 74.42 | 82.55 | OK |
| 9 | 4 | 98.45 | 86.55 | 99.88 | 100.00 | 95.51 | 55.32 | 66.48 | 95.78 | 75.40 | OK |
| 10 | 5 | 100.00 | 99.86 | 89.22 | 97.61 | 94.35 | 78.05 | 75.16 | 96.46 | 86.29 | OK |
| 11 | 5 | 100.00 | 100.00 | 77.11 | 92.96 | 98.10 | 76.81 | 76.90 | 83.06 | 64.91 | OK |
| 12 | 5 | 95.07 | 83.48 | 91.52 | 99.33 | 95.56 | 80.81 | 75.37 | 96.55 | 90.48 | OK |
| 13 | 5 | 87.19 | 76.27 | 99.83 | 100.00 | 96.73 | 65.48 | 60.99 | 95.65 | 80.86 | OK |
| 14 | 6 | 100.00 | 98.04 | 85.05 | 93.96 | 88.46 | 76.58 | 72.14 | 99.96 | 96.61 | OK |
| 15 | 6 | 100.00 | 99.65 | 75.49 | 83.29 | 92.43 | 68.35 | 68.57 | 99.99 | 91.33 | OK |
| 16 | 6 | 82.95 | 89.05 | 58.95 | 62.80 | 85.95 | 71.92 | 81.35 | 94.42 | 96.92 | OK |
| 17 | 6 | 100.00 | 97.02 | 91.24 | 98.46 | 97.95 | 60.68 | 69.83 | 99.98 | 60.39 | OK |
| 18 | 6 | 98.83 | 91.73 | 99.93 | 100.00 | 98.88 | 75.65 | 79.78 | 99.27 | 95.30 | OK |
| 19 | 6 | 100.00 | 98.76 | 95.62 | 100.00 | 99.23 | 74.30 | 69.81 | 97.47 | 59.44 | OK |
| 20 | 7 | 100.00 | 100.00 | 93.96 | 98.79 | 94.77 | 82.10 | 60.28 | 93.17 | 70.10 | OK |
| 21 | 7 | 99.91 | 91.73 | 98.50 | 100.00 | 99.88 | 81.22 | 62.00 | 98.05 | 61.38 | OK |
| 22 | 7 | 94.40 | 89.54 | 100.00 | 100.00 | 100.00 | 54.23 | 60.24 | 92.70 | 82.89 | OK |
| 23 | 7 | 99.99 | 94.74 | 91.26 | 98.87 | 99.58 | 63.02 | 80.41 | 98.73 | 81.88 | OK |
| 24 | 8 | 100.00 | 91.75 | 93.87 | 98.78 | 100.00 | 48.90 | 57.32 | 99.96 | 75.51 | OK |
| 25 | 8 | 71.99 | 63.16 | 98.36 | 96.62 | 77.56 | 71.57 | 78.00 | 69.03 | 77.40 | OK |
| 26 | 8 | 98.96 | 90.00 | 95.76 | 100.00 | 100.00 | 70.21 | 59.88 | 100.00 | 72.93 | OK |
| 27 | 9 | 89.03 | 87.63 | 99.32 | 100.00 | 99.99 | 42.59 | 43.84 | 93.36 | 76.94 | OK |
| 28 | 9 | 81.48 | 87.19 | 94.94 | 100.00 | 100.00 | 77.18 | 61.49 | 92.02 | 89.69 | OK |
| 29 | 9 | 100.00 | 96.65 | 91.66 | 99.77 | 99.44 | 70.99 | 66.99 | 100.00 | 99.64 | OK |
| 30 | 10 | 92.70 | 88.41 | 94.84 | 100.00 | 96.28 | 86.55 | 69.80 | 91.93 | 85.26 | OK |
| 31 | 10 | 83.78 | 82.94 | 80.54 | 74.23 | 82.82 | 77.52 | 89.57 | 79.62 | 88.31 | OK |

| | | | | | | | | | | | |
|----|----|-------|-------|-------|--------|--------|-------|-------|-------|-------|----|
| 32 | 10 | 99.65 | 90.26 | 92.64 | 98.87 | 87.92 | 54.35 | 60.17 | 98.83 | 97.43 | OK |
| 33 | 10 | 91.10 | 91.80 | 96.93 | 100.00 | 99.78 | 60.37 | 75.01 | 96.30 | 84.39 | OK |
| 34 | 10 | 92.05 | 90.72 | 92.81 | 99.98 | 100.00 | 61.51 | 60.20 | 91.57 | 69.42 | OK |
| 35 | 10 | 99.81 | 89.85 | 87.15 | 88.30 | 95.31 | 57.58 | 57.06 | 99.87 | 89.22 | OK |
| 36 | 11 | 95.27 | 87.37 | 95.42 | 99.30 | 97.46 | 70.34 | 82.53 | 99.77 | 97.50 | OK |
| 37 | 11 | 99.73 | 90.62 | 97.23 | 100.00 | 99.51 | 59.54 | 64.42 | 99.71 | 85.93 | OK |
| 38 | 11 | 99.99 | 93.51 | 94.16 | 99.56 | 100.00 | 56.57 | 64.67 | 99.94 | 89.52 | OK |
| 39 | 11 | 79.60 | 80.23 | 95.09 | 99.24 | 97.59 | 83.76 | 69.59 | 94.29 | 88.09 | OK |
| 40 | 11 | 99.53 | 96.97 | 94.86 | 100.00 | 96.42 | 68.02 | 63.07 | 94.17 | 90.45 | OK |
| 41 | 12 | 97.38 | 94.18 | 91.49 | 99.90 | 96.57 | 55.54 | 64.59 | 93.30 | 52.80 | OK |
| 42 | 12 | 92.46 | 82.91 | 96.37 | 99.61 | 91.23 | 79.90 | 76.70 | 98.99 | 89.35 | OK |
| 43 | 12 | 98.30 | 84.61 | 99.74 | 100.00 | 100.00 | 70.55 | 63.68 | 85.47 | 75.55 | OK |

Табела 5.12. Евалуација кретања кошаркашких судија за кошаркашке акције из модификованог обучавајућег скупа на основу Реалног модела симулацијом хоризонталог видног поља са једним тајмером уз сумирање резултата SAS методом

| | | Судије | | | | | | | | | |
|-----------|------|------------|--------|--------|--------|--------|-------|-------|-------|-------|--------------|
| | | 1 | 1 | 2 | 2 | 2 | 3 | 3 | 1 | 3 | |
| Тест скуп | | Видно поље | | | | | | | | | |
| РБ | Фазе | Q1 | Q2 | | Q3 | Q4 | | Q5 | Q6 | | FOV Оцена |
| 1 | 3 | 100.00 | 100.00 | 64.01 | 84.40 | 67.03 | 26.30 | 60.96 | 97.49 | 39.72 | OK |
| 2 | 3 | 95.50 | 90.62 | 86.76 | 86.43 | 94.98 | 93.22 | 75.50 | 97.14 | 68.18 | OK |
| 3 | 4 | 97.18 | 96.30 | 97.76 | 98.96 | 94.41 | 66.61 | 90.06 | 78.62 | 98.29 | OK |
| 4 | 4 | 96.16 | 90.69 | 97.48 | 100.00 | 93.72 | 77.45 | 72.04 | 84.83 | 56.45 | OK |
| 5 | 5 | 91.71 | 100.00 | 83.40 | 90.02 | 90.95 | 60.40 | 85.01 | 59.45 | 89.88 | OK |
| 6 | 5 | 78.00 | 56.97 | 100.00 | 100.00 | 86.92 | 76.78 | 88.98 | 60.98 | 82.58 | OK |
| 7 | 6 | 82.71 | 78.50 | 97.86 | 100.00 | 97.76 | 60.65 | 69.70 | 79.36 | 81.69 | OK |
| 8 | 6 | 94.27 | 88.76 | 90.07 | 95.78 | 88.75 | 75.53 | 81.24 | 89.09 | 45.53 | OK |
| 9 | 7 | 99.55 | 92.26 | 82.96 | 76.23 | 79.83 | 78.87 | 74.85 | 97.46 | 75.17 | OK |
| 10 | 7 | 97.04 | 79.18 | 89.74 | 98.40 | 98.37 | 61.06 | 76.60 | 85.66 | 36.45 | OK |
| 11 | 8 | 96.72 | 80.50 | 85.09 | 93.87 | 68.64 | 91.14 | 92.28 | 92.67 | 60.05 | OK |
| 12 | 8 | 79.94 | 90.42 | 91.80 | 83.45 | 74.59 | 68.34 | 73.35 | 98.40 | 94.62 | OK |
| 13 | 9 | 74.65 | 78.57 | 99.16 | 100.00 | 93.36 | 81.71 | 84.77 | 47.54 | 74.36 | OK |
| 14 | 9 | 96.74 | 91.59 | 89.39 | 99.87 | 87.89 | 68.42 | 84.06 | 94.90 | 66.20 | OK |
| 15 | 10 | 95.74 | 84.93 | 95.83 | 99.77 | 95.25 | 60.14 | 72.94 | 99.47 | 73.56 | OK |
| 16 | 10 | 97.79 | 91.52 | 92.50 | 98.50 | 94.03 | 68.73 | 76.81 | 93.96 | 54.08 | OK |
| 17 | 11 | 89.65 | 83.42 | 92.82 | 100.00 | 95.55 | 78.77 | 82.31 | 95.06 | 64.33 | OK |
| 18 | 11 | 82.58 | 75.00 | 90.78 | 89.40 | 99.15 | 84.52 | 82.51 | 73.91 | 63.28 | OK |
| 19 | 12 | 74.04 | 68.31 | 99.45 | 100.00 | 100.00 | 53.02 | 60.98 | 64.89 | 73.06 | OK |

| | | | | | | | | | | | |
|----|----|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|----|
| 20 | 12 | 90.94 | 90.17 | 91.86 | 99.98 | 87.60 | 86.98 | 83.28 | 97.32 | 86.53 | OK |
|----|----|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|----|

Табела 5.13. Евалуација кретања кошаркашких судија за кошаркашке акције из модификованог обучавајућег скупа на основу Реалног модела симулацијом хоризонталог видног пољаса једним тајмером уз сумирање резултата SAS методом

Кошаркашке акције из модификованог обучавајућег и тест скупа на основу Апроксимативног и Реалног модела кретања кошаркашких судија имају потпуну сагледаност кошаркашке акције на основу претходно усвојених правила симулације кошаркашке акције употребом симулација видног поља са једним тајмером.

Према томе, може се закључити да је свака кошаркашка акција, која је продукт експертског знања из оригиналног скупа, прошла валидацију истих кроз две фазе, и да је, након евентуалних минорних корекција, постала део модификованог обучавајућег или тест скупа који, са аспекта кретања кошаркашких судија са аспекта и Апроксимативног и Реалног модела кретања кошаркашких судија поседује потпуну сагледаност. Такође, мора се напоменути да је вредност експертског знања непроцењива. Конкретно, кошаркашке судије су постављане у одговарајуће позиције како би се у ширем спектру видног поља што боље сагледала кошаркашка акција са циљем надгледања делова терена који нису у директном ефективном видном пољу кошаркашког судије, док се модификовани тренинг и тест скупови ослањају на модел оцењивања и принципе симулације хоризонталног видног поља са циљем да сагледаност акције у ефективном видном пољу буде што већа.

У даљем раду биће коришћени модификовани обучавајући и тест скупови како би се кроз компаративну анализу указало на понашање стандардних неуронских мрежа у оквиру већ изложеног атипичног проблема. Такође, тестови који ће бити реализовани над вишеслојним *MLP* неуронским мрежама биће реализовани и над неуронским мрежама које садрже претходно споменути *LTR – MDTS* структуру ради компарације перформанси наведених структура неуронских мрежа у оквиру изложеног проблема.

5.4. SRC Критеријум – Satisfactory Results Criteria

Већ је изложено у претходним поглављима да примарни циљ није само резоновање егзактних тачних фиксних позиција дуж аут линије терена, већ и позиционирање кошаркашких судија како би што оптималније сагледали све кључне аспекте одређене кошаркашке акције. Стога је, за евалуацију резонованих путања кошаркашких судија развијен критеријум који дозвољава одступање у раздаљини од две позиције са леве и десне стране (у даљем раду означено са +/-2 подеока) од жељене оптималне позиције уз напомену да су те идеалне позиције кошаркашких судија заправо апроксимација (заокруживање) правих позиција кошаркашких судија и померање истих на њима најближу фиксну тачку дуж аут линије кошаркашког терена. Такође, овде је потребно напоменути да ће коначну одлуку о евалуацији резонованих излазних позиција донети симулација видног поља.

На основу наведеног критеријума, током обучавања и тестирања различитих конфигурација неуронских мрежа остварени су резултати од 90-95% на обучавајућем скупу и до 70% на тест скупу када се посматрају неуронске мреже које су обучаване на основу оригиналног обучавајућег скупа и презентоване у раду (Ресев, et al., 2015). Пример евалуације резонованих излаза неуронске мреже приказан је у табели 5.16. Улазни вектор приказан је у табели 5.14, док су очекивани и резоновани вектор приказани у табели 5.15.

Колоне које су означене са (*R*) престављају вредности које је резоновала неуронска мрежа, док вредности које су обележене са (*E*) представљају очекиване резоноване вредности за улазне вредности из табеле 5.14. Конструкција *R#pos*, где # поседује вредност из интервала од 1 до 3 указује на позицију једног од троје кошаркашких судија. Поља која су означена са *SRC (R#)* где # указује на број кошаркашког судије, представља однос вредности које су унутар дозвољеног опсега *SRC* вредности насупрот вредности које нису у наведеном опсегу. Када кретања судија добију пролазну оцену која је изнад 66,00%, формира се просечна оцена путем које се наглашава да ли је кретање кошаркашких судија било задовољавајуће или није. Наведени критеријум усвојен је пошто се сматра да се због структуре вишеслојних перцептрона и природе постављеног проблема не могу продуковати тачне жељене позиције кошаркашких судија. Из наведеног разлога се, са аспекта синхронизованог кретања кошаркашких судија, тражи да отприлике две трећине резонованих позиција за сваког кошаркашког судију задовоље предвиђени критеријум.

Пошто се обучавајући скуп састоји од 43 кошаркашке акције, када одређена неуронска мрежа има 95,34% успешне обучености, наведено у ствари указује да се 95,34% тј. 41 од 43 резонованих путања кошаркашких судија из наведеног скупа сматра задовољавајућим. Наведена метода се такође примењује и на тест скупу. Често се дешавало да путање двоје кошаркашких судија достигну оцену од 80% - 100% на евалуацији путем *SRC* критеријума, међутим, резновање путање се сматрало незадовољавајућом пошто је трећи имао оцену која је била испод 66,00% на *SRC* критеријуму. Пошто се наведено дешава веома често током кошаркашких утакмица, појавила се и потреба за едукативним софтвером.

| Тачка | t ₁ | | t ₂ | | t ₃ | | t ₄ | | | | | | |
|--------|----------------|---|----------------|---|----------------|---|----------------|---|---|---|----|-----|----|
| Индекс | 0 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | ... | 29 |
| I.V. | 1 | 4 | 6 | 2 | 4 | 3 | 5 | 1 | 0 | 0 | 0 | ... | 0 |

Табела 5.14. Улазни вектор неуронске мреже

| Тачка | t ₁ | | | t ₂ | | | t ₃ | | | t ₄ | | | | | |
|----------|----------------|---|---|----------------|---|---|----------------|----|---|----------------|----|----|----|-----|----|
| Индекс | 0 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 | ... | 44 |
| O.V. (R) | 4 | 7 | 3 | 1 | 4 | 8 | 5 | 10 | 1 | 12 | 6 | 7 | 0 | ... | 0 |
| O.V. (E) | 4 | 6 | 5 | 1 | 3 | 9 | 5 | 8 | 1 | 9 | 6 | 7 | 0 | ... | 0 |

Табела 5.15. Излазни вектор неуронске мреже који ће бити евалуиран

| Кључна тачка | R1pos (R) | R1pos (E) | R2pos (R) | R2pos (E) | R3pos (R) | R3pos (E) |
|--|---|-------------------------|-----------|--------------------------|-----------|--------------------------|
| t ₁ | 4 | 4 | 7 | 6 | 3 | 5 |
| t ₂ | 1 | 1 | 4 | 3 | 8 | 9 |
| t ₃ | 5 | 5 | 10 | 8 | 1 | 1 |
| t ₄ | 12 | 9 | 6 | 6 | 7 | 7 |
| <i>SRC</i> Евалуација за кретање сваког кошаркашког судије | | SRC(R1) 3/1 = 75% | | SRC(R2) 4/0 = 100% | | SRC(R3) 4/0 = 100% |
| <i>SRC</i> Евалуација за комплетну кошаркашку акцију | $\frac{SRC(R1) + SRC(R2) + SRC(R3)}{3} = \frac{75 + 100 + 100}{3} = 91.67 \%$ | | | | | |

Табела 5.16. *SRC* компарација

Битно је напоменути да се приликом евалуације резонованог излазног вектора неуронске мреже *SRC* критеријумом исти проверава само до дужине која одговара дужини улазног вектора, док се вредности које је неуронска мрежа резоновала после наведене дужине занемарују. Дакле, уколико се погледа приложени пример чији улазни вектор има 4 кључне тачке, а зна се да излазни вектор може имати до 45 елемената имајући у виду да се за једну кључну тачку резонују позиције троје кошаркашких судија, на основу *SRC* критеријума евалуираће се вредности само првих 12 елемената, док ће остатак вектора бити занемарен. Описани метод евалуације резонованих излазних шаблона неуронске мреже применљив је над Оригиналним моделом неуронске мреже, као и над Модификованим моделом неуронске мреже. Такође, током рачунања успешности резновања неуронске мреже над свим улазним векторима, продуковани резултати се нису заокруживали на две децимале, већ су одсецане на две децимале, без обзира на то да ли је следећа децимала већа од 5 и тиме диже вредност претходне децимале за 1. Наведено је усвојено и сматра се прихватљивим зато што се сматра да промена резултата на другој децимали навише не утиче на резултате и тумачење истих у контексту изложеног проблема.

У зависности од дозвољеног опсега девијација вредности за резоноване вредности неуронске мреже, формиране су две врсте *SRC* критеријума:

- слаб *SRC* критеријум – Дозвољено одступање вредности за резоноване вредности неуронске мреже је +/-2 подеока. У овом поглављу користи се излагање основне структуре *SRC* критеријума.
- јачи (оштрији) *SRC* критеријум – Дозвољено одступање је +/-1 поделак

Пошто је половина кошаркашког терена подељена у 11 једнаких секција на чијим крајевима се налазе 12 предефинисаних позиција кошаркашких судија, максимална просечна удаљеност између 2 поделка износи око 1,32 метра. Имајући у виду званичне димензије кошаркашког терена које износе 15 метара по ширини и 28 метара по дужини (FIBA - Official Basketball Rules 2014, 2014) где се

узима половина дужине кошаркашког терена, односно на основу предложеног модела дужина 14 метра, максимална могућа удаљеност између 2 подеока износи 1,36 метара за позиције кошаркашких судија које се налазе дуж ширине кошаркашког терена, односно 1,27 метара за позиције кошаркашких судија које се налазе дуж споменуте половине дужине кошаркашког терена. Из наведеног, да се закључити да постоје одступања у размери дистанци које кошаркашки судија који се креће дуж ширине кошаркашког терена треба да претрчи да би се померио из једне у другу предефинисану позицију у односу на кошаркашке судије које се крећу дужином кошаркашког терена. Међутим пошто је наведена дистанца веома мала и износи око 10 центиметара наведено се може занемарити пошто просечна дужина једног дугог корака (*eng. stride*) за мушкарце износи између око 76,2 центиметра (2,5 стопа) (Arizona Cooperative Extension - The University of Arizona, 2009) и не утиче знатно на предложени модел пошто исти свакако поседује апроксимативну природу. Даље, битно је указати да овде проглашена просечна раздаљина између два подеока износи отприлике 1,32 метра што отприлике одговара дужини коју просечни мушкарац (кошаркашки судија) пређе у два дуга корака, односно $76,2 \text{ центиметра} \times 2 = 1,52 \text{ метра}$ тако да се може рећи да се кошаркашки судија из једне фиксне предефинисане позиције може померити у другу фиксну предефинисану позицију на основу највише два дугачка корака. Такође, и у реалним ситуацијама примећено је да се кошаркашки судија који прати дешавања на терену и креће се дуж линије кошаркашког терена која дефинише ширину истог мало више креће у односу на кошаркашке судије које се налазе уз дужину кошаркашког терена. Затим, у даљем раду, уведен је систем микрокорекција за реалне путање кошаркашких судија на основу којих ће се испитати утицај финих (малих) помераја у секцијама од отприлике по 13 – 14 центиметара (у зависности од ширине подеока) на резултате симулације хоризонталног видног поља. Наведена мера задовољава критеријуме које описује постављени стварни проблем у уводу. У даљим поглављима, када се буде говорило о тренирању неуронских мрежа и компаративним тестовима, наведене методе ће бити коришћене како би се указало на понашања неуронских мрежа и на одређена запажања.

5.5. Обучавање вишеслојних перцептронских неуронских мрежа (MLP)

Имплементација предложеног модела предикције кретања кошаркашких судија започета је употребом вишеслојних перцептронских неуронских мрежа. Наведене структуре неуронских мрежа, са аспекта њихове физиче реализације, имају једну ману са аспекта постављеног проблема, а то је протицање времена уназад. Протицање времена уназад односи се на простирање сигнала са неурона из наредних кључних тачака ка неуронима из претходних кључних тачака. Наведено се дешава јер је сваки неурон из једног слоја повезан са сваким неуроном из наредног слоја. Према томе, изузетно је тешко, шта више, и скоро структурно немогуће избећи или макар умањити утицај тежина одређених неурона током формирања излаза. На пример, утицај тежина неурона које примарно калкулишу позиције судија у кључној тачки број 5 не би требало да буде пресудан приликом формирања излаза за кључну тачку 3. Међутим неурони који примарно калкулишу позиције судија у тачки број 3 треба да у одређеној мери утичу на калкулацију позиција у кључној тачки 5.

Неуронске мреже обучаване су на два начина:

- традиционалним *Back Propagation* алгоритмом
- методом секвенцијалне репетиције са прогресивним развојем акције

Како би се процес обучавања неуронских мрежа убрзао, вредности које представљају главни квадрант, потквадрант и позиције кошаркашких судија се деле максималном вредношћу из њиховог домена. Већ је изложено да су вредности главног квадранта из опсега од 1 до 6, вредности за потквадрант из опсега од 1 до 4, и вредности за позиције кошаркашких судија између 1 и 12. Наведено значи да се вредности улазних и излазних вектора пре него што започне процес обуке конвертују у вредности из опсега од 0 до 1, и затим се неуронске мреже тренирају како би продуковале излазе који су из опсега од 0 до 1, како би затим, тако калкулисане вредности скалирали у првобитни опсег тако што би се помножиле са 12. Затим се тако резонована вредност заокружује на најближи број како би се евалуирао резоновани вектор путем претходно изложеног *SRC* критеријума. Наведени приступ и стандардна нормализација је одабрана са циљем рада са вредностима од 0 до 1.

Обучавање неуронске мреже традиционалним *Back Propagation* алгоритмом, у овом случају сматра се пропуштање парова улазних и излазних вектора, један за другим, све док се не пропусте сва 43 пара кроз предвиђених 15000 итерација. Након више покушаја обучавања неуронске мреже са наведеним бројем итерација закључено је да број итерација не би требало да буде константан, већ да се неуронској мрежи дозволи да се обучава колико год јој је потребно док се не добије задовољавајући резултат, наравно, уз опцију терминирања обучавања када закључимо да су резултати резновања неуронске мреже задовољавајући. Пошто се у интервалу од 8 – 9 минута генерисала прва неуронска мрежа која је продуковала резултате који се могу сматрати задовољавајућим формирано је такозвано десетоминутно правило. На наведени начин свака неуронска мрежа се, без обзира на конфигурацију обучава 10 минута. Употребом наведеног модела омогућено је да неуронска мрежа брже конвергира или да западне у локални минимум, и стога изолује и даје увид у конфигурације неуронских мрежа које боље решавају, односно предодређене су за постављени проблем. Наведено правило примењено је и на неуронске мреже које су обучаване Методом секвенцијалне репетиције са прогресивним развојем акције.

Обучавање неуронске мреже Методом секвенцијалне репетиције са прогресивним развојем акције у овом случају сматра се пропуштање парова улазних и излазних вектора, један за другим, са акцентом да се та акција третира прогресивно, односно како се та акција одвија са временског аспекта. Током пропагације улазног шаблона (вектора) акценат је на протицању времена низ слојеве неуронске мреже. Такође, циљ Методе секвенцијалне репетиције са прогресивним развојем акције је да се смањи утицај одређених улаза (чворова) на одређене излазе (чворове).

Претпоставимо да се нека акција којом обучавамо неуронску мрежу састоји из четири кључне тачке. Прво ће се у неуронску мрежу пустити прва тачка неке акције, односно уређени пар (*kvadrant, potkvadrant*), са одговарајућом излазном уређеном тројком (*sudija1poz, sudija2poz, sudija3poz*) у форми улазног и излазног

вектора чији је изглед представљен у табелама 5.14. и 5.15. Затим ће се на исти начин кроз неуронску мрежу пустити прва и друга тачка те исте акције, затим прва, друга и трећа, и све тако док се не дође до краја дужине те акције. Уколико је акција дужине четири кључне тачке, док се за тај улазно/излазни шаблон не пропусти прогресивна секвенца, $[t_1]$, $[t_1, t_2]$, $[t_1, t_2, t_3]$, $[t_1, t_2, t_3, t_4]$, где је t_n ознака за кључну тачку акције, не прелази се на следећи шаблон за обучавање.

| Дужина Акције | Број Инстанци | Прогресивно |
|---------------|---------------|-------------|
| 3 | 5 | 15 |
| 4 | 4 | 16 |
| 5 | 4 | 20 |
| 6 | 6 | 36 |
| 7 | 4 | 28 |
| 8 | 3 | 24 |
| 9 | 3 | 27 |
| 10 | 6 | 60 |
| 11 | 5 | 55 |
| 12 | 3 | 36 |
| Сума | 43 | 317 |

Табела 5.17. Однос између дужина акција и броја њихових инстанци у скупу података за обучавање током обучавања неуронске мреже Методом секвенцијалне репетиције са прогресивним развојем акције

| Дужина Акције | Број Инстанци |
|---------------|---------------|
| 1 | 43 |
| 2 | 43 |
| 3 | 43 |
| 4 | 38 |
| 5 | 34 |
| 6 | 30 |
| 7 | 24 |
| 8 | 20 |
| 9 | 17 |
| 10 | 14 |
| 11 | 8 |
| 12 | 3 |
| Сума | 317 |

Табела 5.18. Завршни приказ односа између дужина акција и броја њихових инстанци у скупу података за обучавање током обучавања неуронске мреже Методом секвенцијалне репетиције са прогресивним развојем акције

Метод обучавања неуронске мреже секвенцијалном репетицијом са прогресивним развојем акције, формиран је са циљем да се што више смањи утицај улазних чворова неуронске мреже на излазне чворове неуронске мреже путем којих се дозвољава претходно споменуто протицање времена уназад. Већ је споменуто да је структура формиране неуронске мреже таква да су сви неурони једног слоја повезани са свим неуронима следећег слоја. Довођењем одређеног улазног

вектора у неуронску мрежу, активирају се сви неурони првог слоја неуронске мреже, и даљом пропагацијом сигнала кроз неуронску мрежу, активирају се сви излазни неурони те мреже. На споменути начин било која вредност у низу излазног вектора, зависи од претходних вредности у низу улазног вектора. Током обучавања неуронске мреже Методом секвенцијалне репетиције, директним обучавањем исте са улазим вектором који садржи све тачке акције, од t_1 до t_n , и излазним вектором који садржи комплетну листу позиција за наведене кључне тачке акције, постиже се корелација да вредности положаја судија за тачку t_k , $k \subseteq n$, имају велику зависност од свих претходних тачака, односно од скупа тачака $S = \{t_1, \dots, t_{k-1}\}$.

Очекивана предност обучавања неуронске мреже Методом секвенцијалне репетиције са прогресивним развојем акције у односу на традиционални *Back Propagation* алгоритам је смањивање је утицаја вредности улазног низа чворова на одређене вредности низа излазних чворова. У даљем раду показало се да је изложено очекивање било оправдано и да Метод секвенцијалне репетиције са прогресивним развојем акције даје боље резултате него традиционални *Back Propagation* алгоритам над истим конфигурацијама неуронске мреже.

На основу података из табела 5.17. и 5.18, да се закључити, да се Методом секвенцијалне репетиције са прогресивним развојем акције, знатно повећава сет података за обучавање неуронске мреже, у овом случају приближно 8 пута, са 43 на 317 примерака података за обучавање. Иако се обучавајући скуп података повећао, као што је већ споменуто, исти не носи нове информације, али помаже да се приликом обучавања неуронске мреже нагласи протицање времена кроз неуронску мрежу дуж слојева исте.

Како би се продуковао одређени број неуронских мрежа, и пронашла најбоља конфигурација неуронске мреже која би резоновала оптималне путање кретања кошаркашких судија, велики број неуронских мрежа са различитим бројем скривених слојева је генерисан. Изгенерисане неуронске мреже су имале од 1 до 20 скривених слојева, и унутар сваког слоја до 20 неурона. Написани алгоритам је изгенерисао различити број конфигурација средњих слојева и тако је оформио 1048575 различитих неуронских мрежа.

Током процеса обучавања праћени су разни параметри као што су: време које потребно неуронској мрежи да оствари проценат обучености од 50% односно 80% затим, да ли је неуронска мрежа мртворођена или не (уколико проценат обучености неуронске мреже не пређе 25%), онда број итерација које прођу кроз неуронску мрежу у интервалу од 10 минута (наведени податак је варијабилан због различитог броја калкулација која свака неуронска мрежа изврши на основу броја неурона у скривеним слојевима), потом грешка неуронске мреже после сваке итерације, грешка неуронске мреже након пролазка целог тренинг скупа, проценат обучености неуронске мреже у односу на тест скуп и друго.

За реализацију наведеног процеса обучавања оформљен је посебан софвер који је назван *neuralGenerator*. Путем наведеног софтвера реализовано је тренирање свих 1048575 конфигурација неуронских мрежа, као и праћење и бележење свих битних параметара обучавања као и валидације неуронских мрежа. Обучавање,

тестирање и анализа великог броја неуронских мрежа трајала је око 7 - 8 месеци на Q6600 процесору са 4 језгра.

Све конфигурације неуронских мрежа су обучаване на основу следеће конфигурације:

- *Momentum* : 0.7
- *Learning Rate* : 0.25
- Активациона функција: биполарна сигмоидна, са *Alpha* вредношћу: 0.5. Биполарна сигмоидна активациона функција се рачуна на основу формуле $f(x) = \frac{2}{1+e^{-\alpha x}} - 1$ и генерише излазне вредности из опсега од -1,00 до 1,00 где се због природе проблема циљају само позитивне вредности између на скали од 0 до 1,00. Због асимптотичне природе наведене функције, вредности које су близу 0 или 1 као што су рецимо 0,003 и 0,981 се тренирају као 0 и 1 .

Неуронске мреже, обучене споменутим методама, углавном су коректно утврдиле корелацију између броја улазних и излазних тачака у форми улазних и излазних вектора. Уколико улазна акција садржи 4 тачке, улазни вектор представља низ од 30 елемената, чији су првих 8 елемената вредности квадранта и потквадранта кључних тачака акција који се формирају на основу претходно описаних правила, док су сви остали елементи улазног вектора нуле. На основу споменутог улазног вектора из поглавља 5.4. формира се излазни вектор који представља низ од 45 елемената, чијих су првих 12 елемената вредности позиција судија који се формирају на основу претходно описаних правила, док су сви остали елементи излазног вектора нула или теже нули. Приликом прерачунавања идеалних путања ради симулације видног поља, нулте вредности излазног вектора се занемарују и посматра се само дужина улазног вектора, док се израчунате вредности читају и формирају на основу већ описаног правила. Због природе неуронских мрежа које се користе, дешава се да неуронска мрежа парцијално предвиди позиције кошаркашких судија у следећој кључној тачки иако следећа кључна тачка не посотији. Наведена појава периодично је забележена углавном код кошаркашких акција са малим бројем фаза (од 3 до 7). Међутим остатак вредности излазног вектора је свакако попуњен вредностима који јесу нула или су веома блиски нули што након математичког заокруживања, постаје нула. Имајући у виду да ова појава не утиче значајно на резултате које неуронске мреже продукују, може се рећи да су неуронске мреже, и упркос неодговарајуће структуре неуронске мреже углавном коректно утврдиле корелацију између броја улазних и броја излазних тачака и да се са аспекта постављеног проблема наведени резултати сматрају прихватљивим.

Већ је споменуто је да је обучен велики број конфигурација вишеслојних неуронских мрежа. Наведене конфигурације неуронских мрежа обучене су Методом секвенцијалне репетиције са прогресивним развојем и затим су изабрани најбољи представници истих. Разлог за примену Методе секвенцијалне репетиције са прогресивним развојем акције у форми примарног алгоритма за обучавање вишеслојних перцептронских неуронских мрежа лежи у чињеници да су над одређеним бројем насумично изабраних конфигурација неуронских мрежа опробани традиционални *Back Propagation* алгоритам и Метода секвенцијалне

репетиције са прогресивним развојем акције и да је на основу наведеног теста Метод секвенцијалне репетиције са прогресивним развојем акције показао боље резултате. Пошто је споменути алгоритам над одабраним конфигурацијама неуронских мрежа приказао боље резултате од традиционалног *Back Propagation* алгоритма, одлучено је да се претхоно наведени број неуронских мрежа обучи Методом Секвенцијалне репетиције са прогресивним развојем акције, затим да се изаберу најбољи представници конфигурација неуронских мрежа на основу броја слојева, и да се затим, те исте конфигурације неуронских мрежа обуче традиционалним *Back Propagation* алгоритмом како би се, на нивоу репрезентативног узорка, направила детаљна компарација резултата са аспекта перформанси које пружају споменути обучавајући алгоритми.

Одабране конфигурације неуронских мрежа одабране су субјективно имајући у виду све критеријуме који се прате. Постоје неуронске мреже које су показале боље резултате у односу на одабране неуронске мреже на основу одређених параметара, међутим одабране неуронске мреже (а самим тим и конфигурације неуронских мрежа) показују најбоље резултате када размотримо све параметре. На наведени начин формиране су класе неуронских мрежа на основу броја скривених слојева.

У наредном поглављу биће поређене перформансе одабраних конфигурација вишеслојних неуронских мрежа када се наведене обучавају традиционалним *Back Propagation* алгоритмом и Методом секвенцијалне репетиције са прогресивним развојем акције на основу модификованог модела неуронске мреже и модификованог обучавајућег и тест скупа. Резултати које приказују конфигурације одабраних неуронских мрежа када се имплементирају на основу оригиналног модела неуронске мреже и обуче на основу оригиналног обучавајућег скупа приказани су у раду (Pecsev, et al., 2015).

5.5.1. Имплементације и евалуација модификованог модела неуронске мреже путем вишеслојних перцептрона (MLP)

У табели 5.19. приказани су резултати обучавања неуронских мрежа употребом *Back Propagation* алгоритма, док су у табели 5.20. приказани резултати обучавања неуронских мрежа употребом Методе секвенцијалне репетиције са прогресивним развојем акције.

Такође, у табели 5.19. приказане су неуронске мреже до дубине од 12 скривених слојева, пошто неуронске мреже које прелазе број скривених слојева од 13 и навише слојева продукују веома лоше резултате и сматрају се неупотребљивим.

Наравно мора се узети у обзир и фактор иницијализације тежине неурона за који је задужен споменути *AForge.NET* фрејмворк. Такође, на основу резултата додатних евалуација, које ће такође бити изложене у овом поглављу, показало се да због природе постављеног проблема, иницијализација тежина неурона може да допринесе успешном обучавању неуронске мреже, али не колико и сама конфигурација неуронске мреже. Наведено је и један од основних циљева истраживања и зато је формирано такозвано десетоминутно правило. За евалуацију неуронских мрежа коришћени су и слаб ($SRC \pm 2$) и оштрији ($SRC \pm 1$) критеријум над Модификованим обучавајућим и тест скупом.

| Број скривених слојева | Неуронска мрежа | Обучавајући скуп | | Тест скуп | |
|------------------------|-----------------|------------------|--------------|--------------|-------------|
| | | SRC +/-2 | SRC +/-1 | SRC +/-2 | SRC +/-1 |
| 1 | ann65535 | 90.69 | 23.25 | 35.00 | 5.00 |
| 2 | ann393215 | 72.09 | 11.62 | 40.00 | 5.00 |
| 3 | ann270399 | 88.37 | 23.25 | 45.00 | 5.00 |
| 4 | ann2579 | 100.00 | 76.74 | 30.00 | 5.00 |
| 5 | ann1560 | 97.67 | 58.13 | 50.00 | 0.00 |
| 6 | ann51458 | 93.02 | 37.20 | 40.00 | 0.00 |
| 7 | ann328514 | 93.02 | 44.18 | 35.00 | 5.00 |
| 8 | ann15472 | 93.02 | 27.90 | 45.00 | 10.00 |
| 9 | ann145239 | 93.02 | 44.18 | 35.00 | 0.00 |
| 10 | ann442822 | 93.02 | 37.20 | 40.00 | 0.00 |
| 11 | ann195124 | 93.02 | 27.90 | 45.00 | 5.00 |
| 12 | ann718443 | 86.04 | 20.93 | 40.00 | 0.00 |
| | AVG | 91.08 | 36.04 | 40.00 | 3.33 |

Табела 5.19. Вишеслојне перцептронске (*AForge.NET*) неуронске мреже које су обучене *Back Propagation* алгоритмом на основу модификованог модела неуронске мреже и модификованог обучавајућег и тест скупа

Уколико се погледа табела 5.19. која приказује резултате добијене обучавањем неуронских мрежа на основу модификованог модела традиционалним *Back Propagation* алгоритмом, на основу слабог *SRC* критеријума, да се закључити да најбоље резултате приказује неуронска мрежа *ann1560* са пет скривених слојева која показује резултате од 97,67% на обучавајућем скупу и 50,00% на тест скупу. Уколико размотримо оштрији *SRC* критеријум оцењивања, иако неуронска мрежа *ann15472* са осам скривених слојева не продукује најбоље резултате над обучавајућим скупом, иста је изабрана као представник неуронских мрежа која над тест скупом, у односу на обучавајући скуп приказује најбоље резултате. Наведено је уведено као једно од помоћних правила приликом избора представника неуронских мрежа које поседују *MLP* структуру. Споменута неуронска мрежа остварује резултате од 27,90% на обучавајућем скупу и 10% на тест скупу.

Како би се илустровала применљивост разматраних неуронских мрежа на решавање постављеног проблема, указаће се се на просечне вредности праћених параметара из табеле 5.19. Неуронске мреже које су обучене традиционалним *Back Propagation* алгоритмом приказују просечне резултате од 91,08% над обучавајућим скупом и 40,00% над тест скупом када се посматра слабији *SRC* критеријум. Када се посматра оштрији *SRC* критеријум просечне вредности износе 36,04% над обучавајућим скупом и 3,33% над тест скупом.

| Број скривених слојева | Неуронска мрежа | Обучавајући скуп | | Тест скуп | |
|------------------------|-----------------|------------------|--------------|--------------|-------------|
| | | SRC +/-2 | SRC +/-1 | SRC +/-2 | SRC +/-1 |
| 1 | ann65535 | 76.74 | 9.30 | 35.00 | 5.00 |
| 2 | ann393215 | 67.44 | 6.97 | 65.00 | 10.00 |
| 3 | ann270399 | 83.72 | 18.60 | 50.00 | 0.00 |
| 4 | ann2579 | 93.02 | 25.58 | 50.00 | 0.00 |
| 5 | ann1560 | 81.39 | 16.27 | 50.00 | 5.00 |
| 6 | ann51458 | 81.39 | 13.95 | 55.00 | 10.00 |
| 7 | ann328514 | 76.74 | 11.62 | 50.00 | 5.00 |
| 8 | ann15472 | 74.41 | 9.30 | 55.00 | 10.00 |
| 9 | ann145239 | 83.72 | 16.27 | 55.00 | 5.00 |
| 10 | ann442822 | 81.39 | 13.95 | 50.00 | 5.00 |
| 11 | ann195124 | 83.72 | 13.95 | 65.00 | 5.00 |
| 12 | ann718443 | 81.39 | 18.60 | 45.00 | 5.00 |
| | AVG | 80.42 | 14.53 | 52.08 | 5.42 |

Табела 5.20. Вишеслојне перцептронске (*AForge.NET*) неуронске мреже које су обучене Методом секвенцијалне репетиције са прогресивним развојем акције на основу модификованог модела неуронске мреже и модификованог обучавајућег и тест скупа

Уколико се погледа табела 5.20. која приказује резултате који су добијени обучавањем неуронских мрежа на основу модификованог модела Методом секвенцијалне репетиције са прогресивним развојем акције, на основу слабог *SRC* критеријума, да се закључити да најбоље резултате приказује неуронска мрежа *ann195124* са једанаест скривених слојева која показује резултате од 83,72% на обучавајућем скупу и 65% на тест скупу. Уколико размотримо оштрији *SRC* критеријум неуронска мрежа *ann51458* са шест скривених слојева продукује најбоље резултате са 13,95% на обучавајућем скупу и 10% на тест скупу.

Како би се илустровала применљивост разматраних неуронских мрежа на решавање постављеног проблема, указаће се се на просечне вредности праћених параметара из табеле 5.20. Неуронске мреже које су обучене Методом секвенцијалне репетиције са прогресивним развојем акције показују просечне резултате од 80,42% над обучавајућим скупом и 52,08% над тест скупом када се посматра слабији *SRC* критеријум. Када се посматра оштрији *SRC* критеријум просечне вредности износе 14,53% над обучавајућим скупом и 5,42% над тест скупом.

Уколико се упореде просечни резултати из табела 5.19. и 5.20. да се закључити да неуронске мреже које су обучене Методом секвенцијалне репетиције са прогресивним развојем акције продукују боље резултате над тест скупом када се посматрају и слабији и јачи *SRC* критеријум. Међутим, када се посматрају и слабији и јачи *SRC* критеријум, над обучавајућем скупу, неуронске мреже које су обучене традиционалним *Back Propagation* алгоритмом показују мало боље

перформансе него неуронске мреже које су обучене Методом секвенцијалне репетиције са прогресивним развојем акције. Генерално, сматра се да су резултати које продукују неуронске мреже које су обучене Методом секвенцијалне репетиције са прогресивним развојем акције бољи пошто продукују боље резултате над тест скупом и са аспекта слабијег и оштријег *SRC* критеријума без обзира на нешто лошију обученост у односу на неуронске мреже које су обучаване традиционалним *Back Propagation* алгоритмом.

Уколико се успешност неуронске мреже евалуира на још оштријем критеријуму, где се од неуронске мреже очекује да генерише путање кошаркашких судија без одступања, резултати би свакако били негативни. Наведени критеријум би сваку од наведених неуронских мрежа оценио као неуспешну. Међутим, потребно је нагласити да евалуација неуронских мрежа укључује и синхронизационо кретање кошаркашких судија, као и процену њиховог правилног кретања, и стога коначну оцену коректности резонувања неуронске мреже доноси претходно споменута симулација хоризонталног видног поља на основу већ изложених правила.

У табели 5.21. приказане су неуронске мреже које су на основу модификованог модела неуронске мреже у зависности од алгоритма обучавања показале најбоље резултате. Вредност поља *Method* могу бити *BPROP* и *SEQR* и указују на начин обучавања неуронске мреже, односно респективно *BPROP* указује на традиционални *Back Propagation* алгоритам, док *SEQR* указује на Метод секвенцијалне репетиције са прогресивним развојем акције (*Method of Sequential repetition with progressive action development*). Поље *Criteria* указује на критеријум на основу којег је одабрана неуронска мрежа најбоља, односно *Weak* – слабији *SRC +/-2* критеријум, *Strict* – оштрији (јачи) *SRC +/-1* критеријум. Скраћеница *VFS - 1T* (*Visual Field Simulation - 1 Timer*) указује на резултате евалуације симулације хоризонталног видног поља са једним тајмером над резонованим излазним векторима који су резултат резонувања вектора из обучавајућег и тест скупа. Битно је напоменути да се увек реализују две врсте евалуација кретања кошаркашких судија у оквиру симулације хоризонталног видног поља.

| Неуронска мрежа | Method | Criteria | SRC Оцене | | VFS - 1T | | | |
|-----------------|--------|----------|----------------|----------------|----------------|----------------|----------------|----------------|
| | | | TR | TE | TR (RND) | TE (RND) | TR (NRND) | TE (NRND) |
| ann1560 | BPROP | Weak | 42/43 97.67 | 10/20 50.00 | 41/43 95.34 | 18/20 90.00 | 41/43 95.34 | 18/20 90.00 |
| ann15472 | BPROP | Strict | 12/43 27.90 | 2/20 10.00 | 41/43 95.34 | 18/20 90.00 | 41/43 95.34 | 19/20 95.00 |
| ann195124 | SEQR | Weak | 36/43 83.72 | 13/20 65.00 | 41/43 95.34 | 18/20 90.00 | 41/43 95.34 | 18/20 90.00 |
| ann51458 | SEQR | Strict | 6/43 13.95 | 2/20 10.00 | 41/43 95.34 | 18/20 90.00 | 41/43 95.34 | 19/20 95.00 |

Табела 5.21. Одабране неуронске мреже и њихова евалуација симулацијом хоризонталног видног поља са једним тајмером

Наведене евалуације реализују се на основу Апроксимираног модела кретања кошаркашких судија и на основу Реалног модела кретања кошаркашких судија. Из наведеног следи да се приликом симулације хоризонталног видног поља где се ради апроксимација позиција кошаркашких судија (Апроксимативни модел), након резоновања позиција кошаркашких судија, кошаркашке судије постављају у тачку која је најближа резонованој вредности на основу већ споменутог математичког заокруживања резонованих вредности, док се у другом случају (Реални модел), током споменуте симулације хоризонталног видног поља, кошаркашке судије постављају у позицијама које су резоноване од стране неуронске мреже без било каквог додатног процесирања (заокруживања). Називи колона *TR* и *TE* указују на резултате који се у оквиру симулације хоризонталног видног поља и валидације *SRC* критеријумом постижу над векторима из обучавајућег, односно тест скупа. Резултати симулације видног поља на основу Апроксимативног модела кретања кошаркашких судија у табели 5.21. назначена је ознаком *RND* (*Rounded* – Заокружено) док су резултати симулације видног поља на основу Реалног модела кретања кошаркашких судија у табели 5.21. назначени ознаком *NRND* (*Not Rounded* – Незаокружено).

На основу табеле 5.21. када се размотре резултати које одабране неуронске мреже продукују на основу симулације хоризонталног видног поља, да се закључити да исте продукују идентичне резултате са аспекта коначне оцене. Наведене оцене не значе да неуронске мреже из табеле 5.21. за исте кошаркашке акције резонују иста кретања кошаркашких судија већ да на основу симулације хоризонталног видног поља формирају идентичне резултате са аспекта броја кошаркашких акција чије се резоновано кретање кошаркашких судија сматра прихватљивим односно неприхватљивим.

Конкретно, да се приметити да одабрана неуронска мрежа на основу слабог *SRC +/-2* критеријума која је обучавана традиционалним *Back Propagation* алгоритмом приказује исте резултате као и одабрана неуронска мрежа на основу слабог *SRC +/-2* критеријума која је обучавана Методом секвенцијалне репетиције са прогресивним развојем акције. Наведена корелација примећена је и између мрежа које су одабране на основу јачег *SRC +/-1* критеријума и обучаване на основу претходно изложених метода.

Уопштено постоје пар вектора кошаркашких акција који утичу на уопштену евалуацију обучавајућег и тест скупа. Наведени вектори кошаркашких акција формирају резултате успешног сагледавања кошаркашке акције од око 60% у одређеним квадрантима, и само мали помераји кошаркашких судија дуж аут линије терена утиче на калкулације и самим тим даје одговор на питање да ли ће проценат сагледаности кошаркашке акције унутар квадранта бити за 1 – 2% изнад или испод 60%. На наведени начин доноси се одлука о томе да ли ће се сагледавање кошаркашке акције, а самим тим и кретање кошаркашких судија за ту кошаркашку акцију сматрати прихватљивим или не.

Наведена појава се може сматрати класичном грешком заокруживања. Према томе, може се рећи да се постављени проблем може решити употребом традиционалних вишеслојних перцептронских неуронских мрежа (*MLP*) са јасним нагласком на Методу секвенцијалне репетиције са прогресивним развојем акције пошто неуронске мреже које су обучене наведеним алгоритмом приказују знатно

боље резултате када се исти евалуирају слабијим *SRC* критеријумом који се више уклапа у природу проблема него оштрији критеријум.

Имајући у виду да већина неуронских мрежа, без обзира на начин тренирања истих, са аспекта оштријег *SRC* критеријума на основу Модификованог модела неуронске мреже продукује незадовољавајуће резултате, да се закључити да су продуковани резултати са аспекта симулације хоризонталног видног поља, ипак задовољавајући и веома слични када се погледају одабране конфигурације неуронских мрежа. Детаљна анализа резултата симулације хоризонталног видног поља за одабране неуронске мреже из табеле 5.21. приказана је наредним поглављима.

5.5.1.1. Анализа симулације видног поља одабраних MLP неуронских мрежа над кошаркашким акцијама из модификованог обучавајућег скупа

За неуронске мреже из табеле 5.21. испитано је за које кошаркашке акције из модификованог обучавајућег скупа, наведене неуронске мреже резонују кретања кошаркашких судија која се сматрају незадовољавајућим. Испоставило се да се ради о кошаркашким акцијама из модификованог обучавајућег скупа под редним бројевима 16 и 25. Наведене кошаркашке акције су кошаркашке акције које су у односу на оригинални обучавајући скуп модификоване.

Конкретно, кошаркашка акција из оригиналног обучавајућег скупа под редним бројем 16 је модификована како би се кошаркашке судије што мање кретале и потенцијално остварила боља сагледаност кошаркашке акције. Такође, споменута кошаркашка акција у симулацији хоризонталног видног поља са два тајмера није имала одговарајуће проценте сагледаности на основу које би се кретање кошаркашких судија сматрало задовољавајућим. Кошаркашка акција из оригиналног обучавајућег скупа под редним бројем 25 модификована је пошто није имала одговарајуће проценте сагледаности кошаркашке акције на основу којих би се кретање кошаркашких судија за наведену кошаркашку акцију сматрало задовољавајућим. Описано понашање карактеристично је и за Апроксимативни и за Реални модел кретања кошаркашких судија. Наведено је приказано у табелама 5.6. и 5.7.

Дакле, може се закључити да неуронске мреже из табеле 5.21. нису научиле како да коректно резонују кретања кошаркашких судија која би се, са аспекта симулације хоризонталног видног поља, за кошаркашке акције број 16 и 25 из модификованог обучавајућег скупа сматрале задовољавајућим и у случају Апроксимативног и у случају Реалног модела кретања кошаркашких судија, и то без обзира на начин обучавања датих неуронских мрежа. Битно је напоменути да наведене кошаркашке акције унутар модификованог обучавајућег скупа садрже одговарајућа кретања кошаркашких судија која продукују проценте сагледаности кошаркашке акције на основу којих се, са аспекта симулације хоризонталног видног поља, наведена кретања сматрају задовољавајућим. Наведено је приказано у табелама 5.10. и 5.12.

5.5.1.2. Анализа симулације видног поља одабраних MLP неуронских мрежа над кошаркашким акцијама из модификованог тест скупа

За неуронске мреже из табеле 5.21. реализовано је претходно описано испитивање на нивоу модификованог тест скупа. Конкретно, утврдило се за које кошаркашке акције из модификованог тест скупа наведене наведене неуронске мреже резонују кретања кошаркашких судија која се сматрају незадовољавајућим. Испоставило се да се ради о кошаркашким акцијама из модификованог тест скупа под редним бројевима 5 и 13 за неуронске мреже које су обучаване традиционалним *Back Propagation* алгоритмом, док се за неуронске мреже које су обучаване Методом секвенцијалне репетиције са прогресивним развојем акције ради о кошаркашким акцијама из модификованог тест скупа под редним бројевима 5 и 6. Споменуто је карактеристично за Апроксимативни модел кретања кошаркашких судија.

Након разматрања резултата симулације хоризонталног видног поља за неуронску мрежу *ann1560* која је обучена традиционалним *Back Propagation* алгоритмом утврђено је да за кошаркашке акције из тест скупа под редним бројевима 5 и 13 на основу Реалног модела кретања кошаркашких судија резонују путање кошаркашких судија које се сматрају незадовољавајућим. Међутим, када се размотри неуронска мрежа *ann15472* која је такође обучена традиционалним *Back Propagation* алгоритмом примећено је да само резоноване путање за кошаркашку акцију из модификованог тест скупа под редним бројем 13 са аспекта симулације хоризонталног видног поља продукују кретање кошаркашких судија које се сматра незадовољавајућим. Наведено се односи на избор неуронске мреже на основу слабијег, односно јачег *SRC* критеријума што се и осликава кроз резултате симулације хоризонталног видног поља који су приказани у табели 5.21.

Претходно описана анализа примењена је и на одабране неуронске мреже које су обучаване Методом секвенцијалне репетиције са прогресивним развојем акције и приказане у табели 5.21. Испоставило се да са аспекта Реалног модела кретања кошаркашких судија неуронска мрежа *ann195124* за кошаркашке акције број 4 и 5 из модификованог тест скупа резонује путање кошаркашких судија које се, са аспекта симулације хоризонталног видног поља сматрају незадовољавајућим. Анализом резултата неуронске мреже *ann51485* утврђено је да наведена неуронска мрежа за кошаркашку акцију број 5 из модификованог тест скупа резонује путање кошаркашких судија које се, са аспекта симулације хоризонталног видног поља сматрају незадовољавајућим. Аналогно претходно изложеном, наведено се односи на избор неуронске мреже на основу слабијег односно јачег *SRC* критеријума што се и осликава кроз резултате симулације хоризонталног видног поља који су приказани у табели 5.21.

Конкретно, кошаркашка акција из оригиналног тест скупа под редним бројем 13 је модификована како би се кошаркашке судије што мање кретале и потенцијално остварила боља сагледаност кошаркашке акције. Такође, споменута кошаркашка акција у симулацији хоризонталног видног поља са два тајмера није садржала одговарајуће проценте сагледаности на основу које би се кретање кошаркашких судија сматрало задовољавајућим. Кошаркашка акција из оригиналног тест скупа под редним бројем 5 модификована је пошто није садржала одговарајуће проценте сагледаности кошаркашке акције на основу којих би се кретање кошаркашких судија за наведену кошаркашку акцију сматрало задовољавајућим.

Описано понашање карактеристично је и за Апроксимативни и за Реални модел кретања кошаркашких судија.

Затим, кошаркашка акција из оригиналног тест скупа под редним бројем 6 модификована је како би се кошаркашке судије што мање кретале и како би се потенцијално остварила боља сагледаност кошаркашке акције. Такође, споменута кошаркашка акција у симулацији хоризонталног видног поља са два тајмера није садржала одговарајуће проценте сагледаности на основу које би се кретање кошаркашких судија сматрало задовољавајућим. Наведено је карактеристично за Апроксимативни модел кретања кошаркашких судија док наведено за Реални модел кретања кошаркашких судија није карактеристично.

Кошаркашка акција под редним бројем 4 из оригиналног тест скупа није модификована пошто је кретање кошаркашких судија за наведену акцију продуковало проценте сагледаности кошаркашке акције за које се кретање кошаркашких судија сматра задовољавајућим. Наведено је потврђено и на симулацији са једним, и са два тајмера. Резултати симулације видног поља са једним тајмером за споменуту акцију могу се видети у табелама 5.8. и 5.9. у оквиру оригиналног тест скупа, и у табелама 5.11. и 5.13. у оквиру модификованог тест скупа. Међутим, на основу Реалног модела кретања кошаркашких судија, одабрана неуронска мрежа *ann195124* која је обучена Методом секвенцијалне репетиције са прогресивним развојем кошаркашке акције, за наведену кошаркашку акцију није резоновала кретања кошаркашких судија која би се на основу резултата симулације хоризонталног видног поља сматрала задовољавајућим.

Дакле, може се закључити да неуронске мреже из табеле 5.21, које су обучене традиционалним *Back Propagation* алгоритмом, не знају како да коректно резонују кретања кошаркашких судија која би се, са аспекта симулације хоризонталног видног поља, на основу Апроксимативног модела кретања кошаркашких судија, за кошаркашке акције број 5 и број 13 из модификованог тест скупа сматрале задовољавајућим. Такође, за неуронске мреже из табеле 5.21, које су обучене Методом секвенцијалне репетиције са прогресивним развојем акције, утврђено је да не знају како да коректно резонују кретања кошаркашких судија која би се, са аспекта симулације хоризонталног видног поља, на основу Апроксимативног модела кретања кошаркашких судија, за кошаркашке акције број 5 и 6 из модификованог тест скупа сматрала задовољавајућим.

Аналогно изложеном, када се размотри Реални модел кретања кошаркашких судија, може се закључити да неуронске мреже из табеле 5.21. које су обучене традиционалним *Back Propagation* алгоритмом, не знају како да коректно резонују кретања кошаркашких судија која би се, са аспекта симулације хоризонталног видног поља, за кошаркашке акције 5 и 13 из модификованог тест скупа сматрале задовољавајућим. У зависности од одабране неуронске мреже путање кошаркашких судија за кошаркашку акцију број 5 из модификованог тест скупа, са аспекта симулације хоризонталног видног поља, скупа могу и не морају бити адекватно резоноване као што је већ изложено у претходним параграфима. Такође, за неуронске мреже из табеле 5.21. које су обучене Методом секвенцијалне репетиције са прогресивним развојем акције, када се размотри Реални модел кретања кошаркашких судија, утврђено је да не знају како да коректно резонују

кретања кошаркашких судија која би се, са аспекта симулације хоризонталног видног поља, за кошаркашке акције број 4 и 5 из модификованог тест скупа сматрале задовољавајућим. У зависности од одабране неуронске мреже путање кошаркашких судија за кошаркашку акцију број 4 из модификованог тест скупа, са аспекта симулације хоризонталног видног поља, могу и не морају бити адекватно резоноване као што је већ изложено у претходним параграфима.

Битно је напоменути да све овде разматране кошаркашке акције унутар модификованог тест скупа поседују одговарајућа кретања кошаркашких судија која се, са аспекта симулације хоризонталног видног поља, наведена кретања сматрају задовољавајућим. Наведено је приказано у табелама 5.11 и 5.13.

5.5.1.3. Провера обучавајућих параметара вишеслојних перцептронских неуронских мрежа

Пошто су претходно представљене вредности параметара оформљене *ad hoc* методом, односно различите комбинације вредности параметара обучавања су испробане док се нису усвојиле вредности које су представљене у овом раду, одлучено је да се испроба, да ли се фином изменом вредности једног параметра може позитивно утицати на резултате које одређена конфигурација неуронске мреже продукује. Конкретно постављено је питање да ли се благом променом вредности параметара *Learning Rate* и *Momentum* током обучавања одабраних конфигурација неуронских мрежа може позитивно утицати на резултате које ће тако обучене неуронске мреже продуковати. На наведени начин ће се потврдити да ли су тренутно одабране вредности параметара стварно најбоље за обучавање неуронских мрежа за решавање постављеног проблема или нису.

Имајући у виду да је прихваћена вредност *Learning Rate* параметра за вишеслојне перцептронске неуронске мреже 0,25, две више (0,35 и 0,45), и две ниже (0,05 и 0,15) вредности су одабране како би се пратио утицај промене наведеног параметра у току поновног обучавања одабраних конфигурација неуронских мрежа. Исти принцип је примењен на вредност параметра *Momentum* чија је претходно прихваћена вредност 0,7. Ниже одабране вредности за параметар *Momentum* су 0,5 и 0,6, док су више одабране вредности 0,8 и 0,9. Уколико је просечна вредност промене оцене неуронске мреже са аспекта *SRC* критеријума резултата већа од нуле, значи да су се променом одговарајућег параметра навише или наниже поновним тренирањем одабране конфигурације неуронске мреже повећале перформансе исте и да промена наведеног параметра на одговарајући начин утиче позитивно на обучавање наведене конфигурације неуронске мреже. Аналогно наведеној тврдњи, уколико је просечна вредност промене оцене неуронске мреже са аспекта *SRC* критеријума резултата мања од нуле, значи да су се променом одговарајућег параметра навише или наниже поновним тренирањем одабране конфигурације неуронске мреже повећале перформансе исте и да промена наведеног параметра на одговарајући начин утиче негативно на обучавање наведене конфигурације неуронске мреже. Уколико је просечна вредност промене оцене неуронске мреже са аспекта *SRC* критеријума резултата једнака нули каже се да промена одабраног параметра ка већим или нижим вредностима током поновног тренирања одабраних конфигурација неуронске мреже не доводи до побољшања или погоршања резултата која иста продукује,

односно променом наведеног параметра, перформансе одабране конфигурације неуронске мреже стагнирају.

За једну неуронску мрежу постојаће 8 неуронских мрежа које описују стање након промене одговарајућег параметра у оквиру једне одабране конфигурације неуронске мреже. Конкретно, постоје два параметра која се прате, и сваки од њих има две више и две ниже вредности, стога рачуница од 8 неуронских мрежа које ће осликавати како промена једног параметра утиче на обученост одабране конфигурације неуронске мреже. Свака од наведених 8 неуронских мрежа је обучавана 10 пута како би се избегао утицај иницијализације неурона. Изложена рачуница указује да ће за једну конфигурацију одабране неуронске мреже бити обучено 80 неуронских мрежа које указују на промене перформанси уколико се мења вредност одабраног параметра. Имајући у виду да постижи 12 конфигурација неуронских мрежа које су одабране на основу класе којој исти припадају, тј. по броју слојева, резултати који су приказани у табелама 5.22. и 5.23. формиран су у компарацији са оригиналним вредностима из табела 5.19. и 5.20. на основу 960 поновно обучених неуронских мрежа на основу претходно споменутих 12 одабраних конфигурација неуронских мрежа. У табелама 5.22. и 5.23. је са *Down* назначено да се вредност одабраног параметра смањује у односу на претходно утврђену вредност, док је са *Up* назначено да се вредност одабраног параметра повећава у односу на претходно утврђену вредност. Вредности у табелама које приказују промену перформанси неуронских мрежа када се вредност једног обучавајућег параметра повећава или смањује рачуна се на основу просечних вредности промене свих неуронских мрежа без обзира на број скривених слојева које садрже и без обзира на вредност промењеног обучавајућег параметра водећи рачуна само о смеру промене вредности споменутог параметра, односно да ли се исти повећава или смањује. Кумулативне вредности промене *Learning Rate* и *Momentum* параметра представљају просечне вредности промене перформанси неуронских мрежа без обзира на смер промене вредности одабраног обучавајућег параметра.

Уколико се погледа табела 5.22. која приказује промену просечне *SRC* оцене за конфигурације неуронске мреже које су обучаване традиционалним *Back Propagation* алгоритмом на основу модификованог модела, да се закључити да се променом вредности параметара *Learning Rate* или *Momentum*, било ка вишим или ка нижим вредностима смањују оцене тако обучених неуронских мрежа над обучавајућим скупом. Међутим, променом наведених параметара ка вишим или ка нижим вредностима, примећено је повећање оцена тако обучених неуронских мрежа над тест скупом.

На основу резултата приказаних у табели 5.22. може се закључити да се током обучавања неуронских мрежа употребом традиционалног *Back Propagation* алгоритма у комбинацији са претходно изложеним параметрима манифесовала појава која се назива *overfitting* неуронских мрежа. У раду (Lawrence, et al., 1997) указано је на појам и појаву *overfitting*-а неуронских мрежа, као и на понашање неуронских мрежа са *MLP* структуром које се обучавају традиционалним *Back Propagation* алгоритмом са аспекта *overfitting*-а. *Overfitting* неуронских мрежа је појава која је окарактерисана тиме што се неуронска мрежа прилагођава подацима из обучавајућег скупа и тиме даје добре резултате над подацима из обучавајућег

скупа, док над подацима из тест скупа продукује знатно слабије резултате. Дакле, уместо да неуронска мрежа током обучавања установи везу између улазних и излазних шаблона и тиме установи уопштени принцип резоновања за постављени проблем, иста се прилагођава подацима из обучавајућег скупа. Наведено је један од узрока ниских оцена перформанси неуронских мрежа над подацима из тест скупа тј. над шаблонима односно проблемима који су из истог домена са којим се неуронска мрежа није сусрела током обучавања.

| Укупне просечне вредности | Обучавајући скуп | | Тест скуп | |
|---------------------------|------------------|---------------|--------------|-------------|
| | SRC +/-2 | SRC +/-1 | SRC +/-2 | SRC +/-1 |
| Down LearningRate | -27.07 | -26.91 | 8.94 | 3.38 |
| Up LearningRate | -15.49 | -22.33 | 11.50 | 4.81 |
| Down Momentum | -15.14 | -23.41 | 11.56 | 5.60 |
| Up Momentum | -20.73 | -25.42 | 10.83 | 3.92 |
| Learning Rate | -21.28 | -24.62 | 10.22 | 4.09 |
| Momentum | -17.93 | -24.41 | 11.20 | 4.76 |

Табела 5.22. Промена просечне SRC оцене за конфигурације MLP неуронских мрежа које су обучаване традиционалним *Back Propagation* алгоритмом на основу модификованог модела неуронске мреже

У случају који се разматра у овом докторату потенцијални разлози појаве *overfitting*-а могу произаћи из следећих чињеница и разлога:

- Обучавајући и тест скупови су веома мали и састоје се од свега 43 шаблона за обучавајући скуп, и 20 шаблона за тест скуп.
- Улазни и излазни вектори садрже велики број елемената (параметара) у односу на број шаблона у обучавајућем скупу. Конкретно, уколико се размотри оригинални модел неуронске мреже, улазни вектор садржи 30 елемената у улазном вектору док излазни вектор садржи 45 елемената у излазном вектору. Уколико се размотри модификовани модел неуронске мреже, улазни вектор садржи 24 елемента, а излазни вектор 36 елемената. Анализом односа изложених вредности, да се закључити да се број параметара у улазном и излазном вектору, у односу на број шаблона у обучавајућем скупу може сматрати великим. Међутим, имајући у виду природу постављеног проблема и начин решавања истог, сматра се да није било могуће неутрализовати потенцијални утицај наведене ставке пошто исти у суштини представља једну од структурних основа начина решавања постављеног проблема. Потенцијални начин смањивања утицаја наведене ставке је обучавање неуронских мрежа на основу већег обучавајућег скупа.

- Вредности обучавајућих параметара нису адекватне за коришћени алгоритам обучавања неуронске мреже.

Уколико се размотре резултати из табеле 5.23. да се закључити да се обучавањем неуронских мрежа употребом Методе секвенцијалне репетиције са прогресивним развојем кошаркашке акције на основу претходно изложених вредности обучавајућих параметара у одређеној мери избегава или смањује *overfitting* неуронске мреже. Постоје два показатеља која пружају потпору наведеној тврдњи.

Први показатељ односи се на компарацију просечних резултата из табела 5.19. и 5.20. Из наведене компарације види се да неуронске мреже које су обучене Методом секвенцијалне репетиције са прогресивним развојем кошаркашке акције постижу нешто ниже резултате над обучавајућим скупом у односу на неуронске мреже које су обучене традиционалним *Back Propagation* алгоритмом, док су резултати које исте приказују над тест скупом боље у односу на неуронске мреже које су обучене традиционалним *Back Propagation* алгоритмом. Изложено се манифестује без обзира на врсту *SRC* критеријума којим је евалуирана неуронска мрежа.

Други показатељ односи се на компарацију резултата из табела 5.22. и 5.23. Пошто је, на основу резултата из табеле 5.22. дошло до *overfitting*-а неуронских мрежа које су обучене традиционалним *Back Propagation* алгоритмом може се рећи да се применом Методе секвенцијалне репетиције са прогресивним развојем акције избегава или смањује *overfitting* неуронске мреже уколико се размотре резултати из табеле 5.23. Битно је напоменути да се конфигурације неуронских мрежа из табела 5.19. и 5.20, односно 5.22. и 5.23. обучавају на основу истих вредности за обучавајуће параметре, само је алгоритам обучавања другачији. Такође, на основу резултата из табеле 5.23. може се рећи, да се *overfitting* неуронских мрежа са *MLP* структуром, у одређеној мери потенцијално и даље манифестује.

Један од основних циљева теста који је спроведен и описан у овом поглављу је да се променом вредности обучавајућих параметара пронађу вредности обучавајућих параметара који би довели до повећања или стагнације резултата над тренинг скупом и порастом резултата над тест скупом. Пошто се на основу резултата из табеле 5.22. види да је дошло до *overfitting*-а обучених неуронских мрежа на основу тренутно прихваћених вредности обучавајућих параметара, исти се могу сматрати незадовољавајућим, па су стога размотрени резултати из табеле 5.23. На основу изложених резултата из табеле 5.20. утврдило се да неуронске мреже са *MLP* структуром продукују боље резултате уколико се исте обучавају Методом секвенцијалне репетиције са прогресивним развојем акције док резултати из табеле 5.23. указују да је појава *overfitting*-а знатно мање изражена него кад се те исте неуронске мреже обучавају традиционалним *Back Propagation* алгоритмом.

Уколико се погледа табела 5.23. која приказује промену просечне *SRC* оцене за конфигурације неуронске мреже које су обучаване Методом секвенцијалне репетиције са прогресивним развојем акције на основу модификованог модела неуронске мреже, да се закључити да се променом вредности параметара *Learning Rate* или *Momentum*, било ка вишим или ка нижим вредностима смањују оцене

тако обучених неуронских мрежа над обучавајућим скупом са аспекта и слабијег и јачег *SRC* критеријума. Такође, променом наведених параметара ка вишим или ка нижим вредностима, приметно је да се у одређеним случајевима и на основу слабијег и на основу јачег *SRC* критеријума могу побољшати резултати неуронских мрежа. Међутим наведено повећање перформанси се сматра релативно малим, односно потенцијално стагнацијом резултата, док се у сумарним вредностима за параметре *Learning Rate* и *Momentum* јасно види опадање перформанси, насупрот вредностима из табеле 5.22. у којима се јасно види пораст перформанси.

| Укупне просечне вредности | Обучавајући скуп | | Тест скуп | |
|---------------------------|------------------|-----------------|-----------------|-----------------|
| | <i>SRC</i> +/-2 | <i>SRC</i> +/-1 | <i>SRC</i> +/-2 | <i>SRC</i> +/-1 |
| Down LearningRate | -32.11 | -10.45 | -10.92 | -1.67 |
| Up LearningRate | -14.61 | -7.34 | 2.04 | 1.44 |
| Down Momentum | -17.05 | -7.92 | 0.10 | 1.15 |
| Up Momentum | -19.05 | -8.39 | -4.31 | 0.75 |
| Learning Rate | -23.36 | -8.89 | -4.44 | -0.11 |
| Momentum | -18.05 | -8.15 | -2.10 | 0.95 |

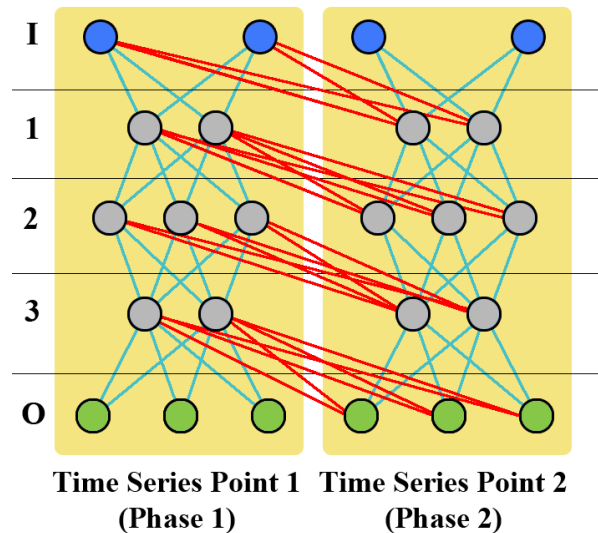
Табела 5.23. Промена *SRC* оцене за конфигурације *MLP* неуронских мрежа које су обучаване Методом секвенцијалне репетиције са прогресивним развојем акције на основу модификованог модела неуронске мреже

Уколико се размотри да ли мењање вредности одговарајућег параметра на основу приложене табеле, повећава перформансе обучених конфигурација неуронске мреже, може се закључити да се не повећава, пошто се променом вредности наведених параметара незнатно повећавају перформансе само над тест скупом, док је јасно видан пад перформанси у свим осталим категоријама.

На основу претходно изложеног и имајући у виду да се тражи промена вредности параметра која би довела до побољшања резултата и над обучавајућем и над тест скупом, утврђено је да су оформљени *ad hoc* параметри најбољи параметри за обучавање неуронских мрежа на основу Оригиналнoг модела Методом секвенцијалне репетиције са прогресивним развојем акције. На основу наведеног закључка, претходно изложена компилација вредности параметара за обучавање неуронских мрежа названа је *MLP Good Settings*.

5.6. LTR – MDTS Модел

LTR – MDTS модел је акроним од *Left to Right – Multiple Dependent Time Series model*. Структура наведеног модела неуронске мреже је приказана на слици 5.2. и личи на модел неуронске мреже вишеслојног перцептрона (*MLP*) са одређеним кључним разликама.



Слика 5.2. Структура *LTR – MDTS* неуронске мреже

Плави чворови представљају улазне чворове, док зелени чворови представљају излазне чворове. Сиви чворови су неурони скривених слојева и они формирају област која је названа сивом облашћу (*grey area*). Презентовани модел се може тумачити као серија са леве на десно повезаних вишеслојних перцептронских неуронских мрежа, где свака неуронска мрежа представља и резонује излазе за само једну тачку у времену, односно кошаркашку фазу у презентованом случају, и утиче на излазе свих неуронских мрежа које се налазе са десне стране у већ споменутој серији са леве на десно повезаних неуронских мрежа. Везе између неурона (синапсе) које су обојене светло плавом бојом на основу своје природе нимало не одступају од природе веза у вишеслојним перцептронским неуронским мрежама. Основна улога овог модела јесте да се формира структура која на физичком (структурном) нивоу неуронске мреже осликава структуру вишеструких зависних временских серија која се налази у средишту истраживања. У претходним поглављима већ је изложено да свака наредна тачка у времену зависи од свих претходних тачака у времену. На пример, уколико се посматрају три тачке у времену, и исте су поређање секвенцијално, једна за другом у форми $1 \rightarrow 2 \rightarrow 3$, да се закључити да стање тачке 3, а самим тим и њен излаз зависи од тачака 1 и 2.

У овирну *LTR – MDTS* модела дефинисани су појмови Пропагација тежина неурона са лева на десно (*Left-To-Right Weight Propagation*) и везе С лева на десно (*Left to Right Bonds*). На слици 5.2. везе С лева на десно су обојене црвеном бојом. Наведене везе (синапсе) преносе излазне вредности неурона са лева на десно, и

при томе повезује све неуроне било којег слоја унутар било којег сегмента (фазе) неуронске мреже са свим неуронима на следећем слоју унутар сегмента (фаза) који се налазе са десне стране наведеног сегмента неуронске мреже. Тако се, на наведени начин, са структурног аспекта формира структура вишеструких зависних временских серија. Структуре скривених слојева које описују временске тренутке (кључне тачке) могу бити идентичне са аспекта броја неурона по слоју, као што је то приказано на слици 5.2. или се могу разликовати. Једини ограничавајући фактор представљене структуре јесте да сви сегменти морају имати исти број слојева како би се на одговарајући начин оформиле *LTR* (*Left To Right* – С лева на десно) везе. Конкретно, за реализацију *LTR – MDTs* неуронских мрежа у овом докторату, структуре сегмента скривених слојева које описују временске тренутке су идентичне са аспекта броја неурона по слоју.

Предложени метод обучавања неуронске мреже је модификовани *Back Propagation* алгоритам који се заснива на стандардном *Gradient Descent* правилу који је имплементиран на основу предавања Karmilasari, Dr, SKom, MM (Karmilasari, 2005). Подразумевана модификација се односи на модификацију сабирања излаза неурона како током пропагације сигнала унапред тако и током пропагације сигнала уназад како би се на структурном нивоу неуронске мреже урачунао ефекат веза које недостају. Евалуација грешке неуронске мреже употребом већ познатих метода за евалуацију неуронске мреже сматра се ирелевантном пошто је претходно оформљен *SRC* критеријум путем којег се оцењује коректност рада неуронске мреже. Такође обучавање неуронске мреже се прекида након 10 минута, а не након достизања задовољавајућих резултата на основу грешке неуронске мреже. Међутим, као метод евалуације излазних вредности неуронске мреже имплементирани су *Residual Sum of Squares (RSS)* метод као и *Mean Squared Error (MSE)* метод како би се пратила грешка резоновања неуронске мреже и на основу Делта правила утврдиле корекције тежина неурона и биаса. Код *LTR – MDTs* структуре, са аспекта грешке коју иста продукује, најбитнија је вредност која се, за излаз сваког неурона, рачуна на основу Делта правила, тј. разлике између жељеног и добијеног излаза. Управо она се користи у процесу корекције тежина неурона и биаса, док се грешка неуронске мреже, на нивоу епохе (проласка кроз све шаблоне из тренинг скупа) само бележе. Примарно користи се *Residual Sum of Squares (RSS)* метод али се може користити и сумирање грешки на основу *Mean Squared Error (MSE)* метода, једноставном променом једне логичке вредности у тренеру *LTR – MDTs* неуронске мреже.

Насумична иницијализација тежина неурона и њихових биаса реализована је путем *Marsagila* поларног метода. Споменути метод се користи за генерисање парова независних псеудо насумичних бројева. Генератор насумичних бројева који користи *Marsagila* поларну методу формиран је на основу белешки са предавања проф. *Mike Giles* (Giles, 2015). Приликом имплементације наведеног алгоритма коришћен је само први генерисани број, док се други (резервни) одбацивао. Приликом рачунања насумичних вредности путем *Marsagila* поларног метода коришћена је средња вредност са вредношћу 0,0 и стандардно одступање са вредношћу 1,0 тако да наведени параметри не утичу на генерисане вредности.

Модификација *Back Propagation* алгоритма названа је *NNTL Back Propagation* алгоритам где је *NNTL* акроним за *No Node Time Lapse* подразумева начин

рачунања промене тежине неурона и биаса као што је то описано у (Karmilasari, 2005) уз проверу да ли су неурони са тренутног и претходног нивоа повезани. У контексту проблема који се решава модификованом *Back Propagation* алгоритму је додат акроним *NNTL* како би се лакше разликовали резултати, али пошто свакако представља модификацију традиционалног *Back Propagation* алгоритма како би се урачунао ефекат непостојећих веза између неурона, сматра се да је додавање споменутог префикса оправдано. Ефекат непостојећих веза постигао се формирањем двеју матрица које садрже искључиво логичке вредности и указују да ли је одређени неурон из једног слоја повезан са одређеним неуроном из њему претходног (уколико се ради о простирању сигнала унапред односно *Feed Forward*) или следећег слоја (уколико се ради о простирању сигнала уназад односно *Feed Backward*). На основу изложеног да се закључити да је структура *LTR – MDTs* неуронске мреже у суштини структура вишеслојног перцептрона односно класичне *MLP* неуронске мреже која је проширена претходно споменутих описним матрицама путем којих се дефинише простирање сигнала кроз неуронску мрежу.

Дакле уколико се са l означи слој за који се рачуна делта за сваки неурон и са i означимо индексе неурона у слоју l онда се делта сваког неурона из слоја l који се налази на позицији i , односно означено $\Delta[l, i]$. Наведено представља суму тежина веза свих неурона из претходног слоја, односно слоја $l+1$, који се множе одговарајућим делтама за неуроне из претходног слоја са којим је исти повезан, односно, у овом случају $\Delta[l+1, j]$. Овде је са j означен индекс неурона из претходног слоја, са којем је неурон i из тренутног слоја повезан. На крају се тако оформљена сума помножи са првим изводом активационе функције чији је параметар сума улаза у неурон и овде представљено са $f'(li[l, i])$ где је li скраћеница за *layer input* и односи се на неурон i у слоју l . Пренесено у формулу, претходно изложено гласи

$$\Delta[l, i] = \left(\sum_{j=1}^n w[l+1, i, j] \Delta[l+1, j] \right) f'(li[l, i])$$

Даље се на одговарајући начин узимајући у обзир *Learning Rate* и *Momentum* коригују тежине неурона и биаса на основу претходно утврђене вредности параметра делта.

NLT Back Propagation algorithm где је *NLT* акроним за *Node Time Lapse* указује на алтернативну модификацију *Back Propagation* алгоритма који поред имплементације метода за симулацију непостојећих веза између неурона имплементира и пропагацију грешке уназад на основу калкулације сваког сигнала засебно како стиже у неурон. При томе води се рачуна да се за сваки пристигли сигнал (а самим тим и грешку неурона) уради сума и евалуација функције првог извода неурона у који наведени сигнал стиже, и тако у круг све док не пристигну тежине од свих повезаних неурона. Конкретно, уколико на излаз једног неурона у фази пропагације грешке утичу 4 неурона из претходног слоја, прво се редом, са лева на десну страну пушта грешка првог неурона, евалуира се првим изводом функције неурона и сачува се наведена вредност. Затим се на сачувану вредност дода грешка другог неурона, опет се евалуира првим изводом функције неурона и

опет се сачува. Наведени циклус се понавља све док наведени неурон не прими вредности грешака од свих неурона из претходног слоја са којима је повезан. Тек када из претходног слоја, у неурон из тренутног слоја за којег се рачуна грешка, такорећи пристигне последњи сигнал, формира се вредност грешке коју ће тај неурон проследити свим неуронима из наредног слоја са којима је повезан. Уколико се изложено представи формулама промена тежине неурона рачуна се на следећи начин:

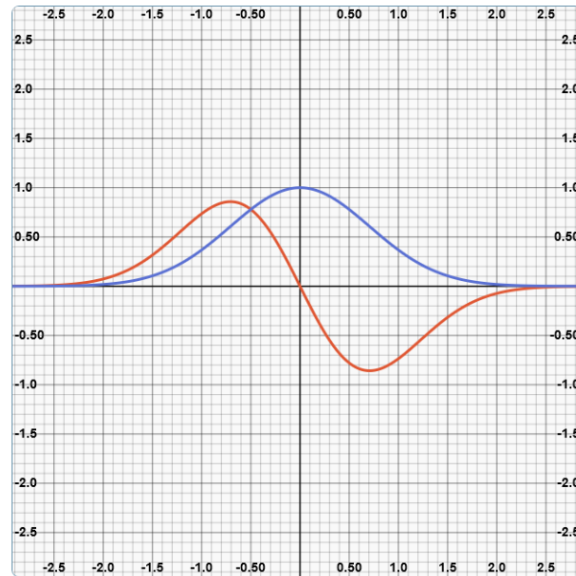
$$\Delta[l, i] = \sum_{j=1}^n w[l + 1, i, j] \Delta[l + 1, j] f'(li[l, i])^{n-(j-1)}$$

Наведено је принцип који је сличан *Reccurent* (поновљивим, кружним) неуронским мрежама, где се излаз неурона враћа на улаз као извор додатних информација. На наведени начин истиче се важност евалуације и пропагације грешке уназад током тренирања неуронских мрежа пошто се у наведеном случају, у зависности од тога колико веза неурон поседује, а самим тиме и у зависности којој кључној тачки исти припада повећава или смањује значај одређене кључне тачке. Очигледно је да ће на наведени начин највећи значај добијати неурони који се налазе са леве стране неуронске мреже, односно неурони који калкулишу почетне тачке кретања кошаркашких судија, док ће значај неурона полако опадати ка завршетку кошаркашке акције. Имајући у виду да неурони који се налазе на почетку слоја неуронске мреже утичу на излазе које формирају неурони крајњих кључних тачака док се супротно не дешава, може се рећи да наведено теоретски представља жељено понашање. Основна тежња наведеног модела јесте да се покуша да се осигура што боље позиционирање кошаркашких судија у иницијалним фазама кошаркашке акције. Сматра се да се на наведени начин повећава и свеукупан квалитет калкулација неуронске мреже за позиције кошаркашких судија које одговарају каснијим фазама кошаркашке акције пошто неурони који калкулишу вредности за касније позиције кошаркашких судија директно зависе и од тежине и утицаја неурона који одговарају претходним односно иницијалним кључним тачкама.

Како би у што већој мери *LTR – MDTS* неуронске мреже личиле на *MLP* неуронске мреже на свим слојевима неуронске мреже неурони из једног слоја имају исту активациону функцију. Такође, сви слојеви *LTR – MDTS* неуронске мреже, као и код *MLP* неуронских мрежа, имају исту активациону функцију. За *LTR – MDTS* неуронске мреже одабрана је *Fast Sigmoid* активациона функција пошто продукује најбоље резултате и брзо се рачуна у односу на Биполарну сигмоидну функцију која је коришћена у *MLP* неуронским мрежама. Такође, размотрене су и одбачене *Algebraic Sigmoid*, *TanH* и Гаусова функције пошто су продуковале резултате који нису били задовољавајући у поређењу са резултатима који су продуковани употребом *Fast* сигмоидне функције. У раду (Menon, et al., 1994) сумиране су карактеристике *TanH* и *Algebraic* сигмоидних функција, карактеристике *Fast* сигмоидне функције приказане су у раду (Beiu, et al., 1994) док су основе Гаусове функције опште познате и у овом раду неће бити детаљније изложене. Криве споменутих активационих функција као и њихови први изводи приказани су у табели 5.24. Плавим линијама представљене су споменуте

активационе функције док су црвеним линијама представљени њихови први изводи.

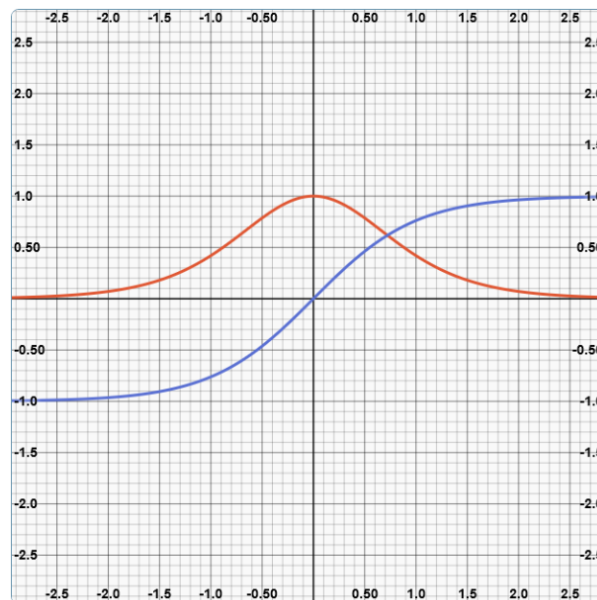
Гаусова функција



Функција: $f(x) = e^{-x^2}$

Први извод: $f'(x) = -2xe^{-x^2}$

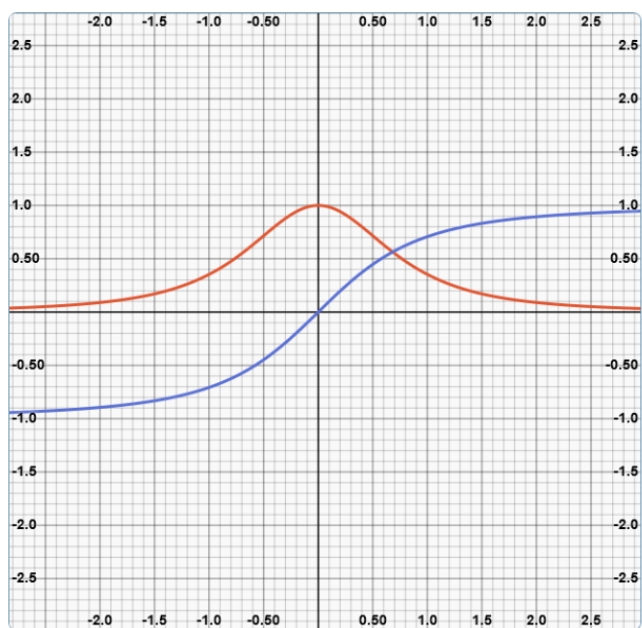
TanH сигмоидна функција



Функција: $f(x) = \frac{2}{1+e^{-2x}} - 1$

Први извод: $f'(x) = 1 - f(x)^2$

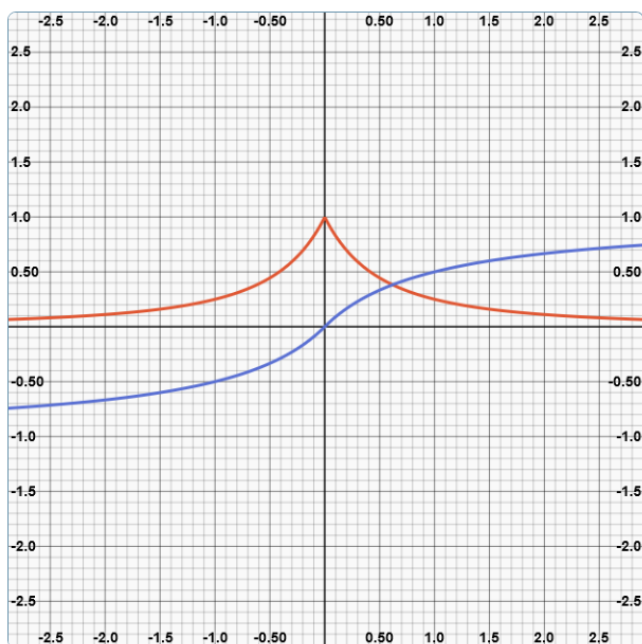
Algebraic сигмоидна функција



Функција: $f(x) = \frac{x}{\sqrt{1+x^2}}$

Први извод: $f'(x) = \frac{1}{(x^2+1)^{\frac{3}{2}}}$

Fast сигмоидна функција



Функција: $f(x) = \frac{x}{|x|+1}$

Први извод: $f'(x) = \frac{1}{(|x|+1)^2}$

Табела 5.24. Преглед активационих (трансфер функција) – Основна формула, први извод и визуализација (Scherfgen, 2016)

Представљена *LTR – MDTS* структура неуронске мреже ће бити обучавана на основу модификованог модела неуронске мреже употребом модификованих обучавајућих и тест скупова би се се тачно утврдило понашање наведене структуре у односу на структуру традиционалне *MLP* неуронске мреже.

5.6.1. Имплементација и евалуација модификованог модела неуронске мреже путем *LTR - MDTS* структуре неуронских мрежа

Пошто се *LTR – MDTS* неуронске мреже по физичкој структури разликују од вишеслојних неуронских мрежа, креиран је алгоритам који је креирао 128 различитих конфигурација средњих слојева *LTR – MDTS* неуронских мрежа. Генерисане конфигурације неуронских мрежа се, као и у случају вишеслојних перцептронских неуронских мрежа класификују на основу броја скривених слојева. Наведене структуре ће се, као и у случају вишеслојних перцептронских неуронских мрежа, због разлике у физичкој структури неуронске мреже обучавати модификованим *Back Propagation* алгоритмом у *NNTL* или *NLT* изведби.

Претходно изложена карактеристика *MLP* неуронских мрежа да углавном коректно утврде корелацију између дужине улазног и дужине излазног вектора неуронске мреже није примећена на *LTR – MDTS* неуронским мрежама. Примећено је да *LTR – MDTS* неуронске мреже у знатно мањем броју случајева резонују вредности које су блиске нули и могу се сматрати крајем резонованог вектора. Битно је напоменути да се од дефинисаног модела, уколико улазни вектор садржи мањи број фаза од максимално предвиђеног броја, у временским тренуцима који одговарају непостојећим временским тренуцима за улазни вектор, очекује низ вредности које су, након заокруживања, једнаке нули. Нпр, уколико улазни вектор садржи 5 кључних тачака, очекује се да се на позицијама излазног вектора који описује следећих 10 односно 7 кључних тачака (у зависности од модела неуронске мреже), појаве вредности које су након заокруживања, једнаке нули. Дакле, на основу изложеног примера, ако је улазни вектор дужине 5 кључних тачака, улазни вектор ће садржати 10 вредности које нису нула, све остале вредности ће бити нула, док се у излазном вектору очекују 15 вредности које нису нула, док су остале, аналогно изложеном једнаке нули. Споменуте вредности ће се налазити на почецима улазног односно излазног вектора док ће остатак бити попуњен нулама. Док је наведена корелација изражена код *MLP* неуронских мрежа, може се рећи да наведена корелација није изражена код *LTR – MDTS* неуронских мрежа и да се само у малом броју случајева манифестује. Међутим на основу изложеног *SRC* критеријума, евалуирају се само тражена дужина излазног вектора, односно у наведеном случају само елементи који се налазе на позицијама излазног вектора који одговарају дужини улазног вектора па се стога резултати које *LTR – MDTS* неуронске мреже продукују такође сматрају валидним.

Пошто се Методом секвенцијалне репетиције са прогресивним развојем акције над *MLP* неуронским мрежама симулира протицање времена са лева на десно, и при томе се смањује ефекат протицања времена уназад, имајући у виду физичку структуру *LTR – MDTS* неуронске мреже, односно забране веза између неурона које су у случају *MLP* неуронских мрежа дозвољавале протицање времена уназад, одлучено је да се *LTR – MDTS* неуронска мрежа обучава искључиво претходно

споменутим модификованим верзијама *Back Propagation* алгоритма. За обучавање *LTR – MDTS* неуронских мрежа иницијално су преузете вредности параметара које су над вишеслојним перцептронским неуронским (*MLP*) мрежама продуковале добре резултате.

Имајући у виду да је формирана потпуно нова структура неуронске мреже са комплетном имплементацијом, детаљно реплицирање структура вишеслојних перцептронских неуронских мрежа на основу *AForge.NET framework* модела није било могуће. Према томе, одређене измене имплементације су у односу на претходно изложене методе обучавања вишеслојних перцептронских неуронских мрежа на основу *AForge.NET framework-a*.

Конкретно, промењена је активациона функција са Биполарне сигмоидне функције у Брзу или *Fast* сигмоидну функцију пошто је крива функције релативно слична, док је цена калкулације *Fast* сигмоидне функције знатно нижа од Биполарне сигмоидне функције пошто нема експоненцијалну природу. Вредности параметара *Learning Rate* и *Momentum* нису мењани.

| Број скривених слојева | Неуронска мрежа | Обучавајући скуп | | Тест скуп | |
|------------------------|-----------------|------------------|--------------|--------------|-------------|
| | | SRC +/-2 | SRC +/-1 | SRC +/-2 | SRC +/-1 |
| 1 | ann5_mdts | 97.67 | 32.55 | 50.00 | 0.00 |
| 2 | ann18_mdts | 95.34 | 23.25 | 50.00 | 0.00 |
| 3 | ann35_mdts | 93.02 | 27.90 | 65.00 | 5.00 |
| 4 | ann73_mdts | 86.04 | 18.60 | 60.00 | 0.00 |
| 6 | ann87_mdts | 81.39 | 11.62 | 50.00 | 0.00 |
| 8 | ann125_mdts | 83.72 | 11.62 | 50.00 | 10.00 |
| | AVG | 89.53 | 20.92 | 54.17 | 2.50 |

Табела 5.25. Оцене *LTR – MDTS* неуронских мрежа на основу Модификованог модела, Модификованог обучавајућег и тест скупа и *NNTL Back Propagation* алгоритма

Пошто је утврђено да наведене модификације вредности параметара обучавања неуронских мрежа не одступају значајно од претходно утврђених добрих *MLP* подешавања (*MLP Good Settings*), 128 *LTR – MDTS* конфигурација је обучено *NNTL Back Propagation* алгоритмом, на основу Модификованих обучавајућих скупова, модификованог модела неуронске мреже и овде утврђених модификованих *MLP Good Settings* подешавања.

При томе направљена је једна редукација са аспекта бројева скривених слојева које *LTR – MDTS* неуронске мреже имају и обучаване су неуронске мреже које имају до 8 скривених слојева насупрот скупа од 12 слојева који је карактеристичан за вишеслојне перцептронске неуронске мреже, и при томе нема неуронских мрежа које имају 5 или 7 слојева пошто свакако *LTR – MDTS* неуронске мреже, због описане конструкције, садрже већи број чворова у односу на споменуте вишеслојне перцептронске неуронске мреже. На пример, у просеку, *LTR – MDTS* неуронска мрежа која садржи 4 слоја, често има више неурона него *MLP*

неуронска мрежа са 8 скривених слојева, уколико се не разматрају екстремни случајеви. Такође, због малог броја конфигурација неуронских мрежа одлучено је да се свих 128 конфигурација *LTR – MDTS* неуронских мрежа увек обучавају и да се бирају најбољи представници како би имали што бољи увид у понашање неуронских мрежа које поседују наведену структуру. *LTR – MDTS* неуронске мреже су обучаване у групама од по 10 неуронских мрежа следећи претходно дефинисано “десетоминутно” правило. Из наведеног следи да се 128 неуронских мрежа обучи за отприлике два ипо сата.

Након што је 128 неуронских мрежа обучено *NNTL Back Propagation* алгоритмом, на основу модификованог обучавајућег и тест скупа, на основу претходно утврђених модификованих *MLP Good Settings* подешавања одабрано је 6 најбољих представника на основу броја скривених слојева. Резултати које одабране конфигурације постижу приказани су у табели 5.25.

Када се размотри слабији *SRC* критеријум, најбоље резултате приказује неуронска мрежа *ann35_mdts* која има 3 скривена слоја са вредностима од 93,02% на обучавајућем и 65,00% на тест скупу. Када се размотри оштрији *SRC* критеријум, сматра се да најбоље резултате приказује иста та неуронска мрежа са вредностима од 27,90% на обучавајућем и 5,00% на тест скупу, иако се, на основу анализе вредности из табеле 5.25. неуронска мрежа *ann125_mdts* такође може сматрати најбољом на основу претходно споменутог критеријума. Разлог избора неуронске мреже *ann35_mdts* насупрот неуронске мреже *ann125_mdts* лежи у чињеници да иако приказују релативно сличне резултате над јачим *SRC* критеријумом, за неуронске мреже са *LTR – MDTS* структуром, даје се предност неуронским мрежама сабољим резултатима над обучавајућим скупом. Како би се указало на уопштenu употребљивост неуронских мрежа из табеле 5.25, указаће се на њихове просечне вредност од 89,53% на обучавајућем скупу и 54,17% на тест скупу када се посматра слабији *SRC +/-2* критеријум, и 20,92% на обучавајућем скупу и 2,50% на тест скупу када се посматра јачи *SRC +/-1* критеријум.

Свеукупном анализом просечних резултата који су приказани у табели 5.26. да се закључити да *LTR – MDTS* неуронске мреже у односу на *MLP* неуронске мреже приказују боље перформансе над тест скупом када се посматра слабији *SRC +/-2* критеријум, док *MLP* неуронске мреже мало предњаче у свим осталим категоријама.

Уколико се размотре просечни резултати које *MLP* неуронске мреже производе када се исте обуче традиционалним *Back Propagation* алгоритмом и просечни резултати које *LTR – MDTS* неуронске мреже обучене *NNTL Back Propagation* алгоритмом производе сматра се да *LTR – MDTS* неуронске мреже производе боље резултате у односу на претходно споменуте *MLP* неуронске мреже. Разлог наведене тврдње лежи у чињеници да је претходно установљено да је *SRC +/-2* критеријум меродавнији у односу на *SRC +/-1* критеријум. Према томе, када се упореде просечне вредности из табеле 5.26. да се видети да неуронске мреже са *LTR – MDTS* структуром приказују знатно боље просечне резултате над тест скупом (што се и очекивало), док је разлика у просечним резултатима над обучавајућим скупом 1,55% и сматра се готово занемарљивом. Уколико се погледају просечни резултати које спомене класе неуронских мрежа постижу у односу на *SRC +/-1* критеријум да се закључити да у том случају неуронске мреже

са *MLP* структуром предњаче у односу нанеуронске мреже са *LTR – MDTS* структуром. Компарација споменутих резултата приказана је у табели 5.26.

| | | Обучавајући скуп | | Тест скуп | |
|--------------------|------------|------------------|----------|-----------|----------|
| | | SRC +/-2 | SRC +/-1 | SRC +/-2 | SRC +/-1 |
| MLP (BPROP) | AVG | 91.08 | 36.04 | 40.00 | 3.33 |
| LTR – MDTS | AVG | 89.53 | 20.92 | 54.17 | 2.50 |

Табела 5.26. Компарација резултата *MLP* неуронских мрежа које су обучаване путем традиционалног *Back Propagation* алгоритма и *LTR – MDTS* неуронских мрежа које су обучаване *NNTL Back Propagation* алгоритмом на основу Модификованог модела неуронске мреже и Модификованог обучавајућег скупа

Претходно описани процес обучавања *LTR – MDTS* неуронских мрежа је поновљен, уз промену обучавајућег алгоритма са *NNTL Back Propagation* алгоритма на *NTL Back Propagation* алгоритам, на основу претходно утврђених модификованих *MLP Good Settings* подешавања. Затим је одабрано 6 најбољих представника, и резултати које одабране конфигурације постижу приказани су у табели 5.27.

| | | Обучавајући скуп | | Тест скуп | |
|------------------------|-----------------|------------------|--------------|--------------|-------------|
| Број скривених слојева | Неуронска мрежа | SRC +/-2 | SRC +/-1 | SRC +/-2 | SRC +/-1 |
| 1 | ann5_mdts | 72.09 | 9.30 | 40.00 | 0.00 |
| 2 | ann80_mdts | 72.09 | 16.27 | 50.00 | 5.00 |
| 3 | ann35_mdts | 74.41 | 4.65 | 45.00 | 0.00 |
| 4 | ann58_mdts | 83.72 | 18.60 | 55.00 | 0.00 |
| 6 | ann95_mdts | 88.37 | 11.62 | 50.00 | 0.00 |
| 8 | ann106_mdts | 72.09 | 2.32 | 45.00 | 0.00 |
| | AVG | 77.13 | 10.46 | 47.50 | 0.83 |

Табела 5.27. Оцене *LTR – MDTS* неуронских мрежа на основу Модификованог модела, Модификованог обучавајућег и тест скупа и *NTL Back Propagation* алгоритма

Када се размотри слабији *SRC* критеријум, најбоље резултате приказује неуронска мрежа *ann58_mdts* која има 4 скривена слоја са вредностима од 83,72% на обучавајућем и 55,00% на тест скупу. Када се размотри оштрији *SRC* критеријум, најбоље резултате приказује неуронска мрежа *ann80_mdts* са вредностима од 16,27% на обучавајућем и 5,00% на тест скупу. Како би се указало на уопштену употребљивост неуронских мрежа из табеле 5.23. указаће се на њихове просечне вредности од 77,13% на обучавајућем скупу и 47,50% на тест скупу када се посматра слабији *SRC +/-2* критеријум, и 10,46% на обучавајућем скупу и 0,83% на тест скупу када се посматра јачи *SRC +/-1* критеријум.

На основу изложеног да се закључити да примена *NLT Back Propagation* алгоритма у комбинацији са модификованим *MLP Good Settings* подешавањима продукује резултате који се могу сматрати незадовољавајућим резултате у односу на резултате из табеле 5.19. али опет продукују боље резултате над тест скупом са аспекта слабијег *SRC* критеријума. Компарација просечних резултата *MLP* и *LTR – MDTS* неуронских мрежа из табела 5.19. и 5.27. приказана је у табели 5.28.

| | | Обучавајући скуп | | Тест скуп | |
|--------------------|------------|------------------|----------|-----------|----------|
| | | SRC +/-2 | SRC +/-1 | SRC +/-2 | SRC +/-1 |
| MLP (BPROP) | AVG | 91.08 | 36.04 | 40.00 | 3.33 |
| LTR - MDTS | AVG | 77.13 | 10.46 | 47.50 | 0.83 |

Табела 5.28. Компарација резултата *MLP* неуронских мрежа које су обучаване путем традиционалног *Back Propagation* алгоритма и *LTR – MDTS* неуронских мрежа које су обучаване *NLT Back Propagation* алгоритма на основу Модификованог модела неуронске мреже и Модификованог обучавајућег скупа

На основу изложених резултата који су приказани у табели 5.28. да се закључити да *LTR – MDTS* неуронске мреже које су обучене *NLT Back Propagation* алгоритмом у односу на *MLP* неуронске мреже приказују нешто боље перформансе над тест скупом када се посматра слабији *SRC +/-2* критеријум док *MLP* неуронске мреже знатно предњаче у свим осталим категоријама. Дакле, може се закључити да са аспекта *LTR – MDTS* неуронских мрежа *NLT Back Propagation* алгоритам у комбинацији са модификованим *MLP Good Settings* подешавањима продукује лошије резултате него *NNTL Back Propagation* алгоритам.

Такође, као што је већ изложено, показало се да у контексту изложеног проблема *LTR – MDTS* неуронске мреже обучене *NNTL Back Propagation* алгоритмом продукују прихватљивије резултате него *MLP* неуронске мреже обучене традиционалним *Back Propagation* алгоритмом када се посматра слабији (утицајнији) *SRC* критеријум. Када се резултати које *LTR – MDTS* неуронске мреже које су обучене *NNTL Back Propagation* алгоритмом упореде са резултатима које показују *MLP* неуронске мреже које су обучене Методом Секвенцијалне репетиције са прогресивним развојем акције примећује се претходно изложено понашање. Конкретно *LTR – MDTS* неуронске мреже опет приказују боље просечне резултате у односу на *MLP* неуронске мреже као што је то приказано у табели 5.29.

На основу података из табеле 5.29 да се видети да *LTR – MDTS* неуронске мреже обучене *NNTL Back Propagation* алгоритмом предњаче и када се упореде са *MLP* неуронским мрежама које су обучене Методом секвенцијалне репетиције са прогресивним развојем акције када се посматрају просечни резултати које наведене мреже продукују на обучавајућем скупу са аспекта слабог и јаког *SRC* критеријума. Када се посматрају резултати које наведене мреже постижу на тест скупу, да се видети да *LTR – MDTS* неуронске мреже предњаче на слабијем *SRC +/-2* критеријуму, док на јачем *SRC +/-1* критеријуму предњаче *MLP* неуронске мреже.

| | | Обучавајући скуп | | Тест скуп | |
|---------------------|------------|------------------|----------|-----------|----------|
| | | SRC +/-2 | SRC +/-1 | SRC +/-2 | SRC +/-1 |
| MLP (SEQREP) | AVG | 80.42 | 14.53 | 52.08 | 5.42 |
| LTR - MDTS | AVG | 89.53 | 20.92 | 54.17 | 2.50 |

Табела 5.29. Компарација резултата *MLP* неуронских мрежа које су обучаване Методом Секвенцијалне репетиције са прогресивним развојем акције и *LTR – MDTS* неуронских мрежа које су обучаване *NNTL Back Propagation* алгоритма на основу Модификованог модела неуронске мреже и Модификованог обучавајућег скупа

Имајући у виду претходно изложене резултате, може се закључити да је на основу *SRC* критеријума *LTR – MDTS* структура неуронске мреже погоднија за решавање наведеног проблема. Такође, имајући у виду да су коришћене вредности обучавајућих параметара које су над структуром *MLP* неуронске мреже продуковале добре резултате, одлучено је да се провери да ли су параметри који су овде названи модификовани *MLP Good Settings* параметри најбољи и за *LTR – MDTS* структуру неуронске мреже. Конкретно, очекивало се да се већ иовако бољи резултати променом вредности обучавајућих параметара побољшају.

5.6.1.1. Провера предложених обучавајућих параметара *LTR – MDTS* неуронских мрежа и формирање *LTR – MDTS Good Settings* параметара

Тест који је описан и спроведен у поглављу 5.5.1.3. биће спроведен над одабраним неуронским мрежама које поседују *LTR – MDTS* структуру. Све ознаке које се користе у овом поглављу су претходно изложене у поглављу 5.5.1.3. и стога у овом поглављу неће бити поново изложене.

Као што је већ споменуто у поглављу 5.5.1.3, за једну неуронску мрежу постојаће 8 неуронских мрежа које описују стање након промене одговарајућег параметра у оквиру једне одабране конфигурације неуронске мреже. Конкретно, постоје два обучавајућа параметра који се прате, и сваки од њих има две више и две ниже вредности, стога формира се рачуница од 8 неуронских мрежа које ће осликавати како промена једног параметра утиче на обученост одабране конфигурације неуронске мреже. Свака од наведених 8 неуронских мрежа је обучавана 10 пута како би се избегао утицај насумичне иницијализације неурона. Изложена рачуница указује да ће за једну конфигурацију одабране неуронске мреже бити истренирано 80 неуронских мрежа које указују на промене перформанси уколико се мења вредност одабраног параметра. Имајући у виду да постији 6 конфигурација неуронских мрежа које су одабране на основу класе којој исти припадају, тј. по броју слојева, резултати који су приказани у табелама 5.30. и 5.31. формиран су у компарацији са оригиналним вредностима из табела 5.25. и 5.27. на основу 480 поновно обучених неуронских мрежа. У табелама 5.30. и 5.31. је са *Down* назначено да се вредност одабраног параметра смањује у односу на претходно утврђену вредност, док је са *Up* назначено да се вредност одабраног параметра повећава у односу на претходно утврђену вредност.

| Укупне просечне вредности | Обучавајући скуп | | Тест скуп | |
|---------------------------|------------------|---------------|---------------|-------------|
| | SRC +/-2 | SRC +/-1 | SRC +/-2 | SRC +/-1 |
| Down LearningRate | 0.14 | -16.42 | -9.71 | 2.00 |
| Up LearningRate | -11.92 | -15.09 | -1.96 | 3.33 |
| Down Momentum | 0.85 | -15.67 | -8.17 | 2.75 |
| Up Momentum | -47.04 | -18.97 | -30.79 | -0.54 |
| Learning Rate | -5.89 | -15.76 | -5.83 | 2.67 |
| Momentum | -23.09 | -17.32 | -19.48 | 1.10 |

Табела 5.30. Промена просечне SRC оцене за конфигурације *LTR – MDTs* неуронске мреже које су обучаване *NNTL Back Propagation* алгоритмом на основу Модификованог модела неуронске мреже и Модификованог обучавајућих и тест скупова на основу модификованих *MLP Good Settings* параметара

На основу добијених резултата може се закључити да промена вредности *Learning Rate* или *Momentum* параметара ка већим или нижим вредностима резултује просечним опадањем перформанси од 5,89% када се ради о *Learning Rate* параметру, док је наведена структура знатно осетљивија на промене перформанси када се ради о промени вредности *Momentum* параметра и износи 23,09%. Наведене вредности карактеристичне су за резултате које неуронске мреже приказују над тренинг скупом на основу слабијег SRC критеријума. Када се размотре резултати неуронских мрежа које исте постижу над тест скупом на основу претходно споменутог слабијег SRC +/-2 критеријума да се видети да променом вредности *Learning Rate* и *Momentum* параметра опадају перформансе неуронских мрежа за 5,83% када се посматра *Learning Rate* параметар односно 19,84% када се посматра *Momentum* параметар. Уколико се размотре резултати из табеле 5.30. са аспекта јачег SRC критеријума да се видети да променом вредности *Learning Rate* параметра оцене неуронских мрежа у просеку расту за 2,67% над тест скупом, док над обучавајућим скупом опадају за 15,76%. Уколико се размотри понашање неуронских мрежа са аспекта јачег SRC критеријума за промене вредности *Momentum* параметра, може се приметити слично понашање као и код промене вредности *Learning Rate* параметра. Конкретно променом вредности *Momentum* параметара забележено је опадање перформанси од 17,32% посто над тренинг скупом, док се над тест скупу види стагнација резултата са благим порастом перформанси од 1,10%.

Исти тест спроведен је и над одабраним конфигурацијама *LTR – MDTs* неуронских мрежа које су на основу Модификованог модела неуронске мреже и Модификованих обучавајућих и тест скупова обучене *NL Back Propagation*

алгоритмом на основу модификованих *MLP Good Settings* подешавања. Резултати спроведеног теста су приказани у табели 5.31.

| Укупне просечне вредности | Обучавајући скуп | | Тест скуп | |
|---------------------------|------------------|--------------|---------------|-------------|
| | SRC +/-2 | SRC +/-1 | SRC +/-2 | SRC +/-1 |
| Down LearningRate | 9.73 | -5.75 | -6.04 | 3.88 |
| Up LearningRate | -16.78 | -7.75 | -18.67 | 1.88 |
| Down Momentum | 8.27 | -5.84 | -5.33 | 3.79 |
| Up Momentum | -41.18 | -9.96 | -35.29 | -0.33 |
| Learning Rate | -3.53 | -6.75 | -12.35 | 2.88 |
| Momentum | -16.45 | -7.90 | -20.31 | 1.73 |

Табела 5.31. Промена просечне *SRC* оцене за конфигурације *LTR – MDTS* неуронске мреже које су обучаване *NLT Back Propagation* алгоритмом на основу Модификованог модела неуронске мреже и Модификованих обучавајућих и тест скупова на основу модификованих *MLP Good Settings* параметара

На основу добијених резултата може се закључити да промена вредности *Learning Rate* или *Momentum* параметара ка већим или нижим вредностима резултује просечним опадањем перформанси од 3,53% када се ради о *Learning Rate* параметру, док је наведена структура знатно осетљивија на промене перформанси када се ради о промени вредности *Momentum* параметра и износи 16,45%. Наведене вредности карактеристичне су за резултате које неуронске мреже приказују над тренинг скупом на основу слабијег *SRC* критеријума. Када се размотре резултати неуронских мрежа које исте постижу над тест скупом на основу претходно споменутог слабијег *SRC +/-2* критеријума да се видети да променом вредности *Learning Rate* и *Momentum* параметра опадају перформансе неуронских мрежа за 12,35% када се посматра *Learning Rate* параметар односно 20,31% када се посматра *Momentum* параметар. Уколико се размотре резултати из табеле 5.31. са аспекта јачег *SRC* критеријума да се видети да променом вредности *Learning Rate* параметра оцене неуронских мрежа у просеку опадају за 6,75% над тренинг скупом, док над тест скупом расту за 2,88%. Уколико се размотри понашање неуронских мрежа са аспекта јачег *SRC* критеријума за промене вредности Момемтум параметра, може се приметити слично понашање као и код промене вредности *Learning Rate* параметра. Конкретно променом вредности *Momentum* параметара забележено је опадање перформанси од 7,90% посто над тренинг скупом, док се над тест скупу види благ пораст перформанси од 1,73%.

Анализом вредности из редова табеле 5.30. и 5.31. који указују на промене вредности изложених параметара да се закључити да се на основу вредности из

табела 5.30. и 5.31. може претпоставити да се смањивањем вредности параметра *Learning Rate* и *Momentum*, до одређене мере, могу потенцијално побољшати перформансе *LTR – MDTS* неуронских мрежа, само је потребно пронаћи одговарајуће. Међутим, добијени резултати су у просеку свакако лошији од очекиваних, стога, закључило се да се да се финим подешавањем вредности обучавајућих параметара *LTR – MDTS* конфигурације неуронских мрежа не могу довести до жељених резултата, и стога је приступљено *ad hoc* методи. Како би били доследни одлучено је да се нове вредности *Learning Rate* и *Momentum* параметара опробају у комбинацији са *NNTL Back Propagation* алгоритмом као и у комбинацији са *NLT Back Propagation* алгоритмом.

Параметри који су у комбинацији са претходно усвојеном *Fast Sigmoid* активационом функцијом довели *LTR – MDTS* неуронске мреже до жељених резултата названи су *LTR – MDTS Good Settings* параметрима и њихове вредности су:

- *Momentum* : 0,1
- *Learning rate* : 0,08

У табели 5.32. приказани су резултати које постижу одабране најбоље конфигурације из поновно обученог скупа од 128 *LTR – MDTS* неуронских мрежа. Наведене неуронске мреже обучаване су *NNTL Back Propagation* алгоритмом, на основу *LTR – MDTS Good Settings* подешавања на основу Модификованог модела неуронске мреже над Модификованим обучавајућим и тест скуповима.

| Број скривених слојева | Неуронска мрежа | Обучавајући скуп | | Тест скуп | |
|------------------------|-----------------|------------------|--------------|--------------|-------------|
| | | SRC +/-2 | SRC +/-1 | SRC +/-2 | SRC +/-1 |
| 1 | ann16_mdts | 95.34 | 20.93 | 60.00 | 0.00 |
| 2 | ann17_mdts | 93.02 | 32.55 | 60.00 | 5.00 |
| 3 | ann26_mdts | 88.37 | 30.23 | 65.00 | 0.00 |
| 4 | ann49_mdts | 93.02 | 32.55 | 60.00 | 0.00 |
| 6 | ann102_mdts | 83.72 | 13.95 | 65.00 | 5.00 |
| 8 | ann118_mdts | 93.02 | 13.95 | 60.00 | 20.00 |
| | AVG | 91.08 | 24.03 | 61.67 | 5.00 |

Табела 5.32. Оцене *LTR – MDTS* неуронских мрежа на основу Модификованог модела неуронске мреже, Модификованог обучавајућег и тест скупа и *NNTL Back Propagation* алгоритма на основу *LTR – MDTS Good Settings* вредности обучавајућих параметара

Када се размотри слабији *SRC +/-2* критеријум, најбоље резултате приказује неуронска мрежа *ann16_mdts* која има 1 скривени слој са вредностима од 95,34% на обучавајућем и 60,00% на тест скупу. Када се размотри оштрији *SRC +/-1* критеријум, сматра се да најбоље резултате приказује неуронска мрежа *ann17_mdts* која има 2 скривена слоја са вредностима од 32,55% на обучавајућем и 5,00% на тест скупу иако неуронска мрежа *ann118_mdts* са 8 скривених слојева

приказује резултате од 13,95% на обучавајућем и 20,00% на тест скупу. Конкретно, неуронска мрежа *ann17_mdts* је у овом случају одабрана насупрот неуронске мреже *ann18_mdts* пошто се уопштено за представнике *LTR – MDTS* неуронских мрежа одређених класа / групација бирају неуронске мреже које, са аспекта слабијег или јачег *SRC* критеријума имају боље резултате над обучавајућим скупом у односу на тест скуп. Како би се указало на уопштену употребљивост неуронских мрежа из табеле 5.32, указаће се на њихове просечне вредност од 91,08% на обучавајућем скупу и 61,67% на тест скупу када се посматра слабији *SRC +/-2* критеријум, и 24,03% на обучавајућем скупу и 5,00% на тест скупу када се посматра јачи *SRC +/-1* критеријум. Такође уколико се размотре резултати из табеле 5.32. да се закључити да се употребом *NNTL Back Propagation* алгоритма постижу веома добри резултати где све најбоље конфигурације неуронских мрежа имају оцене изнад 60% над тест скупом и стога формирају споменути просечан резултат.

| Број скривених слојева | Неуронска мрежа | Обучавајући скуп | | Тест скуп | |
|------------------------|--------------------|------------------|-----------------|-----------------|-----------------|
| | | <i>SRC +/-2</i> | <i>SRC +/-1</i> | <i>SRC +/-2</i> | <i>SRC +/-1</i> |
| 1 | <i>ann16_mdts</i> | 88.37 | 6.97 | 60.00 | 10.00 |
| 2 | <i>ann18_mdts</i> | 88.37 | 13.95 | 80.00 | 10.00 |
| 3 | <i>ann34_mdts</i> | 93.02 | 13.95 | 75.00 | 0.00 |
| 4 | <i>ann55_mdts</i> | 90.69 | 11.62 | 75.00 | 5.00 |
| 6 | <i>ann94_mdts</i> | 90.69 | 9.30 | 60.00 | 10.00 |
| 8 | <i>ann108_mdts</i> | 79.06 | 11.62 | 70.00 | 10.00 |
| | AVG | 88.37 | 11.24 | 70.00 | 7.50 |

Табела 5.33. Оцене *LTR – MDTS* неуронских мрежа на основу Модификованог модела неуронске мреже, Модификованог обучавајућег и тест скупа и *NTL Back Propagation* алгоритма на основу *LTR – MDTS Good Settings* вредности обучавајућих параметара

У табели 5.33. приказани су резултати које постижу одабране најбоље конфигурације из поновно обученог скупа од 128 *LTR – MDTS* неуронских мрежа. Наведене неуронске мреже обучаване су *NTL Back Propagation* алгоритмом, на основу *LTR – MDTS Good Settings* подешавања на основу Модификованог модела неуронске мреже над Модификованим обучавајућим и тест скуповима.

Када се размотри слабији *SRC +/-2* критеријум, најбоље резултате приказује неуронска мрежа *ann34_mdts* која има 3 скривена слоја са вредностима од 93,02% на обучавајућем и 75,00% на тест скупу. Када се размотри оштрији *SRC +/-1* критеријум, најбоље резултате приказује неуронска мрежа *ann18_mdts* која има 2 скривена слоја са вредностима од 13,95% на обучавајућем и 10,00% на тест скупу. Битно је указати да наведена неуронска мрежа поседује оцену од 80% на тест скупу са аспекта слабијег *SRC +/-2* критеријума, и са аспекта тест скупа представља најбољу неуронску мрежу, али је због оцене 88,37% на обучавајућем скупу одабрана друга мрежа као најбољи кандидат са аспекта претходно споменутог *SRC +/-2* критеријума.

Како би се указало на уопштену употребљивост неуронских мрежа из табеле 5.33, указаће се на њихове просечне вредност од 88,37% на обучавајућем скупу и 70,00% на тест скупу када се посматра слабији *SRC +/-2* критеријум, и 11,24% на обучавајућем скупу и 7,50% на тест скупу када се посматра јачи *SRC +/-1* критеријум.

Применљивост разматраних неуронских мрежа на решавање постављеног проблема илустрована је кроз табелу 5.34, У табели 5.34. приказана је детаљна компарација резултата између *MLP* и *LTR – MDTS* структура неуронске мреже где *LTR – MDTS* неуронске мреже приказују боље перформансе.

| Врста неуронске мреже, алгоритам обучавања и врсте обучавајућих параметара | Обучавајући скуп | | Тест скуп | |
|--|---------------------|--------------------|--------------------|--------------------|
| | <i>SRC</i> +/-2 | <i>SRC</i> +/-1 | <i>SRC</i> +/-2 | <i>SRC</i> +/-1 |
| MLP - BROP | 91.08 | 36.04 | 40.00 | 3.33 |
| MLP - SEQR | 80.42 | 14.53 | 52.08 | 5.42 |
| LTR – MDTS – NNLT – BPROP - GS | 91.08 | 24.03 | 61.67 | 5.00 |
| LTR – MDTS – NTL – BPROP - GS | 88.37 | 11.24 | 70.00 | 7.50 |

Табела 5.34. Компарација просечних резултате које *MLP* и *LTR – MDTS* неуронске мреже приказују Модификованим моделом неуронске мреже и Модификованим обучавајућим и тест скуповима

На основу резултата из табеле 5.34. може се закључити да предложена *LTR – MDTS* структура са *LTR – MDTS Good Settings* параметрима и применом *NNLT Back Propagation* алгоритмом односно *NTL Back Propagation* алгоритмом над Модификованим моделом неуронске мреже и Модификованим обучавајућим и тест скуповима продукује жељене резултате. Када се упореде просечни резултати *MLP* неуронских мрежа које су обучене традиционалним *Back Propagation* алгоритмом и Методом секвенцијалне репетиције упореде са резултатима које продукују *LTR – MDTS* неуронске мреже које су обучене *NNLT* односно *NTL Back Propagation* алгоритмом у оквиру претходно изложеног контекста, јасно се види да *LTR – MDTS* неуронске мреже, са аспекта слабијег и оштријег *SRC* критеријума показују боље перформансе. Лабеле *MLP – BPROP* и *MLP – SEQR* указују на просечне резултате које вишеслојне перцептронске неуронске мреже (*MLP*) постижу када се обуче *Back Propagation* алгоритмом (*BPROP*) односно Методом секвенцијалне репетиције са прогресивним развојем акције (*SEQR*). Лабела *LTR – MDTS – NNLT - BPROP - GS* указује на просечне вредности *LTR – MDTS* неуронских мрежа које су обучене *NNLT Back Propagation* алгоритмом на основу *LTR – MDTS Good Settings* параметара. Аналогно изложеном лабела *LTR – MDTS – NTL- BPROP - GS* указује на просечне вредности *LTR – MDTS* неуронских мрежа које су обучене *NTL Back Propagation* алгоритмом на основу *LTR – MDTS Good Settings* параметара.

Уколико се, на основу табеле 5.34, размотре перформансе *LTR – MDTS* неуронских мрежа које су обучене *NNLT Back Propagation* алгоритмом приказују, да се закључити да су такви резултати свакако бољи од резултата које приказују

MLP неуронске мреже које су обучене традиционалним *Back Propagation* алгоритмом када се посматра слабији *SRC +/2* критеријум. Када се посматра јачи *SRC +/1* критеријум да се приметити да *MLP* неуронске мреже које су обучене традиционалним *Back Propagation* алгоритмом показују боље резултате на обучавајућем скупу, док су се на тест скупу боље показале *LTR – MDTS* неуронске мреже. Када се споменуте *LTR – MDTS* неуронске мреже упореде са *MLP* неуронским мрежама које су обучене Методом секвенцијалне репетиције са прогресивним развојем акције да се приметити да *MLP* неуронске мреже само мало (за 0,42%) предњаче на тест скупу уколико се посматра јачи *SRC +/- 1* критеријум, док *LTR – MDTS* неуронске мреже на основу свих осталих параметара који се прате знатно предњаче у односу на *MLP* неуронске мреже. Међутим наведено мало предњачење *MLP* неуронских мрежа може се приписати насумичној иницијализацији неурона, али се свакако може рећи да се употребом *LTR – MDTS* структура неуронских мрежа са *NNTL Back Propagation* алгоритмом може постићи ефекат који се постиже применом Методе секвенцијалне репетиције са прогресивним развојем акције над *MLP* структуром неуронске мреже. Када се размотре резултати које постижу *LTR – MDTS* неуронске мреже које су обучене *NTL Back Propagation* алгоритмом на основу вредности *LTR – MDTS Good Settings* параметара, да се видеди да се са аспекта тест скупа, без обзира на стриктност *SRC* критеријума, исте постижу боље резултате у односу на *LTR – MDTS* неуронске мреже које су обучене *NNTL Back Propagation* алгоритмом на основу споменутих *LTR – MDTS Good Settings* параметара. Када се размотре оцене над тренинг скупом, види се да споменуте *LTR – MDTS* неуронске мреже које су обучене *NNTL Back Propagation* алгоритмом предњаче у односу на *LTR – MDTS* неуронске мреже које су обучене *NTL Back Propagation* алгоритмом.

Битно је напоменути да су поједине *LTR – MDTS* неуронске мреже приказале резултате од 80% над тест скупом која ни једна неуронска мрежа из скупа неуронских мрежа са *MLP* структуром није постигла.

У табели 5.35. приказане су перформансе одабраних *LTR – MDTS* неуронских мрежа из табела 5.25, 5.32. и 5.33. Одабране неуронске мреже из табеле 5.27 нису разматране пошто се сматра да исте, са аспекта *SRC* критеријума продукују незадовољавајуће резултате за неуронске мреже са *LTR – MDTS* структуром. Како би приложене табеле биле читљиве значење одређених акронима се мора истакнути. Акроним *NNTL – M* у колони *Method* је скраћеница за *NNTL Back Propagation* алгоритам у комбинацији са модификованим *MLP Good Settings* параметрима, акроним *NNTL – G* је скраћеница за *NNTL Back Propagation* алгоритам са *LTR – MDTS Good Settings* параметрима док *NTL - G* акроним указује на *NTL Back Propagation* алгоритам са *LTR – MDTS Good Settings* параметрима. Називи колоне *TR* и *TE* указују на резултате који се у оквиру симулације хоризонталног видног поља и валидације *SRC* критеријумом постижу над векторима из обучавајућег, односно тест скупа. Скраћеница *RND (Rounded)* указује на резултате симулације видног поља у којем је коришћен Апроксимирани модел кретања кошаркашких судија, док скраћеница *NRND (Not Rounded)* указује на резултате симулације видног поља у којем је коришћен Реални модел кретања кошаркашких судија. Табела 5.35. приказује резултате симулације хоризонталног видног поља одабраних неуронских мрежа из табела 5.25, 5.32 и 5.34 на основу симулације видног поља са једним тајмером.

| Неуронска мрежа | Method | Criteria | SRC Оцене | | VFS - 1T | | | |
|-----------------|----------|----------|----------------|----------------|----------------|-----------------|----------------|-----------------|
| | | | TR | TE | TR (RND) | TE (RND) | TR (NRND) | TE (NRND) |
| ann35_mdts | NNTL - M | Weak | 40/43 93.02 | 13/20 65.00 | 41/43 95.34 | 19/20 95.00 | 41/43 95.34 | 19/20 95.00 |
| ann35_mdts | NNTL - M | Strict | 12/43 27.90 | 1/20 5.00 | 41/43 95.34 | 19/20 95.00 | 41/43 95.34 | 19/20 95.00 |
| ann16_mdts | NNTL - G | Weak | 41/43 95.34 | 12/20 60.00 | 41/43 95.34 | 18/20 90.00 | 41/43 95.34 | 18/20 90.00 |
| ann17_mdts | NNTL - G | Strict | 14/43 32.55 | 1/20 5.00 | 41/43 95.34 | 20/20 100.00 | 41/43 95.34 | 20/20 100.00 |
| ann34_mdts | NNTL - G | Weak | 40/43 93.02 | 15/20 75.00 | 41/43 95.34 | 17/20 85.00 | 41/43 95.34 | 17/20 85.00 |
| ann18_mdts | NNTL - G | Strict | 6/43 13.95 | 2/20 10.00 | 41/43 95.34 | 17/20 85.00 | 41/43 95.34 | 18/20 90.00 |

Табела 5.35. Одабране неуронске мреже и њихова евалуација симулацијом видног поља са једним тајмером

На основу резултата из табеле 5.35, да се закључити да *LTR - MDTS* неуронске мреже које су обучене на основу *NNTLBack Propagation* алгоритма са *LTR – MDTS Good Settings* вредностима параметара продукују најбоље резултате и са аспекта Апроксимативног и са аспекта Реалног модела кретања кошаркашких судија над акцијама из обучавајућег и из тест скупа. Разлике у резултатима су мале, али опет довољно видљиве да се наведене мреже на основу симулације видног поља са једним тајмером прогласе најбољим неуронским мрежама из класе *LTR – MDTS* неуронских мрежа.

5.6.1.1.1. Анализа симулације видног поља одабраних *LTR - MDTS* неуронских мрежа над кошаркашким акцијама из модификованог обучавајућег скупа

За неуронске мреже из табеле 5.35. испитано је за које кошаркашке акције из модификованог обучавајућег скупа, наведене неуронске мреже резонују кретања кошаркашких судија која се сматрају незадовољавајућим. Испоставило се да се ради о кошаркашким акцијама из модификованог обучавајућег скупа под редним бројем 16 и 25. Наведене кошаркашке акције су кошаркашке акције које су у односу на оригинални обучавајући скуп модификоване.

Дакле, може се закључити да, неуронске мреже из табеле 5.35, без обзира на начин обучавања истих, нису научиле како да коректно резонују кретања кошаркашких судија која би се, са аспекта симулације хоризонталног видног поља, за кошаркашке акције број 16 и 25 из модификованог обучавајућег скупа сматрале задовољавајућим и у случају Апроксимативног и у случају Реалног модела кретања кошаркашких судија. Битно је напоменути да наведене

кошаркашке акције унутар модификованог обучавајућег скупа поседују одговарајућа кретања кошаркашких судија која продукују проценте сагледаности кошаркашке акције на основу којих се, са аспекта симулације хоризонталног видног поља, наведена кретања сматрају задовољавајућим. Наведено је приказано у табелама 5.10. и 5.12.

5.6.1.1.2. Анализа симулације видног поља одабраних LTR – MDTS неуронских мрежа над кошаркашким акцијама из модификованог тест скупа

За неуронске мреже из табеле 5.35. реализовано је претходно описано испитивање на нивоу модификованог тест скупа. Конкретно, утврдило се за које кошаркашке акције из модификованог тест скупа наведене наведене неуронске мреже резонују кретања кошаркашких судија која се сматрају незадовољавајућим.

Уколико се размотри неуронска мрежа *ann35_mdts* примећено је да наведена неуронска мрежа за кошаркашку акцију број 5 из модификованог тест скупа резонује путање кошаркашких судија које се након евалуације путем симулације хоризонталног видног поља и са аспекта Апроксимативног и Реалног кретања кошаркашких судија сматрају незадовољавајућим.

Слично је примећено и код неуронске мреже *ann16_mdts* где наведена неуронска мрежа за кошаркашке акције број 4 и 5 из модификованог тест скупа резонује путање кошаркашких судија које се након евалуације путем симулације хоризонталног видног поља и са аспекта Апроксимативног и Реалног кретања кошаркашких судија сматрају незадовољавајућим.

На основу података из табеле 5.35. да се закључити да неуронска мрежа *ann17_mdts* за све кошаркашке акције из модификованог тест скупа резонује путање кошаркашких судија које се, након евалуације путем симулације хоризонталног видног поља и са аспекта Апроксимативног и Реалног кретања кошаркашких судија сматрају задовољавајућим.

Када се размотри неуронска мрежа *ann34_mdts* примећено је да наведена неуронска мрежа за кошаркашке акције број 4, 5 и 7 из модификованог тест скупа резонује путање кошаркашких судија које се након евалуације путем симулације хоризонталног видног поља и са аспекта Апроксимативног и Реалног кретања кошаркашких судија сматрају незадовољавајућим.

Неуронска мрежа *ann18_mdts* на основу Апроксимативног модела кретања кошаркашких судија за кошаркашке акције 4, 5, и 19 из модификованог тест скупа резонује путање кошаркашких судија које се на основу симулације хоризонталног видног поља сматрају незадовољавајућим. Када се за наведену неуронску мрежу размотре резоноване путање кошаркашких судија са аспекта Реалног модела кретања кошаркашких судија примећено је да се за кошаркашке акције 5 и 19 из модификованог тест скупа, резонују путање кошаркашких судија које се са аспекта симулације хоризонталног видног поља сматрају незадовољавајућим.

Уколико се размотри за које кошаркашке акције из модификованог обучавајућег, односно тест скупа, резонују путање кошаркашких судија које се са аспекта симулације хоризонталног видног поља сматрају незадовољавајућим, да се

приметити да се углавном ради о истим кошаркашким акцијама које су споменуте у поглављима 5.5.1.1. и 5.5.1.2. Са аспекта модификованог обучавајућег скупа то су кошаркашке акције под редним бројевима 16 и 25, док са аспекта модификованог тест скупа постоје одређене разлике и слагања. Конкретно за кошаркашке акције број 4 и 5 из модификованог обучавајућег скупа одабране неуронске мреже из табеле 5.21. и из табеле 5.35, у зависности од одабране неуронске мреже, могу резонovati кретања кошаркашких судија која се, на основу симулације хоризонталног видног поља сматрају незадовољавајућим. Наведено је пример слагања. Разлике у резултатима које продукују неуронске мреже из табела 5.21. и 5.35, са аспекта претходно споменутих разлика, се манифестују у форми дистинктивно различитих резоновања путања кошаркашких судија за кошаркашку акцију број 13 из модификованог тест скупа када се ради о неуронским мрежама са *MLP* структуром, односно дистинктивно различитих резоновања путања кошаркашких судија за кошаркашке акције број 7 и 19 из модификованог тест скупа када се ради о неуронским мрежама са *LTR – MDTS* структуром. У изложеним случајевима се, у зависности од одабране неуронске мреже за наведене кошаркашке акције из модификованог тест скупа могу резонovati путање кошаркашких судија које се са аспекта симулације хоризонталног видног поља сматрају незадовољавајућим.

Такође, споменута кошаркашка акција из модификованог тест скупа под редним бројем 19 модификована је пошто није имала одговарајуће проценте сагледаности кошаркашке акције на основу којих би се кретање кошаркашких судија за наведену кошаркашку акцију сматрало задовољавајућим. Кошаркашка акција из оригиналног тест скупа под редним бројем 7 је модификована како би се кошаркашке судије што мање кретале и потенцијално остварила боља сагледаност кошаркашке акције. Наведено је приказано у табели 5.8.

Аналогно закључцима из поглавља 5.5.1.1. и 5.5.1.2. може се закључити да изложене неуронске мреже које су представљене у табели 5.35. нису научиле како да за претходно споменуте кошаркашке акције из модификованог обучавајућег скупа резонују путање кошаркашких судија које би се на основу симулације хоризонталног видног поља сматрале задовољавајућим. Такође примећено је да изложене неуронске мреже које су представљене у табели 5.35. углавном (изузетак је неуронска мрежа *ann17_mdts*) не знају како да за претходно споменуте кошаркашке акције из модификованог тест скупа резонују путање кошаркашких судија које би се на основу симулације хоризонталног видног поља сматрале задовољавајућим.

5.6.1.2. Провера формираних *LTR – MDTS Good Settings* обучавајућих параметара *LTR – MDTS* неуронских мрежа

Како би се утврдило да ли су *LTR – MDTS Good Settings* вредности параметара стварно најбољи за обучавање неуронских мрежа са *LTR – MDTS* структуром у оквиру презентованог проблема, спровен је низ тестова који су пратили утицај промене вредности параметара *Learning Rate* и *Momentum*. Основа спроведених тестова је већ описана у поглављима 5.5.1.3. и 5.6.1.1. Конкретно постављено је питање да ли се благом променом вредности параметара *Learning Rate* и *Momentum* током обучавања одабраних конфигурација неуронских мрежа може позитивно утицати на резултате које ће тако обучене неуронске мреже

продуковати. На наведени начин ће се потврдити да ли су тренутно одабране вредности параметара стварно најбоље за обучавање неуронских мрежа за решавање постављеног проблема или нису.

Пошто је за *LTR – MDTS Good Settings* подешавања усвојена вредност параметра *Learning Rate* 0,08, три више и две ниже вредности ће бити коришћене како би се пратио утцај промене вредности наведеног параметра. Тачне вредности за праћење промене вредности *Learning Rate* параметра су 0,03 и 0,05 за ниже вредности и 0,11, 0,15 и 0,25 за више вредности. Исти принцип је примењен на вредност параметра *Momentum* чија прихваћена вредност у оквиру *LTR – MDTS Good Settings* подешавања износи 0,1, док ниже вредности износе 0,03 и 0,08 а више вредности износе 0,2 и 0,3.

Свака од наведених 6 неуронских мрежа је обучавана 10 пута како би се избегао утицај иницијализације неурона. Изложена рачуница указује да ће за једну конфигурацију одабране неуронске мреже бити изтренирано 90 неуронских мрежа које указују на промене перформанси уколико се мења вредност одабраног параметра. Имајући у виду да постижи 6 конфигурација неуронских мрежа које су одабране на основу класе којој исти припадају, тј по броју слојева, резултати који су приказани у табелама 5.36. и 5.37. формиран су у компарацији са оригиналним вредностима из табела 5.32. и 5.33. на основу 540 поновно обучених неуронских мрежа на основу 6 одабраних конфигурација неуронских мрежа. У табелама 5.36. и 5.37. је са *Down* назначено да се вредност одабраног параметра смањује у односу на претходно утврђену вредност, док је са *Up* назначено да се вредност одабраног параметра повећава у односу на претходно утврђену вредност.

| Укупне просечне вредности | Обучавајући скуп | | Тест скуп | |
|---------------------------|------------------|---------------|---------------|-------------|
| | SRC +/-2 | SRC +/-1 | SRC +/-2 | SRC +/-1 |
| Down LearningRate | -6.59 | -16.57 | -9.42 | 2.46 |
| Up LearningRate | -1.58 | -18.14 | -14.61 | 0.89 |
| Down Momentum | -2.89 | -17.65 | -13.54 | 1.38 |
| Up Momentum | -2.81 | -16.65 | -13.33 | 2.38 |
| Learning Rate | -4.08 | -17.35 | -12.01 | 1.67 |
| Momentum | -2.85 | -17.15 | -13.44 | 1.88 |

Табела 5.36. Промена просечне *SRC* оцене за конфигурације *LTR – MDTS* неуронске мреже које су обучаване *NNTL Back Propagation* алгоритмом на основу Модификованог модела неуронске мреже и Модификованих обучавајућих и тест скупова на основу *LTR – MDTS Good Settings* параметара

На основу резултата из табеле 5.36. може се закључити да се променом вредности *Learning Rate* или *Momentum* параметара ка већим или мањим вредностима резултати које *LTR – MDTS* неуронске мреже које су обучаване модификованим *Back Propagation* алгоритмом на нивоу Модификованог модела, са Модификованим обучавајућим и тест скуповима и *LTR – MDTS Good Settings* вредностима параметара не побољшавају перформансе истих. Уколико се погледа јачи *SRC +/-1* критеријум да се видети да се променом вредности *Learning Rate* и *Momentum* параметара могу побољшати перформансе *LTR – MDTS* неуронских мрежа које се обучавају *NNTL Back Propagation* алгоритмом. Међутим на основу података из табеле 5.36. јасно се види да би наведено повећање перформанси над тест скупом са аспекта *SRC +/-1* критеријума било пропраћено видљивим опадањем перформанси и над обучавајућим скупом без обзира на стриктност критеријума и над тест скупом са аспекта *SRC +/-2* критеријума. Из наведених разлога, *LTR – MDTS Good Settings* параметри проглашени су најадекватнијим за обучавање *LTR – MDTS* неуронских мрежа *NNTL Back Propagation* алгоритмом.

| Укупне просечне вредности | Обучавајући скуп | | Тест скуп | |
|---------------------------|------------------|--------------|---------------|-------------|
| | SRC +/-2 | SRC +/-1 | SRC +/-2 | SRC +/-1 |
| Down LearningRate | -8.59 | -3.74 | -13.50 | 0.00 |
| UP LearningRate | -0.76 | -2.15 | -17.14 | 1.58 |
| Down Momentum | -1.90 | -1.86 | -11.54 | 1.88 |
| Up Momentum | -0.83 | 0.06 | -13.17 | 3.79 |
| Learning Rate | -4.67 | -2.94 | -15.32 | 0.79 |
| Momentum | -1.37 | -0.90 | -12.35 | 2.83 |

Табела 5.37. Промена просечне *SRC* оцене за конфигурације *LTR – MDTS* неуронске мреже које су обучаване *NL Back Propagation* алгоритмом на основу Модификованог модела неуронске мреже и Модификованих обучавајућих и тест скупова на основу *LTR – MDTS Good Settings* параметара

На основу резултата из табеле 5.37. може се закључити да се променом вредности *Learning Rate* или *Momentum* параметара ка већим или мањим вредностима резултати које *LTR – MDTS* неуронске мреже које су обучаване *NL Back Propagation* алгоритмом на нивоу Модификованог модела, са Модификованим обучавајућим и тест скуповима и *LTR – MDTS Good Settings* вредностима параметара не побољшавају перформансе истих. Примећено је незнатно побољшање резултата над тест скупом када се исти евалуира путем јачег *SRC +/-1* критеријума. Међутим споменута побољшања резултата су мала и могу се сматрати стагнацијом резултата. Као и у случају *LTR – MDTS* неуронских мрежа које су обучаване *NNTL Back Propagation* алгоритмом да се видети да се

променом вредности *Learning Rate* и *Momentum* параметара, са аспекта *SRC +/-1* критеријума, могу побољшати перформансе *LTR – MDTS* неуронских мрежа над тест скупом *LTR – MDTS* неуронске мреже које се обучавају *NL Back Propagation* алгоритмом. Међутим на основу података из табеле 5.37. јасно се види да би наведено повећање перформанси над тест скупом са аспекта *SRC +/-1* критеријума било пропраћено видљивим опадањем перформанси и над обучавајућим скупом без обзира на стриктност критеријума и над тест скупом са аспекта *SRC +/-2* критеријума. Из наведених разлога, *LTR – MDTS Good Settings* параметри проглашени су најадекватнијим за обучавање *LTR – MDTS* неуронских мрежа *NL Back Propagation* алгоритмом.

5.7. Анализа понашања обучених неуронских мрежа

Сврха овог поглавља докторске дисертације је да укаже на уопштена примећена понашања неуронских мрежа које су представљене и анализирани у овом раду.

За све неуронске мреже, без обзира на начин односно алгоритам обучавања или структуру исте важи да, не резонују тачне жељене излазе за одговарајуће излазе. Међутим, сама природа постављеног проблема не захтева да се тачно предвиде односно постоје тражене путање кошаркашких судија, већ да се са аспекта синхронизованог кретања кошаркашких судија резонују путање кошаркашких судија са којих ће кошаркашке судије најбоље сагледати кошаркашку акцију. Стога је, у контексту изложеног проблема оформљени *SRC* критеријум применљив. Дакле, уколико би се разматрало, да ли неуронске мреже и њихове структуре које су представљене у овом раду производе тачне тражене путање кошаркашких судија за кошаркашке акције из обучавајућег и тест скупа, одговор би свакако био негативан.

Међутим, када се размотре резултати које изложене неуронске мреже производе са аспекта симулације хоризонталног видног поља, да се приметити да су резултати кретања кошаркашких судија које одређене неуронске мреже производе ипак прихватљиви. Резултати симулације хоризонталног видног поља су изложени у поглављима 5.5.1. и 5.6.1.1. и у овом поглављу неће бити поново изложени али ће се нагласити да се на основу података из табела 5.21. и 5.35. за решавање постављеног проблема предлажу неуронске мреже са *LTR – MDTS* структуром које су обучене *NL Back Propagation* алгоритмом. Неуронске мреже са *MLP* структуром, без обзира на алгоритам обучавања, су такође употребљиве са аспекта резултата које исте постижу на симулацији хоризонталног видног поља, међутим неуронске мреже са *LTR – MDTS* структуром приказују боље резултате на основу дефинисаног *SRC* критеријума, тако да су ипак наведене неуронске мреже стављене у први план.

Даље, примећено је да обучене неуронске мреже могу резонovati излаз који при крају вектора калкулише негативне вредности ван интервала од 1 до 12 које се сматрају неприхватљивим пошто у обучавајућем скупу не постоје позиције кошаркашких судија које су ван прописаних 12 позиција. Наведено је претежно карактеристика *LTR – MDTS* неуронских мрежа и изложена појава се у зависности од саме структуре неуронске мреже може, а и не мора појавити. Постоје неуронске мреже које за све позиције кошаркашких судија резонују вредности

које су у траженом опсегу, међутим у наведеном случају нема вредности које теже нули и указују на крај резонованог вектора.

Међутим, у реалним ситуацијама дешава да кошаркашке судије током надгледања кошаркашке акције изађу из споменутих оквира. Стога, за наведене случајеве предвиђена је позиција која би се маркирала бројем 0, поседује стандардну ширину подеока и налази се ван споменутог опсега од 11 поделака након позиције 1. Имајући у виду да је размак између две предефинисане тачке око 1,36 односно 1,27 метара (у просеку 1,32 метра), сматра се да је предложено решење прихватљиво.

Неуронске мреже које поседују *LTR – MDTS* структуру су над моделом са 12 кључних тачака демонстрирале описану појаву, док се за *MLP* неуронске мреже претпоставља да се понашају на сличан начин али није потврђено. Уколико се и *MLP* неуронске мреже понашају као и *LTR – MDTS* неуронске мреже претпоставља се да као и код *LTR – MDTS* неуронских мрежа постоје *MLP* неуронске мреже које резонују вредности које су у предвиђеном опсегу. Наведена појава условљена је великом количином нула којим се попуњава улазни вектор неуронске мреже и приметило се да се у зависности од неуронске мреже и начина на који начин иста резонује излазни вектор могу појавити недозвољене вредности на траженим позицијама.

У наведеном случају, због уведених апроксимација, резоновани вектор се за споменуте недозвољене вредности коригује како би резоноване позиције могле да се прикажу на терену. Дакле, у наведеним случајевима симулација кретања кошаркашких судија у одређеним ситуацијама односно позицијама не одговара резонованом вектору, али с обзиром да наведене ситуације нису тако честе и обично се ради о једној до две кориговане позиције, симулације хоризонталног видног поља са наведеним апроксимација се ипак прихватају.

Уколико се резонују вредности које драстично одступају чак и од предвиђеног дозвољеног одступања од једног подеока, резонована путања се пропорционално коригује и враћа се у терен близу тачке 1 како би се у одређеној мери кориговала резонована путања кошаркашког судије за одговарајућу позицију. Уколико се ради о симулацији видног поља са заокруживањем позиција кошаркашких судија, излазак вредности из споменутог опсега поставља кошаркашког судију у позицију 1 без обзира на његову претходну позицију. Са аспекта едукативног софтвера, наведена појава може указати да описану кошаркашку акцију треба потенцијално испробати на другој неуронској мрежи пошто се исте могу мењати.

Појављивање споменутих великих одступања у одосу на дозвољене вредности у резонованим векторима може се класификовати под одступањем које би могло да евалуира комплетан резоновани вектор као неуспешан, међутим на основу дефинисаног *SRC* критеријума одређени број тако резонованих вектора се сматра валидним, па се стога и кориговање резонованих путања које су изашле ван дозвољеног опсега у оквиру симулације видног поља, на основу изложеног алгоритма такође сматрају валидним.

Приликом симулације видног поља без заокруживања позиција кошаркашких судија на основу имплементираних алгоритма корекције позиција кошаркашких

судија, у зависности од децималног дела резоноване позиције, кошаркашки судија се удаљава од позиције број 1 и пропорционално се поставља између тачака број 1 и 2. Нпр, уколико је недозвољена резонована вредност $-1,25$, кошаркашки судија ће бити постављен у позицију $1,25$. Битно је напоменути да се овде не ради о апсолутним вредностима резонованих позиција већ се кошаркашки судија поставља на позицију број 1 затим се израчунава померај који ће га позиционирати ка унутрашњости терена који у овом случају износи $0,25$. Дакле позиције и са већим одступањима као нпр. $-2,25$ постављају се дуж кошаркашког терена на исти начин. Недозвољене резоноване вредности $-2,25$ и $-1,25$ су на основу изложеног алгоритма у симулацији видног поља представљене истом позицијом.

На основу изложеног, предлаже се решење где би се вредности које знатно излазе из наведеног опсега дозвољених вредности третирале као апсолутне вредности па би нпр. позиција $-1,25$ постала позиција $1,25$ уколико се посматра симулација видног поља са незаокруженим позицијама кошаркашких судија, односно 1 уколико се посматра симулација видног поља са заокруженим позицијама кошаркашких судија. Наведено представља једну од смерница даљег истраживања у којем би се размотрио утицај апсолутног кориговања резонованих путања кошаркашких судија насупрот тренутном начину кориговања кошаркашких судија.

6. СИСТЕМ ЗА КОРЕКЦИЈУ ПУТАЊА КОШАРКАШКИХ СУДИЈА

Систем за корекцију путања кошаркашких судија заснива се на посебном алгоритму који разматра позиције кошаркашких судија и проверава да ли у одређеној кључној тачки или позицији тај судија има директну линију видљивости до играча који у том тренутку има лопту. Уколико кошаркашки судија има директну видљивост до играча који у том тренутку има лопту сматра се да у наведеном случају није потребно кориговати путању кошаркашког судије пошто се већ налази у оптималној позицији да сагледа део кошаркашке акције који је описан позицијом кључне тачке у којој се исти тренутно налази. Такође, са аспекта система за корекцију путања кошаркашких судија, играч који има кошаркашку лопту у одређеној кључној тачки не сматра се објектом прекида, односно не испитује се да ли исти сече директну линију видљивости, пошто кошаркашке судије споменутог играча са лоптом треба да што боље сагледају без обзира на ротацију истог. Уколико се утврди да се кошаркашки судија у наведеној кључној тачки не налази у оптималној позицији да сагледа кошаркашку акцију, односно између њега и играча са лоптом се налазе други играчи који праве опструкције, алгоритам ће покушати да нађе позицију са леве или десне стране кошаркашког судије из које исти може да, без прекида линије директне видљивости, сагледа играча са лоптом у наведеној кључној тачки кошаркашке акције. Потенцијалне позиције у којима кошаркашки судија може да се нађе, уколико има потребе да се исти помери са одређене позиције, утврђују се на основу максималног дозвољеног помераја који се дефинише.

Конкретно, пошто се позиције кошаркашких судија калкулишу, односно већ су претходно предефинисане од стране претходно споменутих кошаркашких стручњака, дозвољава се померај кошаркашког судије од једног подеока улево или у десно. Из наведеног следи да се приликом утврђивања потенцијалне кориговане позиције кошаркашког судије формирапо 10 тачака, које су на једнаким раздаљинама једна од друге, и са леве и са десне стране (укупно 20 тачака) и тиме формира дозвољени опсег за помераје од једног подеока и лево и десно око тренутне позиције кошаркашког судије у одређеној кључној тачки. Уколико унутар изложеног опсега постоје позиције и са леве и са десне стране кошаркашког судије из које он има директну линију видљивости до играча са лоптом, односно саме лопте, бира се позиција која је најближа иницијалној позицији кошаркашког судије. Уколико се пронађу позиције које су удаљене подједнако са леве и са десне стране од тренутне позиције кошаркашког судије, кошаркашки судија се помера у тачку која је проглашена да се унутар развијеног едукативног софтвера налази са његове десне стране. При томе битно је напоменути да се због померања кошаркашких судија број 1 и 2 дуж Y осе, помераји у леву страну кошаркашког судије везују за повећавање вредности координате Y осе, док се помераји у десну страну кошаркашког судије везују за смањивање вредности координате Y осе. Исти принцип примњен је и на кошарашког судију број 3 само што се ради о померајима дуж X осе. Даље, учесталост појављивања претходно наведене ситуације, због природе изложеног проблема, има веома малу вероватноћу, тако да је кључни део алгоритма кориговања путања кошаркашких судија формиран на основу следећег скупа кондиционала:

- Уколико постоје помераји и са леве и са десне стране кошаркашког судије где је леви померај ближи иницијалној позицији кошаркашког судије, кошаркашки судија се помера у леву пронађену позицију.
- Уколико претходно споменути померај није ближи позицији кошаркашког судије (укључујући и да су пронађене позиције са леве и десне стране кошаркашког судије једнако удаљене једна од друге) кошаркашки судија се помера у десну пронађену позицију.

Алтернативно, уколико алгоритам пронађе позиције кошаркашких судија које се, у односу на његову тренутну позицију, налазе у претходно наведеном опсегу само са његове леве или десне стране (није их нашао са обе стране), кошаркашки судија ће бити померен на прву предложену (најближу) тачку са које може да види играча са лоптом без прекида директне линије видљивости.

Дакле, изложено закључивање заснива се интерним структурама путем којих је проглашено које групе тачака се налазе са леве односно десне стране кошаркашких судија. У даљем истраживању биће оформљен систем одлучивања који ће се заснивати на релативном декларисању група тачака (са аспекта дефинисања леве и десне стране) као и на финијем контекстуалном померању кошаркашких судија. Споменуто финије контекстуално померање кошаркашких судија тј. бирање стране, ће бити примењивано уколико се манифестује претходно описана ситуација да постоје позиције и са леве и са десне стране кошаркашког судије у коју се кошаркашки судија може померити, а да се при томе наведене позиције налазе на истим растојањима од иницијалне позиције кошаркашког судије.

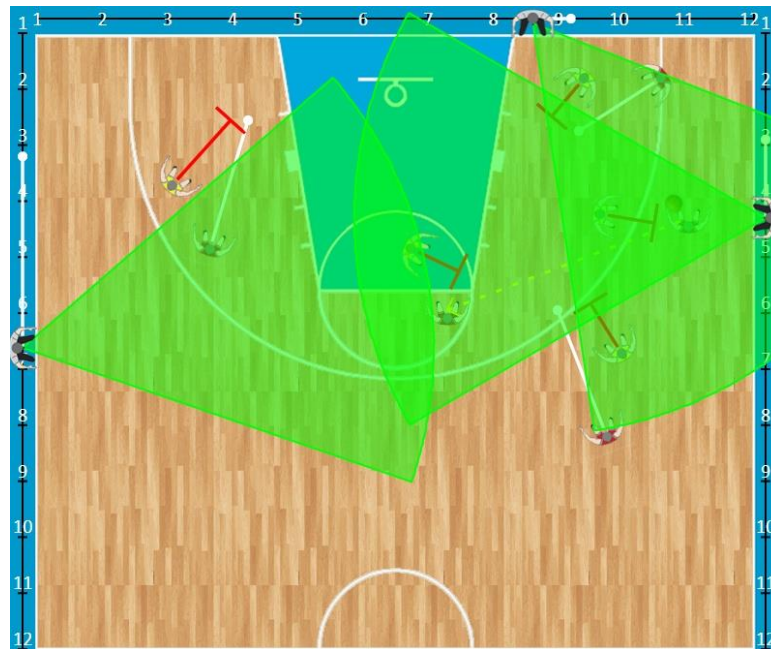
Основна идеја иза наведеног приступа лежи у тежњи да се кошаркашки судија, уколико мора, помера што мање од предефинисаних или резонованих путања. Алтернативно, алгоритам може утврдити да би кошаркашки судија требало да се помери лево или десно, али унутар дефинисаног опсега није пронашао одговарајућу позицију са које би исти поседовао линију директне видљивости до играча. У наведеном случају кошаркашки судија се не помера.

Пошто се корекције путања кошаркашких судија ослањају на корекцију позиција кошаркашких судија тако да у одговарајућој кључној тачки имају одговарајућу сагледаност не може се рећи да ће се корекцијом кошаркашког судије у наведеном тренутку директно утицати на побољшавање или погоршавање успешности сагледаности кошаркашке акције у одређеним квадрантима.

Развијени алгоритам има три метода детекције играча који могу представљати опструкцију линији директне видљивости између кошаркашког судије и играча са лоптом односно саме лопте. Споменути три метода детекције играча су посебно осмишљена, намењена су само за решавање проблема који је описан у овом поглављу и носе следеће називе:

- Метода централних линија
- Метода квадрата
- Метода силуэта

Како би се илустровали методи детекције играча на терену на слици 6.1 представљена је једна фаза кошаркашке акције, док су на сликама 6.2, 6.3. и 6.4. представљени изгледи наведене фазе кошаркашке акције након корекција употребом наведених модела детекције играча.



Слика 6.1. Првобитно стање фазе кошаркашке акције

Метода централних линија заснива се на формирању две линије дужине 50 пиксела чије се средине налазе на средини слике којом се представља играч на терену. Једна линија је хоризонтална, друга је вертикална. Основна идеја иза изложеног начина детекције опструкција лежи у чињеници да се тражи позиција кошаркашког судије из које се може формирати линија директне видљивости до играча са кошаркашком лоптом, односно саме лопте, која не сече ниједну од споменуте две линије за било којег играча који се налази на терену.

Метода квадрата заснива се на формирању комплетног квадрата око слике која представља играча. На основу средине наведене слике, паралелно са X и Y осом кошаркашког терена формирају се по две хоризонталне и две вертикалне линије које формирају квадрат око играча. Основна идеја иза изложеног начина детекције опструкција лежи у чињеници да се тражи позиција кошаркашког судије из које се може формирати линија директне видљивости до играча са кошаркашком лоптом, односно саме лопте, која не сече ни једну од споменуте четири линије за било којег играча који се налази на терену. Наведени начин детекције играча није довео до померања кошаркашких судија са дозвољеним одступањима од једног или два подеока због своје круте природе. Споменута крута природа наведеног метода детекције кошаркашких играча односи се на заузимање веће области око кошаркашког играча него што би реално требало. На основу изложеног да се закључити да ће употребом наведене методе, у великом броју случајева без обзира на опсег померања кошаркашког судије, новоформљене линије директне видљивости увек бити пресечене неком од ивица квадрата неког од играча. Стога, одлучено је да се наведени метод детекције

кошаркашких судија искључи из скупа резултата, али да се свакако представи као још једно потенцијално решење.



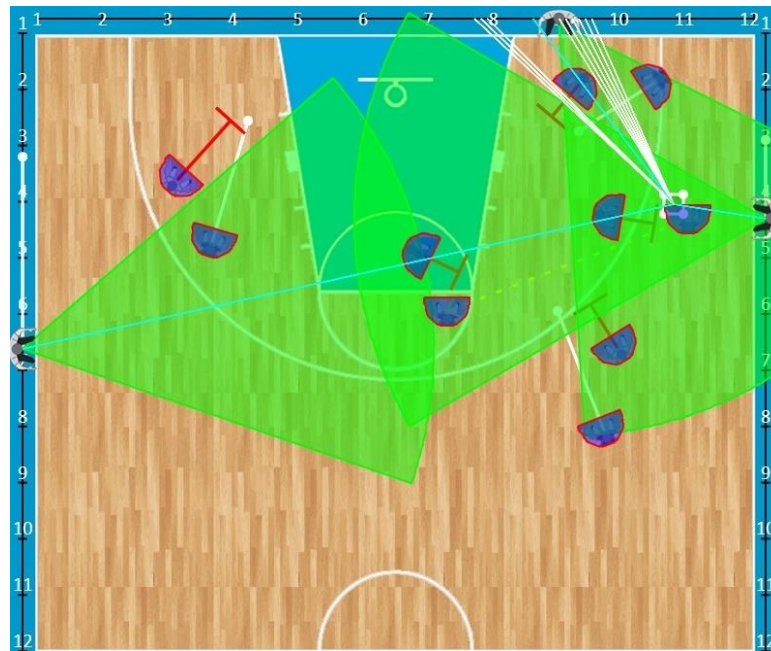
Слика 6.2. Кориговане путање кошаркашких судија Методом централних линија са дозвољеним померајем од једног подеока



Слика 6.3. (не) Кориговане путање кошаркашких судија Методом квадрата са дозвољеним померајем од једног подеока

Метода силуета заснива се на адекватном позиционирању силуета на месту кошаркашког играча. Основна идеја иза изложеног начина детекције опструкција лежи у чињеници да се тражи позиција кошаркашког судије из које се може формирати линија директне видљивости до играча са кошаркашком лоптом,

односно саме лопте, која не сече ниједну силуета било којег играча који се налази на терену.



Слика 6.4. Кориговане путање кошаркашких судија Методом силуета са дозвољеним померајем од једног подеока

Очекује се да ће се применом наведених алгоритама кориговати резоноване путање кошаркашких судија које ће продуковати резултати симулације хоризонталног видног поља који би кретање кошаркашких судија које је иницијално проглашено незадовољавајућим, након споменутих одговарајућих корекција прогласило задовољавајућим. Наравно, могућ је и обрнути процес.

Такође Метода квадрата искључена је из планираних тестова пошто је утврђено да због саме њене природе, односно превелике области које онда кошаркашки играч на терену заузима, не продукује вредности помераја кошаркашких судија у опсегу од једног подеока лево односно десно. Померај од једног подеока лево или десно уведен је из потребе да се кошаркашке судије само мало померају, односно да се искористи резоновање неуронске мреже, и да се затим само у једном малом опсегу дозволи кошаркашком судији да се помери од резоноване позиције уколико у близини постоји позиција са које има директну видљивост ка играчу са лоптом односно ка самој лопти. Такође, наведене корекције применљиве су само уколико се ради о Реалном моделу кретања кошаркашких судија, односно незаокруженим путањама кошаркашких судија. Уколико би се неки од наведених метода корекције позиција кошаркашких судија применио на Апроксимативни модел кретања кошаркашких судија, померање кошаркашких судија би се svelo на помераје од тачно $+1$ поделак од апроксимираних позиција. Наведено значи да уколико потенцијално жели да се коригује позиција кошарашког судије која има вредност 3, односно исти се налази у тачки број 3, исти се може померити само у тачку број 2 или број 4 што онда индиректно нарушава концепт финих помераја. Стога је одабрано да се корекције резонованих путања кошаркашких судија опробају само на Реалном моделу кретања кошаркашких судија.

6.1. Компарација резултата симулација видног поља на основу коригованих резонованих путања одабраних MLP и LTR – MDTs неуронских мрежа

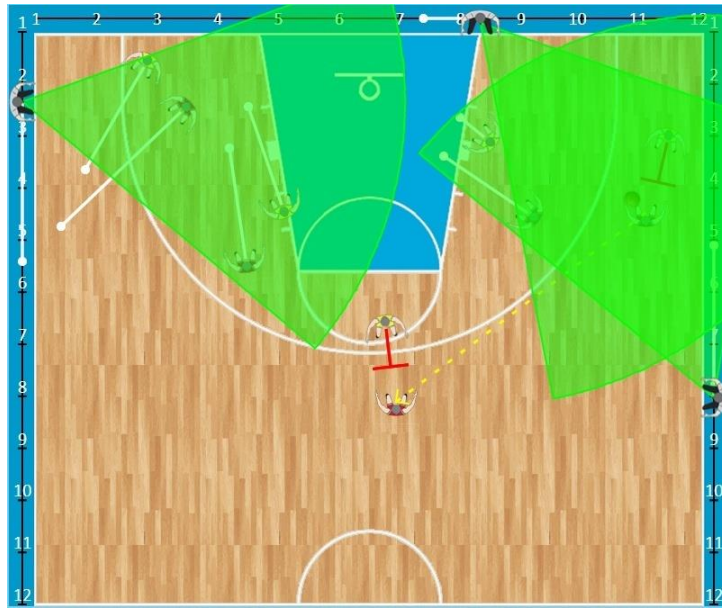
У овом поглављу биће представљени резултати симулација хоризонталног видног поља на основу коригованих резонованих путања одабраних *MLP* и *LTR – MDTs* неуронских мрежа. За представника *MLP* неуронских мрежа изабрана је неуронска мрежа *ann195124* која је обучавана Методом секвенцијалне репетиције са прогресивним развојем акције, има 11 скривених слојева и изабрана је као најбоља неуронска мрежа на основу слабијег *SRC +/-2* критеријума. Наведена неуронска мрежа поседује оцене успешности од 83,72% над обучавајућим скупом и 65% над тест скупом. Када се резоноване незаокружене путање кошаркашких судија споменуте неуронске мреже подвргну симулацији хоризонталног видног поља, да се видети да иста продукује резултате од 95,34% над кошаркашким акцијама из обучавајућег скупа, односно 90% над кошаркашким акцијама из тест скупа.

Аналогно изложеном, за представника *LTR – MDTs* неуронских мрежа изабрана је неуронска мрежа *ann16_mdts* која је обучавана *NNTL Back Propagation* алгоритмом на основу *LTR – MDTs Good Settings* вредности обучавајућих параметара, има један скривени слој, и изабрана је као најбоља неуронска мрежа на основу слабијег *SRC +/-2* критеријума. Наведена неуронска мрежа има оцене успешности од 95,34% над обучавајућим скупом и 60% над тест скупом. Када се резоноване незаокружене путање кошаркашких судија споменуте неуронске мреже подвргну симулацији хоризонталног видног поља, да се видети да иста продукује резултате од 95,34% над кошаркашким акцијама из обучавајућег скупа, односно 90% над кошаркашким акцијама из тест скупа.

6.1.1. Пример примене алгоритма корекције путање кошаркашких судија над једном изабраном кошаркашким акцијом из модификованог тест скупа

Као пример кошаркашке акције на основу које ће се демонстрирати ефекти корекције путања Методом централних линија и Методом силуета одабрана је кошаркашка акција број 4 из скупа кошаркашких акција које представљају тест скуп. Споменута кошаркашка акција садржи 4 кључне тачке односно фазе. Улазни вектор наведене кошаркашке акције након процеса нормализације приказан је у табели 6.3, док је излазни вектор након процеса денормализације (без и са апроксимацијом позиција кошаркашких судија) приказан у табели 6.4. У табелама 6.1. и 6.2. могу се, кроз кључне тачке видети апроксимирано кретање лопте кроз квадранте и потквадранте као и жељене (неапроксимиране и апроксимиране) позиције кошаркашких судија за одговарајуће кључне тачке односно позиције кошаркашке лопте на терену.

У табели 6.5. приказан је изглед излазног вектора одабране *MLP* неуронске мреже, без корекције резонованих позиција кошаркашких судија, док је на слици 6.6. представљена визуелна репрезентација резонованих позиција кошаркашких судија за прву кључну тачку одабране кошаркашке акције. Табела 6.6. приказује изглед излазног вектора одабране *MLP* неуронске мреже, са корекцијом резонованих позиција кошаркашких судија на основу Метода Централних Линија, док је на слици 6.7. представљена визуелна репрезентација тако коригованих позиција кошаркашких судија за прву кључну тачку одабране кошаркашке акције.



Слика 6.5. Жељени положај судија за кошаркашку акцију број 4 из модификованог тест скупа

| Тачка | Квадрант | Потквадрант |
|----------------|----------|-------------|
| t ₁ | 4 | 4 |
| t ₂ | 2 | 2 |
| t ₃ | 6 | 3 |
| t ₄ | 5 | 2 |

Табела 6.1. Координате тачака

| Тачка | sudija1poz | sudija2poz | sudija3poz |
|----------------|------------|------------|------------|
| t ₁ | 2.34 (2) | 8.03 (8) | 8.33 (8) |
| t ₂ | 5.41 (5) | 5.10 (5) | 7.39 (7) |
| t ₃ | 8.01 (8) | 6.71 (7) | 5.00 (5) |
| t ₄ | 7.08 (7) | 6.29 (6) | 8.07 (8) |

Табела 6.2. Идеалне позиције кошаркашких судија и њихове апроксимације

| | | | | | | | | | | | | | |
|---------|----------------|------|----------------|------|----------------|------|----------------|------|---|---|----|-----|----|
| V.E.U.V | 0.67 | 1.00 | 0.33 | 0.50 | 1.00 | 0.75 | 0.83 | 0.50 | 0 | 0 | 0 | ... | 0 |
| Индекс | 0 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | ... | 23 |
| Тачка | t ₁ | | t ₂ | | t ₃ | | t ₄ | | | | | | |

Табела 6.3. Улазни вектор неуронске мреже након Нормализације

| | | | | | | | | | | | | | | | |
|---------|----------------|-------|----------------|-------|----------------|-------|----------------|-------|-------|-------|-------|-------|----|-----|----|
| V.E.I.V | 2.34 | 8.03 | 8.33 | 5.41 | 5.10 | 7.39 | 8.01 | 6.71 | 5.00 | 7.08 | 6.29 | 8.07 | 0 | ... | 0 |
| | (2) | (8) | (8) | (5) | (5) | (7) | (8) | (7) | (5) | (7) | (6) | (8) | 0 | ... | 0 |
| Индекс | 0 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 | ... | 35 |
| Тачка | t ₁ | | t ₂ | | t ₃ | | t ₄ | | | | | | | | |

Табела 6.4. Излазни вектор неуронске мреже након Денормализације (неапроксимирани и апроксимирани позиције кошаркашких судија)



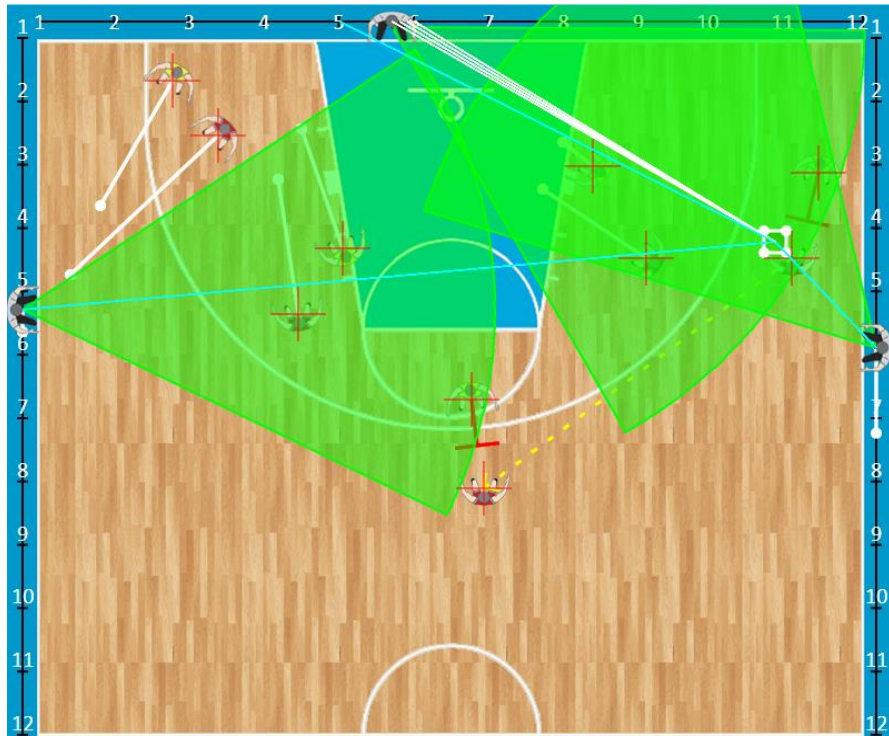
Слика 6.6. Репрезентација резонованих позиција кошаркашких судија за прву фазу одабране кошаркашке акције на основу одабране *MLP* неуронске мреже

| | | | | | | | | | | | | | | | |
|---------|----------------|------|----------------|------|------|----------------|------|------|----------------|------|------|------|----|-----|----|
| V.E.I.V | 5.29 | 5.89 | 5.01 | 5.64 | 7.24 | 5.55 | 4.90 | 6.52 | 4.66 | 4.56 | 7.34 | 5.91 | 0 | ... | 0 |
| Индекс | 0 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 | ... | 35 |
| Тачка | t ₁ | | t ₂ | | | t ₃ | | | t ₄ | | | | | | |

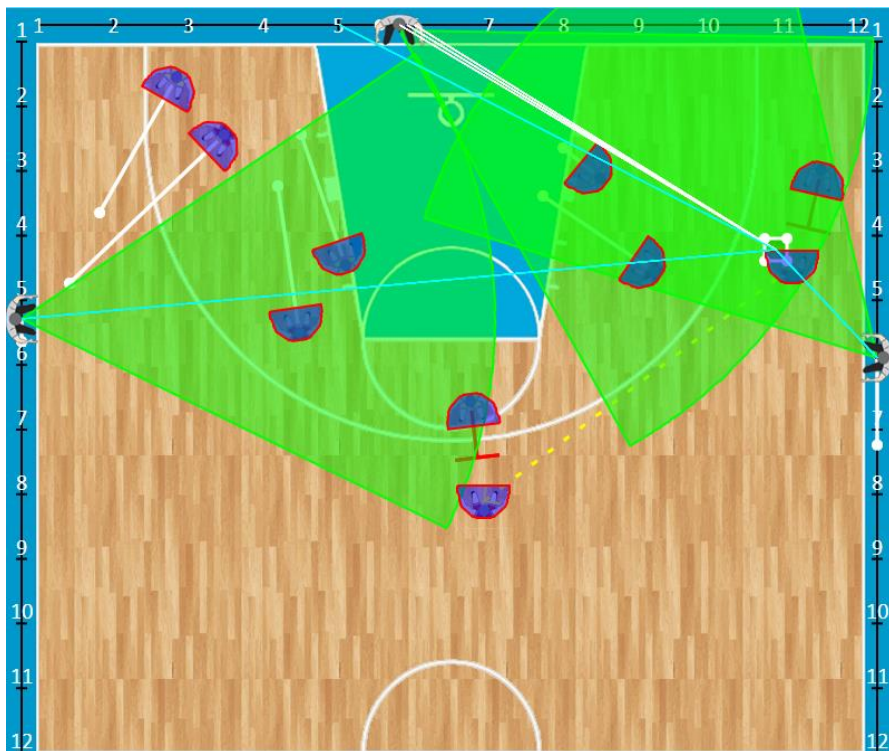
Табела 6.5. Резоноване позиције кошаркашких судија одабране кошаркашке акције на основу одабране *MLP* неуронске мреже

Табела 6.7. приказује изглед излазног вектора одабране *MLP* неуронске мреже, са корекцијом резонованих позиција кошаркашких судија на основу Метода силуета, док је на слици 6.8. представљена визуелна репрезентација тако коригованих позиција кошаркашких судија за прву кључну тачку одабране кошаркашке акције.

У табели 6.8. приказан је изглед излазног вектора одабране *LTR – MDTS* неуронске мреже, без корекције резонованих позиција кошаркашких судија, док је на слици 6.9. представљена визуелна репрезентација резонованих позиција кошаркашких судија за прву кључну тачку одабране кошаркашке акције. Табела 6.9. приказује изглед излазног вектора одабране *LTR – MDTS* неуронске мреже, са корекцијом резонованих позиција кошаркашких судија на основу Метода централних линија, док је на слици 6.10. представљена визуелна репрезентација тако коригованих позиција кошаркашких судија за прву кључну тачку одабране кошаркашке акције. Затим, табела 6.10. приказује изглед излазног вектора одабране *LTR – MDTS* неуронске мреже, са корекцијом резонованих позиција кошаркашких судија на основу Метода Силуета, док је на слици 6.11. представљена визуелна репрезентација тако коригованих позиција кошаркашких судија за прву кључну тачку одабране кошаркашке акције.



Слика 6.7. Репрезентација коригованих резонованих позиција кошаркашких судија прве фазе одабране кошаркашке акције на основу одабране *MLP* неуронске мреже путем Методе централних линија



Слика 6.8. Репрезентација коригованих резонованих позиција кошаркашких судија прве фазе одабране кошаркашке акције на основу одабране *MLP* неуронске мреже путем Методе силуета

| | | | | | | | | | | | | | | | |
|---------|----------------|------|------|----------------|------|------|----------------|------|------|----------------|------|------|----|-----|----|
| V.E.I.V | 5.29 | 5.89 | 5.71 | 5.64 | 7.24 | 5.55 | 4.90 | 6.52 | 4.66 | 5.46 | 7.34 | 5.91 | 0 | ... | 0 |
| Индекс | 0 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 | ... | 35 |
| Тачка | t ₁ | | | t ₂ | | | t ₃ | | | t ₄ | | | | | |

Табела 6.6. Кориговане резоноване позиције кошаркашких судија одабране кошаркашке акције на основу одабране *MLP* неуронске мреже путем Методе централних линија

| | | | | | | | | | | | | | | | |
|---------|----------------|------|------|----------------|------|------|----------------|------|------|----------------|------|------|----|-----|----|
| V.E.I.V | 5.29 | 5.89 | 5.81 | 5.64 | 7.24 | 5.55 | 4.90 | 6.52 | 4.66 | 5.36 | 6.94 | 5.91 | 0 | ... | 0 |
| Индекс | 0 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 | ... | 35 |
| Тачка | t ₁ | | | t ₂ | | | t ₃ | | | t ₄ | | | | | |

Табела 6.7. Кориговане резоноване позиције кошаркашких судија одабране кошаркашке акције на основу одабране *MLP* неуронске мреже путем Методе силуета

Уколико се размотре вредности вектора из табеле 6.5. у компарацији са вредностима вектора из табела 6.6. и 6.7. да се приметити да се наведени вектори разликују на основу свега неколико вредности. Вредности наведених вектора представљају позиције кошаркашких судија на основу којих кошаркашке судије за одабрану кошаркашку акцију треба да се крећу. У односу на оригинални резоновани вектор који је приказан у табели 6.5. у табелама 6.6. и 6.7. жуто су обојене вредности вектора које су кориговане на основу Методе централних линија односно Методе силуета. На основу вредности вектора из споменутих табела, да се закључити следеће:

- Методом централних линија кориговане су две резоноване позиције кошаркашких судија. Прва коригована позиција кошаркашког судије налази се у првој фази кошаркашке акције, односи се на корекцију позиције кошаркашког судије број 3 и истог помера за 0,7 подеока у његову леву страну, односно са позиције 5,01 на позицију 5,71 . Наведено је приказано на слици 6.7. Друга коригована позиција кошаркашких судија налази се у четвртој фази кошаркашке акције, и односи се на корекцију позиције кошаркашког судије број 1. Исти се у наведеном случају помера за 0,9 подеока у своју десну страну, односно са позиције 4,56 на позицију 5,46.
- Методом силуета кориговане су три резоноване позиције кошаркашких судија. Прва коригована позиција кошаркашког судије налази се у првој фази кошаркашке акције, односи се на корекцију позиције кошаркашког судије број 3 и истог помера за 0,8 подеока у његову леву страну, односно са позиције 5,01 на позицију 5,81. Наведено је приказано на слици 6.9. Друга коригована позиција кошаркашких судија налази се у четвртој фази кошаркашке акције, и односи се на корекцију позиције кошаркашког судије број 1. Исти се у наведеном случају помера за 0,8 подеока у своју десну страну, односно са позиције 4,56 на позицију 5,36. Трећа коригована позиција кошаркашких судија се такође налази у четвртој фази кошаркашке акције, и односи се на корекцију позиције кошаркашког

судије број 2. Исти се у наведеном случају помера за 0,4 подеока у своју десну страну, односно са позиције 7,34 на позицију 6,94. Очигледно је да је овде вредност помераја негативна али је ипак исказана као апсолутна вредност како би се смер помераја кошаркашког судије посматрао релативно у односу на кошаркашког судију којем се позиција коригује.



Слика 6.9. Репрезентација резонованих позиција кошаркашких судија за прву фазу одабране кошаркашке акције на основу одабране *LTR – MDTS* неуронске мреже

Такође, битно је указати на симболику елемената путем којих се на сликама 6.7, 6.8, 6.10. и 6.11. указује на корекције резонованих позиција кошаркашких судија. Кошаркашка лопта је увек уоквирена квадратом са истакнутим теменима како би се истакла њена локација. Светло плавим линијама, које спајају замишљене линије кретања кошаркашких судија које се налазе уз аут линију кошаркашког терена терена са кошаркашком лоптом, указује се на иницијално резоновану позицију кошаркашког судије за приказану кључну тачку. У зависности од иницијално резоноване позиције кошаркашког судије и распореда елемената кошаркашке акције на терену, наведена светло плава линија може указивати да нема потребе да се позиција кошаркашког судије коригује, или да алтернативно позицију кошаркашког судије, унутар оквира дозвољеног помераја од једног подеока са леве и десне стране није могуће кориговати. Скуп белих линија указује на поцизије кошаркашких судија на које се одређени кошаркашки судија може померити пошто је претходно утврђено да исти треба да се помери пошто нема директну видљивост ка играчу са лоптом односно ка самој кошаркашкој лопти.

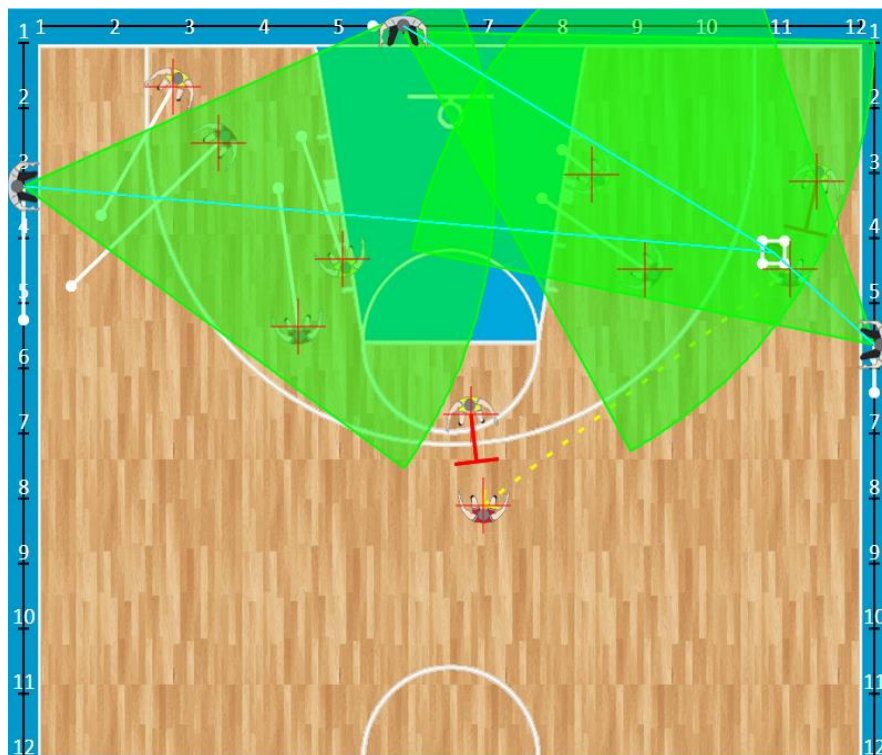
Уколико се размотре слике 6.7. и 6.8. на којима је приказана прва фаза (кључна тачка) кошаркашке акције, да се приметити да се у оба случаја, као што је и дефинисано векторима у табелама 6.6. и 6.7. кошаркашки судија број 3 помера у своју леву страну за одговарајућу калкулисану вредност корекције путање.

| | | | | | | | | | | | | | | | |
|---------|----------------|------|------|----------------|------|------|----------------|------|------|----------------|------|------|----|-----|----|
| V.E.I.V | 3.20 | 5.64 | 5.87 | 5.26 | 6.37 | 5.46 | 2.90 | 6.07 | 6.16 | 5.40 | 6.05 | 4.99 | 0 | ... | 0 |
| Индекс | 0 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 | ... | 35 |
| Тачка | t ₁ | | | t ₂ | | | t ₃ | | | t ₄ | | | | | |

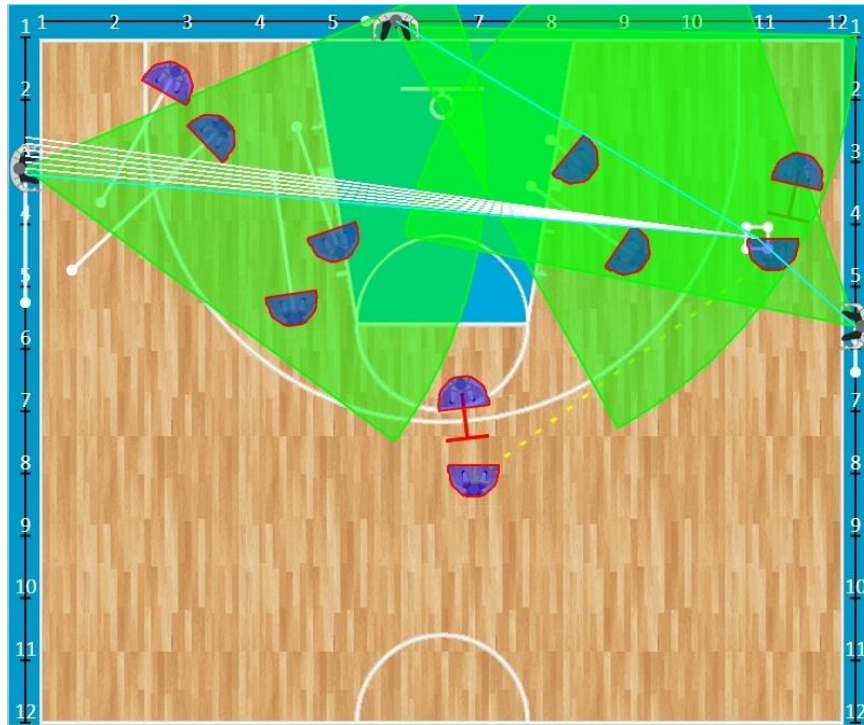
Табела 6.8. Резоноване позиције кошаркашких судија одабране кошаркашке акције на основу одабране *LTR – MDTS* неуронске мреже

| | | | | | | | | | | | | | | | |
|---------|----------------|------|------|----------------|------|------|----------------|------|------|----------------|------|------|----|-----|----|
| V.E.I.V | 3.20 | 5.64 | 5.87 | 5.26 | 6.37 | 5.46 | 2.90 | 6.07 | 6.16 | 5.50 | 6.05 | 4.99 | 0 | ... | 0 |
| Индекс | 0 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 | ... | 35 |
| Тачка | t ₁ | | | t ₂ | | | t ₃ | | | t ₄ | | | | | |

Табела 6.9. Резоноване позиције кошаркашких судија одабране кошаркашке акције на основу одабране *LTR – MDTS* неуронске мреже путем Методе централних линија



Слика 6.10. Репрезентација коригованих резонованих позиција кошаркашких судија прве фазе одабране кошаркашке акције на основу одабране *LTR – MDTS* неуронске мреже путем Методе централних линија



Слика 6.11. Репрезентација коригованих резонованих позиција кошаркашких судија прве фазе одабране кошаркашке акције на основу одабране *LTR – MDTS* неуронске мреже путем Методе силуэта

| | | | | | | | | | | | | | | | |
|---------|----------------|------|----------------|------|------|----------------|------|------|----------------|------|------|------|----|-----|----|
| V.E.I.V | 3.10 | 5.64 | 5.87 | 5.26 | 6.37 | 5.46 | 2.90 | 6.07 | 6.16 | 5.40 | 6.85 | 4.99 | 0 | ... | 0 |
| Индекс | 0 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 | ... | 35 |
| Тачка | t ₁ | | t ₂ | | | t ₃ | | | t ₄ | | | | | | |

Табела 6.10. Резоноване позиције кошаркашких судија одабране кошаркашке акције на основу одабране *LTR – MDTS* неуронске мреже путем Методе силуэта

Уколико се размотре вредности вектора из табеле 6.8. у компарацији са вредностим вектора из табела 6.9. и 6.10. да се приметити да се наведени вектори разликују на основу свега неколико вредности. Вредности наведених вектора представљају позиције кошаркашких судија на основу којих кошаркашке судије за одабрану кошаркашку акцију треба да се крећу. У односу на оригинални резоновани вектор који је приказан у табели 6.8. у табелама 6.9. и 6.10. жуто су обојене вредности вектора које су кориговане на основу Методе централних линија односно Методе силуэта. На основу вредности вектора из споменутих табела, да се закључити следеће:

- Методом централних линија коригована је једна резонована позиција кошаркашких судија. Наведена позиција кошаркашког судије односи се на кошаркашког судију број 1 и иста се налази у четвртој фази кошаркашке акције. Споменути кошаркашки судија се у наведеном случају помера за 0,1 у своју десну страну, односно са позиције 5,40 на позицију 5,50.
- Методом силуэта кориговане су две резоноване позиције кошаркашких судија. Прва коригована позиција кошаркашког судије налази се у првој

фази кошаркашке акције, односи се на корекцију позиције кошаркашког судије број 1 и истог помера за 0,1 подеока у своју леву страну, односно са позиције 3,20 на позицију 3,10. Наведено је приказано на слици 6.11. У овом случају споменути померај кошаркашког судије поседује негативну вредност. Улога негативних вредности је претходно споменута и неће бити поново разматрана. Друга коригована позиција кошаркашких судија налази се у четвртој фази кошаркашке акције и односи се на корекцију позиције кошаркашког судије број 2. Исти се у наведеном случају помера за 0,8 подеока у своју леву страну, односно са позиције 6,05 на позицију 6,85.

Уколико се размотре слике 6.10. и 6.11. на којим је приказана прва фаза (кључна тачка) кошаркашке акције, да се приметити да на слици 6.10. нема корекција позиција кошаркашких судија, док на слици 6.11. споменуте корекције постоје. Пошто је за наведену фазу, на основу методе Централних линија, утврђено да није потребно или није могуће кориговати путање кошаркашких судија за наведену фазу кошаркашке акције, позиције кошаркашких судија за приказану фазу су остале непромењене и стога идентичне позицијама кошаркашких судија које су приказане у табели 6.8. и на слици 6.9. Међутим, уколико се погледа слика 6.11 да се приметити да се кошаркашки судија број 1 померио за 0,1 подеока у своју леву страну што се види и на основу вектора који је приказан у табели 6.10.

6.1.2. Примена алгоритама корекције путања кошаркашких судија над свим кошаркашким акцијама из модификованог тест скупа

Наредне табеле указују на резултате симулација хоризонталног видног поља над одабраним *MLP* и *LTR – MDTS* неуронским мрежама за кошаркашке акције из тест скупа. У табелама 6.11. и 6.14. могу се видети резултати симулације хоризонталног видног поља за одабране неуронске мреже без корекција резонованих путања. Табеле 6.12. и 6.15. приказују резултате симулације одабраних *MLP* и *LTR – MDTS* неуронских мрежа када се над њиховим резонованим излазима примени корекција путања кошаркашких судија на основу Методе централних линија. Аналогно претходно изложеном, у табелама 6.13. и 6.16. приказани су резултати симулације одабраних *MLP* и *LTR – MDTS* неуронских мрежа када се над њиховим резонованим излазима примени корекција путања кошаркашких судија на основу Методе Силуета

| Тест скуп | | Судије | | | | | | | | | FOV Оцена |
|-----------|------|------------|--------|--------|--------|-------|-------|-------|-------|-------|--------------|
| | | 1 | 1 | 2 | 2 | 2 | 3 | 3 | 1 | 3 | |
| РБ | Фазе | Видно поље | | | | | | | | | |
| | | Q1 | Q2 | | Q3 | Q4 | | Q5 | Q6 | | |
| 1 | 3 | 100.00 | 100.00 | 98.76 | 99.70 | 81.74 | 86.81 | 69.37 | 97.80 | 85.40 | OK |
| 2 | 3 | 94.91 | 89.52 | 86.98 | 93.32 | 91.16 | 89.98 | 76.25 | 97.44 | 75.49 | OK |
| 3 | 4 | 63.87 | 68.41 | 97.85 | 99.45 | 95.21 | 28.02 | 87.00 | 80.44 | 97.92 | OK |
| 4 | 4 | 100.00 | 99.39 | 96.87 | 100.00 | 92.65 | 71.91 | 89.30 | 59.23 | 47.86 | FAIL |
| 5 | 5 | 53.63 | 45.07 | 96.97 | 98.99 | 93.35 | 49.60 | 77.31 | 69.14 | 90.15 | FAIL |
| 6 | 5 | 74.60 | 57.49 | 100.00 | 100.00 | 94.31 | 76.79 | 64.11 | 59.94 | 63.63 | OK |
| 7 | 6 | 62.28 | 71.80 | 98.24 | 100.00 | 96.64 | 60.69 | 70.69 | 84.37 | 80.94 | OK |

| | | | | | | | | | | | |
|----|----|-------|-------|--------|--------|--------|-------|-------|-------|-------|----|
| 8 | 6 | 99.15 | 91.76 | 88.22 | 94.93 | 84.62 | 85.86 | 77.80 | 92.58 | 50.31 | OK |
| 9 | 7 | 99.54 | 89.38 | 80.49 | 78.30 | 85.91 | 78.34 | 77.45 | 97.03 | 89.55 | OK |
| 10 | 7 | 96.39 | 79.44 | 92.83 | 99.01 | 97.72 | 62.49 | 74.77 | 83.83 | 42.57 | OK |
| 11 | 8 | 97.17 | 81.59 | 77.01 | 87.99 | 69.21 | 92.47 | 92.46 | 92.21 | 64.33 | OK |
| 12 | 8 | 77.76 | 89.79 | 94.24 | 95.13 | 76.74 | 72.64 | 82.02 | 98.24 | 99.81 | OK |
| 13 | 9 | 72.67 | 62.55 | 100.00 | 100.00 | 94.77 | 84.61 | 86.92 | 60.94 | 73.39 | OK |
| 14 | 9 | 94.01 | 87.45 | 92.72 | 99.98 | 89.00 | 75.63 | 81.90 | 93.96 | 71.12 | OK |
| 15 | 10 | 95.92 | 87.43 | 96.14 | 99.99 | 95.52 | 67.25 | 71.12 | 99.68 | 82.04 | OK |
| 16 | 10 | 97.35 | 88.76 | 93.04 | 98.47 | 93.05 | 79.50 | 70.60 | 94.49 | 67.66 | OK |
| 17 | 11 | 87.62 | 77.36 | 91.20 | 100.00 | 95.17 | 82.32 | 75.51 | 94.34 | 70.47 | OK |
| 18 | 11 | 80.60 | 75.18 | 94.55 | 96.23 | 99.21 | 88.28 | 82.51 | 74.23 | 71.67 | OK |
| 19 | 12 | 64.37 | 58.54 | 99.74 | 100.00 | 100.00 | 63.51 | 64.16 | 63.73 | 74.57 | OK |
| 20 | 12 | 81.91 | 84.54 | 93.85 | 99.98 | 86.45 | 93.11 | 81.69 | 96.27 | 91.96 | OK |

Табела 6.11. Резултати симулације хоризонталног видног поља над резонованим путањама одабране *MLP* неуронске мреже за све кошаркашке акције из модификованог тест скупа

| | | Судије | | | | | | | | | |
|-----------|------|------------|--------|--------|--------|--------|-------|-------|-------|-------|--------------|
| | | 1 | 1 | 2 | 2 | 2 | 3 | 3 | 1 | 3 | |
| Тест скуп | | Видно поље | | | | | | | | | |
| РБ | Фазе | Q1 | Q2 | | Q3 | Q4 | | Q5 | Q6 | | FOV Оцена |
| 1 | 3 | 100.00 | 100.00 | 99.07 | 99.71 | 82.01 | 86.98 | 69.83 | 97.70 | 87.43 | OK |
| 2 | 3 | 94.93 | 89.64 | 86.48 | 92.98 | 90.83 | 88.99 | 76.34 | 97.41 | 76.38 | OK |
| 3 | 4 | 65.94 | 74.51 | 97.73 | 99.37 | 95.32 | 27.40 | 86.89 | 81.53 | 97.83 | OK |
| 4 | 4 | 100.00 | 99.90 | 96.98 | 100.00 | 92.41 | 69.82 | 89.11 | 82.22 | 47.33 | OK |
| 5 | 5 | 55.54 | 46.42 | 96.72 | 98.95 | 93.56 | 49.60 | 77.27 | 68.90 | 90.16 | FAIL |
| 6 | 5 | 73.20 | 59.00 | 100.00 | 100.00 | 94.45 | 76.94 | 64.70 | 61.19 | 63.81 | OK |
| 7 | 6 | 61.43 | 66.38 | 98.37 | 100.00 | 96.70 | 59.83 | 73.58 | 82.92 | 79.73 | OK |
| 8 | 6 | 99.16 | 91.90 | 87.91 | 94.66 | 84.87 | 86.29 | 79.13 | 92.54 | 52.52 | OK |
| 9 | 7 | 99.58 | 90.34 | 81.57 | 79.19 | 86.38 | 77.96 | 80.02 | 96.95 | 90.12 | OK |
| 10 | 7 | 97.22 | 82.17 | 92.91 | 99.05 | 97.69 | 62.64 | 78.59 | 83.90 | 43.57 | OK |
| 11 | 8 | 97.71 | 81.79 | 77.08 | 87.59 | 68.42 | 92.04 | 92.71 | 92.40 | 63.05 | OK |
| 12 | 8 | 77.33 | 89.43 | 94.55 | 95.37 | 76.57 | 76.73 | 85.43 | 98.27 | 99.90 | OK |
| 13 | 9 | 75.29 | 70.65 | 100.00 | 100.00 | 94.61 | 84.53 | 85.74 | 58.87 | 74.02 | OK |
| 14 | 9 | 93.93 | 87.29 | 92.65 | 99.98 | 89.41 | 74.06 | 82.97 | 93.90 | 71.47 | OK |
| 15 | 10 | 96.17 | 87.66 | 96.11 | 99.99 | 96.02 | 67.26 | 73.27 | 99.68 | 79.30 | OK |
| 16 | 10 | 97.71 | 89.54 | 93.50 | 98.92 | 92.48 | 79.19 | 70.36 | 94.38 | 65.72 | OK |
| 17 | 11 | 87.46 | 77.79 | 91.26 | 100.00 | 95.13 | 80.58 | 77.45 | 94.65 | 70.75 | OK |
| 18 | 11 | 80.63 | 75.51 | 94.89 | 95.76 | 99.17 | 88.25 | 82.80 | 74.42 | 71.13 | OK |
| 19 | 12 | 65.29 | 56.63 | 99.75 | 100.00 | 100.00 | 60.06 | 64.95 | 64.33 | 74.65 | OK |
| 20 | 12 | 84.49 | 84.76 | 94.04 | 99.98 | 86.59 | 93.06 | 81.96 | 96.85 | 92.15 | OK |

Табела 6.12. Резултати симулације хоризонталног видног поља над коригованим

резонованим путањама одабране *MLP* неуронске мреже на основу Методе централних линија за све кошаркашке акције из модификованог тест скупа

| Тест скуп | | Судије | | | | | | | | | FOV Оцена |
|-----------|------|------------|--------|--------|--------|--------|-------|-------|-------|-------|--------------|
| | | 1 | 1 | 2 | 2 | 2 | 3 | 3 | 1 | 3 | |
| РБ | Фазе | Видно поље | | | | | | | | | |
| | | Q1 | Q2 | | Q3 | Q4 | | Q5 | Q6 | | |
| 1 | 3 | 100.00 | 100.00 | 98.72 | 99.65 | 81.80 | 86.92 | 69.66 | 97.70 | 87.43 | OK |
| 2 | 3 | 94.97 | 89.71 | 86.56 | 92.98 | 91.15 | 89.49 | 76.17 | 97.42 | 76.23 | OK |
| 3 | 4 | 64.66 | 72.87 | 97.82 | 99.43 | 95.14 | 27.45 | 87.08 | 81.08 | 97.91 | OK |
| 4 | 4 | 100.00 | 99.82 | 96.96 | 100.00 | 92.73 | 69.55 | 88.69 | 80.79 | 47.98 | OK |
| 5 | 5 | 55.37 | 46.31 | 95.91 | 98.75 | 93.36 | 49.60 | 77.27 | 68.99 | 90.14 | FAIL |
| 6 | 5 | 73.30 | 59.06 | 100.00 | 100.00 | 94.52 | 77.14 | 64.57 | 61.51 | 63.97 | OK |
| 7 | 6 | 61.98 | 67.85 | 98.32 | 100.00 | 96.88 | 60.96 | 72.37 | 83.31 | 81.95 | OK |
| 8 | 6 | 99.19 | 91.88 | 88.00 | 94.66 | 85.04 | 85.71 | 78.95 | 92.54 | 52.45 | OK |
| 9 | 7 | 99.54 | 90.77 | 80.87 | 78.56 | 86.06 | 76.63 | 78.77 | 97.04 | 89.95 | OK |
| 10 | 7 | 96.91 | 81.08 | 92.76 | 99.01 | 97.75 | 62.34 | 73.78 | 84.04 | 41.23 | OK |
| 11 | 8 | 97.67 | 82.08 | 77.42 | 88.11 | 69.12 | 92.10 | 92.63 | 92.74 | 63.38 | OK |
| 12 | 8 | 77.23 | 89.20 | 94.29 | 94.95 | 76.64 | 73.03 | 82.41 | 98.25 | 99.90 | OK |
| 13 | 9 | 72.56 | 63.51 | 100.00 | 100.00 | 94.73 | 84.47 | 86.18 | 60.50 | 75.97 | OK |
| 14 | 9 | 93.84 | 87.05 | 93.50 | 99.98 | 88.99 | 72.98 | 82.47 | 93.88 | 71.20 | OK |
| 15 | 10 | 96.17 | 87.65 | 96.17 | 99.99 | 95.52 | 67.10 | 73.07 | 99.68 | 79.83 | OK |
| 16 | 10 | 97.50 | 87.78 | 93.14 | 98.67 | 92.78 | 79.42 | 70.56 | 94.96 | 65.79 | OK |
| 17 | 11 | 89.56 | 79.95 | 92.28 | 100.00 | 94.98 | 79.94 | 77.08 | 94.32 | 72.96 | OK |
| 18 | 11 | 80.64 | 73.09 | 95.63 | 96.55 | 99.22 | 88.27 | 82.63 | 74.74 | 71.08 | OK |
| 19 | 12 | 65.08 | 56.75 | 99.80 | 100.00 | 100.00 | 62.41 | 64.91 | 64.04 | 74.60 | OK |
| 20 | 12 | 84.25 | 84.64 | 94.28 | 99.98 | 86.63 | 93.06 | 81.79 | 96.82 | 92.03 | OK |

Табела 6.13. Резултати симулације хоризонталног видног поља над коригованим резонованим путањама одабране *MLP* неуронске мреже на основу Методе силуета за све кошаркашке акције из модификованог тест скупа

| Тест скуп | | Судије | | | | | | | | | FOV Оцена |
|-----------|------|------------|-------|--------|--------|-------|-------|-------|-------|-------|--------------|
| | | 1 | 1 | 2 | 2 | 2 | 3 | 3 | 1 | 3 | |
| RB | Faze | Видно поље | | | | | | | | | |
| | | Q1 | Q2 | | Q3 | Q4 | | Q5 | Q6 | | |
| 1 | 3 | 100.00 | 99.99 | 97.61 | 99.42 | 80.96 | 83.42 | 69.21 | 94.58 | 75.57 | OK |
| 2 | 3 | 94.57 | 90.04 | 84.36 | 91.30 | 90.43 | 86.73 | 76.70 | 97.13 | 77.72 | OK |
| 3 | 4 | 90.07 | 93.91 | 99.09 | 99.59 | 96.17 | 54.33 | 87.91 | 78.36 | 97.62 | OK |
| 4 | 4 | 46.81 | 73.40 | 97.25 | 100.00 | 92.27 | 69.92 | 88.46 | 61.10 | 45.64 | FAIL |
| 5 | 5 | 43.06 | 41.57 | 97.03 | 98.95 | 94.00 | 66.11 | 83.81 | 59.50 | 89.01 | FAIL |
| 6 | 5 | 77.23 | 39.38 | 100.00 | 100.00 | 93.22 | 76.06 | 59.03 | 49.71 | 71.69 | OK |
| 7 | 6 | 60.96 | 63.53 | 98.22 | 100.00 | 96.48 | 61.20 | 67.85 | 86.38 | 71.55 | OK |
| 8 | 6 | 96.95 | 91.25 | 85.25 | 94.13 | 84.59 | 80.70 | 82.00 | 90.30 | 52.49 | OK |

| | | | | | | | | | | | |
|----|----|-------|-------|--------|--------|--------|-------|-------|-------|-------|----|
| 9 | 7 | 99.24 | 88.12 | 82.90 | 80.71 | 86.34 | 80.10 | 75.35 | 96.91 | 90.57 | OK |
| 10 | 7 | 96.30 | 86.73 | 91.86 | 99.09 | 97.34 | 43.42 | 58.04 | 79.17 | 71.35 | OK |
| 11 | 8 | 98.55 | 89.50 | 80.83 | 90.66 | 73.95 | 91.57 | 91.72 | 90.65 | 57.62 | OK |
| 12 | 8 | 67.88 | 70.91 | 94.77 | 97.11 | 77.24 | 72.27 | 79.06 | 95.85 | 99.96 | OK |
| 13 | 9 | 99.06 | 83.08 | 100.00 | 100.00 | 93.44 | 89.18 | 77.99 | 54.08 | 75.42 | OK |
| 14 | 9 | 96.73 | 86.01 | 93.32 | 99.98 | 89.50 | 72.96 | 81.69 | 94.63 | 69.88 | OK |
| 15 | 10 | 96.65 | 88.98 | 96.17 | 99.98 | 95.35 | 79.28 | 75.59 | 99.68 | 77.58 | OK |
| 16 | 10 | 97.26 | 87.17 | 93.10 | 98.59 | 93.59 | 82.03 | 70.77 | 94.28 | 61.96 | OK |
| 17 | 11 | 88.28 | 82.78 | 92.87 | 100.00 | 95.40 | 80.26 | 80.32 | 94.51 | 77.21 | OK |
| 18 | 11 | 75.15 | 71.37 | 96.05 | 97.75 | 98.90 | 86.41 | 79.19 | 76.81 | 73.97 | OK |
| 19 | 12 | 77.25 | 56.36 | 99.55 | 100.00 | 100.00 | 37.51 | 66.30 | 65.78 | 77.95 | OK |
| 20 | 12 | 87.13 | 84.71 | 93.26 | 99.98 | 86.82 | 91.03 | 78.89 | 94.83 | 94.41 | OK |

Табела 6.14. Резултати симулације хоризонталног видног воља над резонованим путањама одабране *LTR – MDTS* неуронске мреже за све кошаркашке акције из модификованог тест скупа

| | | Судије | | | | | | | | FOV Оцена | |
|-----------|------|------------|-------|--------|--------|--------|-------|-------|-------|--------------|------|
| | | 1 | 1 | 2 | 2 | 2 | 3 | 3 | 1 | | 3 |
| Тест скуп | | Видно поље | | | | | | | | | |
| RB | Faze | Q1 | Q2 | | Q3 | Q4 | | Q5 | Q6 | | |
| 1 | 3 | 100.00 | 99.99 | 98.93 | 99.72 | 81.81 | 83.52 | 69.09 | 94.69 | 75.57 | OK |
| 2 | 3 | 94.87 | 90.90 | 84.72 | 91.92 | 89.96 | 87.22 | 76.41 | 96.91 | 77.63 | OK |
| 3 | 4 | 91.24 | 94.79 | 97.93 | 99.41 | 95.52 | 53.74 | 87.82 | 79.13 | 97.53 | OK |
| 4 | 4 | 47.03 | 74.60 | 97.27 | 100.00 | 92.30 | 69.31 | 88.29 | 62.59 | 46.25 | FAIL |
| 5 | 5 | 43.12 | 41.77 | 96.95 | 98.94 | 94.03 | 66.14 | 83.80 | 59.51 | 89.00 | FAIL |
| 6 | 5 | 78.15 | 46.03 | 100.00 | 100.00 | 93.27 | 75.65 | 59.16 | 48.85 | 71.94 | OK |
| 7 | 6 | 58.95 | 60.47 | 98.41 | 100.00 | 96.37 | 58.39 | 67.14 | 82.50 | 74.87 | FAIL |
| 8 | 6 | 96.05 | 91.69 | 86.23 | 94.32 | 84.31 | 80.86 | 79.72 | 90.36 | 56.01 | OK |
| 9 | 7 | 99.22 | 87.95 | 82.78 | 80.70 | 86.30 | 83.81 | 76.00 | 96.92 | 84.47 | OK |
| 10 | 7 | 96.24 | 86.99 | 91.78 | 99.09 | 97.38 | 42.73 | 65.33 | 78.98 | 77.12 | OK |
| 11 | 8 | 98.60 | 90.02 | 78.31 | 89.46 | 75.14 | 92.47 | 92.19 | 90.80 | 63.87 | OK |
| 12 | 8 | 68.76 | 70.65 | 94.31 | 96.30 | 77.28 | 71.54 | 80.15 | 96.14 | 99.93 | OK |
| 13 | 9 | 99.85 | 90.09 | 100.00 | 100.00 | 93.28 | 89.09 | 78.25 | 52.52 | 75.56 | OK |
| 14 | 9 | 96.57 | 85.53 | 94.01 | 99.98 | 89.35 | 72.40 | 81.04 | 94.69 | 70.38 | OK |
| 15 | 10 | 96.69 | 89.06 | 96.29 | 99.98 | 96.06 | 77.66 | 75.99 | 99.68 | 76.74 | OK |
| 16 | 10 | 97.62 | 88.00 | 93.38 | 98.86 | 93.10 | 82.24 | 70.75 | 95.33 | 69.27 | OK |
| 17 | 11 | 88.40 | 83.28 | 92.74 | 100.00 | 95.75 | 80.46 | 80.21 | 94.60 | 76.86 | OK |
| 18 | 11 | 74.78 | 71.47 | 96.03 | 97.75 | 98.90 | 85.70 | 80.01 | 77.61 | 74.53 | OK |
| 19 | 12 | 77.62 | 59.36 | 99.56 | 100.00 | 100.00 | 30.82 | 66.28 | 66.29 | 76.94 | OK |
| 20 | 12 | 86.01 | 82.92 | 93.56 | 99.98 | 87.00 | 90.75 | 79.06 | 94.97 | 94.10 | OK |

Табела 6.15. Резултати симулације хоризонталног видног поља над коригованим

резонованим путањама одабране *LTR – MDTS* неуронске мреже на основу Методе централних линија за све кошаркашке акције из модификованог тест скупа

| Тест скуп | | Судије | | | | | | | | FOV Оцена | |
|-----------|------|------------|-------|--------|--------|--------|-------|-------|-------|--------------|------|
| | | 1 | 1 | 2 | 2 | 2 | 3 | 3 | 1 | | 3 |
| RB | Faze | Видно поље | | | | | | | | | |
| | | Q1 | Q2 | | Q3 | Q4 | | Q5 | Q6 | | |
| 1 | 3 | 100.00 | 99.99 | 98.59 | 99.66 | 81.42 | 83.56 | 69.63 | 94.72 | 75.51 | OK |
| 2 | 3 | 94.48 | 90.15 | 84.61 | 91.69 | 90.17 | 87.65 | 76.59 | 96.96 | 77.61 | OK |
| 3 | 4 | 90.05 | 93.87 | 98.29 | 99.45 | 95.93 | 54.54 | 87.96 | 78.25 | 97.64 | OK |
| 4 | 4 | 46.75 | 73.22 | 97.18 | 100.00 | 92.32 | 69.62 | 88.58 | 60.77 | 45.89 | FAIL |
| 5 | 5 | 42.37 | 40.67 | 96.97 | 98.94 | 93.84 | 66.19 | 83.80 | 58.88 | 88.97 | FAIL |
| 6 | 5 | 78.49 | 43.17 | 100.00 | 100.00 | 93.47 | 75.88 | 59.29 | 48.69 | 71.07 | OK |
| 7 | 6 | 59.66 | 60.29 | 98.52 | 100.00 | 96.51 | 61.59 | 68.10 | 83.21 | 75.51 | FAIL |
| 8 | 6 | 95.68 | 91.63 | 86.15 | 94.35 | 84.39 | 81.19 | 79.79 | 90.37 | 56.22 | OK |
| 9 | 7 | 99.57 | 89.91 | 83.56 | 81.18 | 86.25 | 81.65 | 75.64 | 96.94 | 86.17 | OK |
| 10 | 7 | 96.19 | 86.62 | 91.64 | 99.06 | 97.39 | 42.03 | 62.11 | 79.25 | 76.10 | OK |
| 11 | 8 | 98.82 | 91.35 | 78.28 | 89.69 | 75.23 | 91.46 | 92.58 | 90.79 | 60.76 | OK |
| 12 | 8 | 70.92 | 70.45 | 93.83 | 96.21 | 77.45 | 74.22 | 78.56 | 95.98 | 99.98 | OK |
| 13 | 9 | 99.85 | 90.15 | 100.00 | 100.00 | 93.39 | 89.12 | 78.23 | 52.68 | 75.56 | OK |
| 14 | 9 | 96.45 | 85.39 | 94.43 | 99.98 | 88.83 | 71.35 | 80.91 | 94.83 | 72.29 | OK |
| 15 | 10 | 96.72 | 89.15 | 96.22 | 99.98 | 95.38 | 79.05 | 76.15 | 99.68 | 77.06 | OK |
| 16 | 10 | 97.69 | 89.49 | 93.13 | 98.66 | 93.71 | 81.85 | 72.89 | 94.34 | 67.60 | OK |
| 17 | 11 | 88.50 | 83.34 | 92.77 | 100.00 | 95.60 | 80.20 | 80.20 | 94.62 | 76.92 | OK |
| 18 | 11 | 75.10 | 71.82 | 96.13 | 97.87 | 98.90 | 85.99 | 80.11 | 78.05 | 74.45 | OK |
| 19 | 12 | 77.35 | 58.60 | 99.57 | 100.00 | 100.00 | 38.37 | 67.94 | 66.20 | 77.97 | OK |
| 20 | 12 | 85.94 | 82.80 | 93.57 | 99.98 | 86.75 | 90.56 | 78.94 | 95.02 | 94.09 | OK |

Табела 6.16. Резултати симулације хоризонталног видног поља над коригованим резонованим путањама одабране *LTR – MDTS* неуронске мреже на основу Методе силуэта за све кошаркашке акције из модификованог тест скупа

Анализом изложених резултата може се закључити да се кориговањем путања кошаркашких судија у одређеним ситуацијама може побољшати или смањити проценат сагледаности кошаркашке акције у одређеним квадрантима. Међутим, приметило се да наведена повећавања или смањивања процената у одређеним квадрантима не утичу значајно на евалуацију кретања кошаркашког судије у целини. Дакле, у великом броју случајева након примене калкулисаних корекција путања кошаркашких судија кретање кошаркашких судија се и даље сматра одговарајућим уколико је претходно некориговано кретање кошаркашких судија проглашено задовољавајућим, и обрнуто. Наравно, приликом симулације хоризонталног видног поља мора се обратити пажња на стандардну грешку заокруживања и на претходно описани начин узорковања података због којих се дешава да добијени резултати могу одступати за око 2% ка вишим или нижим вредностима.

Такође, уколико се размотре резултати који су изложени у претходним табелама да се закључити да се корекцијом резонованих путања кошаркашких судија може поправити проценат сагледаности кошаркашке акције, као што је то у случају одабране *MLP* неуронске мреже где је проценат успешне сагледаности наведене неуронске мреже скочио са 90% на 95% и у случају када су резоноване путање кошаркашких судија кориговане Методом централних линија, и у случају када су резоноване путање кошаркашких судија кориговане Методом силуета. Такође, на примеру одабране *LTR – MDTS* неуронске мреже показало се да се проценат успешне сагледаности неуронске мреже може и смањити. Конкретно, у овом случају, проценат успешне сагледаности споменуте неуронске мреже опао је са 90% на 85% и у случају када су резоноване путање кошаркашких судија кориговане Методом централних линија и у случају када су резоноване путање кошаркашких судија кориговане Методом силуета. На основу изложеног да се закључити да овде изложене методе корекције путања кошаркашких судија у зависности од путања кошаркашких судија могу допринети до уопштеног бољег сагледавања кошаркашке акције на основу изложеног критеријума, али исто тако утврђени помераји могу довести до смањивања процента успешне сагледаности хоризонталног видног поља у одређеним квадрантима и на наведен начин евалуирати кориговано кретање кошаркашких судија незадовољавајућим.

Затим, уколико се, са аспекта симулације хоризонталног видног поља, размотри претходно одабрана кошаркашка акција број 4 из тест скупа, да се видети да је иста са предефинисаним идеалним незаокруженим путањама кретања кошаркашких судија проглашена задовољавајућом (табела 5.13.). Затим, да се видети да се, са аспекта симулације хоризонталног видног поља, резоновано кретање кошаркашких судија за наведену кошаркашку акцију одабраном *MLP* неуронском мрежом, сматра незадовољавајућим (табела 6.11.), док се у случају одабране *LTR – MDTS* неуронске мреже резновањо кретање за наведену кошаркашку акцију такођесматра незадовољавајућим (табела 6.14.). Са аспекта *SRC +/-2* критеријума, за одабрану неуронску мрежу са *MLP* структуром резоновано кретање се сматра незадовољавајућим, док се за одабрану неуронску мрежу са *LTR – MDTS* структуром резоновано кретање сматра задовољавајућим. Међутим, иако корекција резонованих путања одабране *LTR – MDTS* неуронске мреже није довела до повећања процента успешне сагледаности кошаркашке акције, у контексту *MLP* неуронских мрежа манифестовало се жељено понашање. За одабрану *MLP* неуронску мрежу кориговањем резонованих путања кошаркашких судија за споменути кошаркашку акцију постигло се повећање процента сагледаности кошаркашке акције на основу којег се кориговано кретање кошаркашких судија сматра задовољавајућим. При томе, некориговано резоновано кретање кошаркашких судија се, са аспекта симулације хоризонталног видног поља, у споменутом случају, за одабрану *MLP* неуронску мрежу и наведену кошаркашку акцију, сматра незадовољавајућим. Такође, након пажљивог упоређивања вредности процената успешне сагледаности кошаркашке акције у сваком квадранту, са и без примене алгоритама корекције путања кошаркашких судија, да се закључити да се корекцијом резонованих путања Методом централних линија и Методом силуета ипак у одређеним случајевима повећао проценат успешног сагледавања кошаркашке акције у одређеним квадрантима. У наредном поглављу биће размотрени истакнути случајеви из табела које се налазе у овом поглављу.

6.2. Анализа компарације резултата симулације видног поља за резоноване и кориговане путање одабраних MLP и LTR – MDTS неуронских мрежа

У табелама 6.17. и 6.18. приказана је разлика оцене симулације хоризонталног видног поља из табела 6.11. и 6.12. односно табела 6.11. и 6.13. Аналогно изложеном, у табелама 6.19. и 6.20. приказана је разлика оцене симулације хоризонталног видног поља из табела 6.14. и 6.15. односно табела 6.14. и 6.16. Представљене разлике у оценама симулације хоризонталног видног поља односе се на одабрану MLP односно LTR – MDTS неуронску мрежу и корекцију путања која исте резонују. Корекције резонованих путања кошаркашких судија реализоване су применом Методе централних линија и Методе силуэта.

| Тест скуп | | Судије | | | | | | | | | | FOV Оцена |
|-----------|------|------------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|------|--------------|
| | | 1 | 1 | 2 | 2 | 2 | 3 | 3 | 1 | 3 | | |
| РБ | Фазе | Видно поље | | | | | | | | | | |
| | | Q1 | Q2 | | Q3 | Q4 | | Q5 | Q6 | | | |
| 1 | 3 | 0.00 | 0.00 | 0.31 | 0.01 | 0.27 | 0.17 | 0.46 | -0.10 | 2.03 | OK | |
| 2 | 3 | 0.02 | 0.12 | -0.50 | -0.34 | -0.33 | -0.99 | 0.09 | -0.03 | 0.89 | OK | |
| 3 | 4 | 2.07 | 6.10 | -0.12 | -0.08 | 0.11 | -0.62 | -0.11 | 1.09 | -0.09 | OK | |
| 4 | 4 | 0.00 | 0.51 | 0.11 | 0.00 | -0.24 | -2.09 | -0.19 | 22.99 | -0.53 | OK | |
| 5 | 5 | 1.91 | 1.35 | -0.25 | -0.04 | 0.21 | 0.00 | -0.04 | -0.24 | 0.01 | FAIL | |
| 6 | 5 | -1.40 | 1.51 | 0.00 | 0.00 | 0.14 | 0.15 | 0.59 | 1.25 | 0.18 | OK | |
| 7 | 6 | -0.85 | -5.42 | 0.13 | 0.00 | 0.06 | -0.86 | 2.89 | -1.45 | -1.21 | OK | |
| 8 | 6 | 0.01 | 0.14 | -0.31 | -0.27 | 0.25 | 0.43 | 1.33 | -0.04 | 2.21 | OK | |
| 9 | 7 | 0.04 | 0.96 | 1.08 | 0.89 | 0.47 | -0.38 | 2.57 | -0.08 | 0.57 | OK | |
| 10 | 7 | 0.83 | 2.73 | 0.08 | 0.04 | -0.03 | 0.15 | 3.82 | 0.07 | 1.00 | OK | |
| 11 | 8 | 0.54 | 0.20 | 0.07 | -0.40 | -0.79 | -0.43 | 0.25 | 0.19 | -1.28 | OK | |
| 12 | 8 | -0.43 | -0.36 | 0.31 | 0.24 | -0.17 | 4.09 | 3.41 | 0.03 | 0.09 | OK | |
| 13 | 9 | 2.62 | 8.10 | 0.00 | 0.00 | -0.16 | -0.08 | -1.18 | -2.07 | 0.63 | OK | |
| 14 | 9 | -0.08 | -0.16 | -0.07 | 0.00 | 0.41 | -1.57 | 1.07 | -0.06 | 0.35 | OK | |
| 15 | 10 | 0.25 | 0.23 | -0.03 | 0.00 | 0.50 | 0.01 | 2.15 | 0.00 | -2.74 | OK | |
| 16 | 10 | 0.36 | 0.78 | 0.46 | 0.45 | -0.57 | -0.31 | -0.24 | -0.11 | -1.94 | OK | |
| 17 | 11 | -0.16 | 0.43 | 0.06 | 0.00 | -0.04 | -1.74 | 1.94 | 0.31 | 0.28 | OK | |
| 18 | 11 | 0.03 | 0.33 | 0.34 | -0.47 | -0.04 | -0.03 | 0.29 | 0.19 | -0.54 | OK | |
| 19 | 12 | 0.92 | -1.91 | 0.01 | 0.00 | 0.00 | -3.45 | 0.79 | 0.60 | 0.08 | OK | |
| 20 | 12 | 2.58 | 0.22 | 0.19 | 0.00 | 0.14 | -0.05 | 0.27 | 0.58 | 0.19 | OK | |

Табела 6.17. Разлика резултата симулације хоризонталног видног поља из табела 6.11. и 6.12. за одабрану MLP неуронску мрежу пре и после корекције резонованих путања Методом централних линија

| Тест скуп | | Судије | | | | | | | | | | FOV Оцена |
|-----------|------|------------|----|---|----|----|---|----|----|---|--|--------------|
| | | 1 | 1 | 2 | 2 | 2 | 3 | 3 | 1 | 3 | | |
| РБ | Фазе | Видно поље | | | | | | | | | | |
| | | Q1 | Q2 | | Q3 | Q4 | | Q5 | Q6 | | | |

| | | | | | | | | | | | |
|----|----|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|------|
| 1 | 3 | 0.00 | 0.00 | -0.04 | -0.05 | 0.06 | 0.11 | 0.29 | -0.10 | 2.03 | OK |
| 2 | 3 | 0.06 | 0.19 | -0.42 | -0.34 | -0.01 | -0.49 | -0.08 | -0.02 | 0.74 | OK |
| 3 | 4 | 0.79 | 4.46 | -0.03 | -0.02 | -0.07 | -0.57 | 0.08 | 0.64 | -0.01 | OK |
| 4 | 4 | 0.00 | 0.43 | 0.09 | 0.00 | 0.08 | -2.36 | -0.61 | 21.56 | 0.12 | OK |
| 5 | 5 | 1.74 | 1.24 | -1.06 | -0.24 | 0.01 | 0.00 | -0.04 | -0.15 | -0.01 | FAIL |
| 6 | 5 | -1.30 | 1.57 | 0.00 | 0.00 | 0.21 | 0.35 | 0.46 | 1.57 | 0.34 | OK |
| 7 | 6 | -0.30 | -3.95 | 0.08 | 0.00 | 0.24 | 0.27 | 1.68 | -1.06 | 1.01 | OK |
| 8 | 6 | 0.04 | 0.12 | -0.22 | -0.27 | 0.42 | -0.15 | 1.15 | -0.04 | 2.14 | OK |
| 9 | 7 | 0.00 | 1.39 | 0.38 | 0.26 | 0.15 | -1.71 | 1.32 | 0.01 | 0.40 | OK |
| 10 | 7 | 0.52 | 1.64 | -0.07 | 0.00 | 0.03 | -0.15 | -0.99 | 0.21 | -1.34 | OK |
| 11 | 8 | 0.50 | 0.49 | 0.41 | 0.12 | -0.09 | -0.37 | 0.17 | 0.53 | -0.95 | OK |
| 12 | 8 | -0.53 | -0.59 | 0.05 | -0.18 | -0.10 | 0.39 | 0.39 | 0.01 | 0.09 | OK |
| 13 | 9 | -0.11 | 0.96 | 0.00 | 0.00 | -0.04 | -0.14 | -0.74 | -0.44 | 2.58 | OK |
| 14 | 9 | -0.17 | -0.40 | 0.78 | 0.00 | -0.01 | -2.65 | 0.57 | -0.08 | 0.08 | OK |
| 15 | 10 | 0.25 | 0.22 | 0.03 | 0.00 | 0.00 | -0.15 | 1.95 | 0.00 | -2.21 | OK |
| 16 | 10 | 0.15 | -0.98 | 0.10 | 0.20 | -0.27 | -0.08 | -0.04 | 0.47 | -1.87 | OK |
| 17 | 11 | 1.94 | 2.59 | 1.08 | 0.00 | -0.19 | -2.38 | 1.57 | -0.02 | 2.49 | OK |
| 18 | 11 | 0.04 | -2.09 | 1.08 | 0.32 | 0.01 | -0.01 | 0.12 | 0.51 | -0.59 | OK |
| 19 | 12 | 0.71 | -1.79 | 0.06 | 0.00 | 0.00 | -1.10 | 0.75 | 0.31 | 0.03 | OK |
| 20 | 12 | 2.34 | 0.10 | 0.43 | 0.00 | 0.18 | -0.05 | 0.10 | 0.55 | 0.07 | OK |

Табела 6.18. Разлика резултата симулације хоризонталног видног поља из табела 6.11. и 6.13. за одабрану MLP неуронску мрежу пре и после корекције резонаних путања Методом силуэта

| Тест скуп | | Судије | | | | | | | | | FOV Оцена | | | | | |
|-----------|------|------------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|--------------|----|----|----|----|----|
| | | 1 | 1 | 2 | 2 | 2 | 3 | 3 | 1 | 3 | | | | | | |
| РБ | Фазе | Видно поље | | | | | | | | | Q1 | Q2 | Q3 | Q4 | Q5 | Q6 |
| 1 | 3 | 0.00 | 0.00 | 1.32 | 0.30 | 0.85 | 0.10 | -0.12 | 0.11 | 0.00 | | | | | | |
| 2 | 3 | 0.30 | 0.86 | 0.36 | 0.62 | -0.47 | 0.49 | -0.29 | -0.22 | -0.09 | OK | | | | | |
| 3 | 4 | 1.17 | 0.88 | -1.16 | -0.18 | -0.65 | -0.59 | -0.09 | 0.77 | -0.09 | OK | | | | | |
| 4 | 4 | 0.22 | 1.20 | 0.02 | 0.00 | 0.03 | -0.61 | -0.17 | 1.49 | 0.61 | FAIL | | | | | |
| 5 | 5 | 0.06 | 0.20 | -0.08 | -0.01 | 0.03 | 0.03 | -0.01 | 0.01 | -0.01 | FAIL | | | | | |
| 6 | 5 | 0.92 | 6.65 | 0.00 | 0.00 | 0.05 | -0.41 | 0.13 | -0.86 | 0.25 | OK | | | | | |
| 7 | 6 | -2.01 | -3.06 | 0.19 | 0.00 | -0.11 | -2.81 | -0.71 | -3.88 | 3.32 | FAIL | | | | | |
| 8 | 6 | -0.90 | 0.44 | 0.98 | 0.19 | -0.28 | 0.16 | -2.28 | 0.06 | 3.52 | OK | | | | | |
| 9 | 7 | -0.02 | -0.17 | -0.12 | -0.01 | -0.04 | 3.71 | 0.65 | 0.01 | -6.10 | OK | | | | | |
| 10 | 7 | -0.06 | 0.26 | -0.08 | 0.00 | 0.04 | -0.69 | 7.29 | -0.19 | 5.77 | OK | | | | | |
| 11 | 8 | 0.05 | 0.52 | -2.52 | -1.20 | 1.19 | 0.90 | 0.47 | 0.15 | 6.25 | OK | | | | | |
| 12 | 8 | 0.88 | -0.26 | -0.46 | -0.81 | 0.04 | -0.73 | 1.09 | 0.29 | -0.03 | OK | | | | | |
| 13 | 9 | 0.79 | 7.01 | 0.00 | 0.00 | -0.16 | -0.09 | 0.26 | -1.56 | 0.14 | OK | | | | | |
| 14 | 9 | -0.16 | -0.48 | 0.69 | 0.00 | -0.15 | -0.56 | -0.65 | 0.06 | 0.50 | OK | | | | | |
| 15 | 10 | 0.04 | 0.08 | 0.12 | 0.00 | 0.71 | -1.62 | 0.40 | 0.00 | -0.84 | OK | | | | | |

| | | | | | | | | | | | |
|----|----|-------|-------|-------|------|-------|-------|-------|------|-------|----|
| 16 | 10 | 0.36 | 0.83 | 0.28 | 0.27 | -0.49 | 0.21 | -0.02 | 1.05 | 7.31 | OK |
| 17 | 11 | 0.12 | 0.50 | -0.13 | 0.00 | 0.35 | 0.20 | -0.11 | 0.09 | -0.35 | OK |
| 18 | 11 | -0.37 | 0.10 | -0.02 | 0.00 | 0.00 | -0.71 | 0.82 | 0.80 | 0.56 | OK |
| 19 | 12 | 0.37 | 3.00 | 0.01 | 0.00 | 0.00 | -6.69 | -0.02 | 0.51 | -1.01 | OK |
| 20 | 12 | -1.12 | -1.79 | 0.30 | 0.00 | 0.18 | -0.28 | 0.17 | 0.14 | -0.31 | OK |

Табела 6.19. Разлика резултата симулације хоризонталног видног поља из табела 6.14. и 6.15. за одабрану *LTR – MDTs* неуронску мрежу пре и после корекције резонанних путања Методом централних линија

| Тест скуп | | Судије | | | | | | | | | FOV Оцена |
|-----------|------|------------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|--------------|
| | | 1 | 1 | 2 | 2 | 2 | 3 | 3 | 1 | 3 | |
| РБ | Фазе | Видно поље | | | | | | | | | |
| | | Q1 | Q2 | | Q3 | Q4 | | Q5 | Q6 | | |
| 1 | 3 | 0.00 | 0.00 | 0.98 | 0.24 | 0.46 | 0.14 | 0.42 | 0.14 | -0.06 | OK |
| 2 | 3 | -0.09 | 0.11 | 0.25 | 0.39 | -0.26 | 0.92 | -0.11 | -0.17 | -0.11 | OK |
| 3 | 4 | -0.02 | -0.04 | -0.80 | -0.14 | -0.24 | 0.21 | 0.05 | -0.11 | 0.02 | OK |
| 4 | 4 | -0.06 | -0.18 | -0.07 | 0.00 | 0.05 | -0.30 | 0.12 | -0.33 | 0.25 | FAIL |
| 5 | 5 | -0.69 | -0.90 | -0.06 | -0.01 | -0.16 | 0.08 | -0.01 | -0.62 | -0.04 | FAIL |
| 6 | 5 | 1.26 | 3.79 | 0.00 | 0.00 | 0.25 | -0.18 | 0.26 | -1.02 | -0.62 | OK |
| 7 | 6 | -1.30 | -3.24 | 0.30 | 0.00 | 0.03 | 0.39 | 0.25 | -3.17 | 3.96 | FAIL |
| 8 | 6 | -1.27 | 0.38 | 0.90 | 0.22 | -0.20 | 0.49 | -2.21 | 0.07 | 3.73 | OK |
| 9 | 7 | 0.33 | 1.79 | 0.66 | 0.47 | -0.09 | 1.55 | 0.29 | 0.03 | -4.40 | OK |
| 10 | 7 | -0.11 | -0.11 | -0.22 | -0.03 | 0.05 | -1.39 | 4.07 | 0.08 | 4.75 | OK |
| 11 | 8 | 0.27 | 1.85 | -2.55 | -0.97 | 1.28 | -0.11 | 0.86 | 0.14 | 3.14 | OK |
| 12 | 8 | 3.04 | -0.46 | -0.94 | -0.90 | 0.21 | 1.95 | -0.50 | 0.13 | 0.02 | OK |
| 13 | 9 | 0.79 | 7.07 | 0.00 | 0.00 | -0.05 | -0.06 | 0.24 | -1.40 | 0.14 | OK |
| 14 | 9 | -0.28 | -0.62 | 1.11 | 0.00 | -0.67 | -1.61 | -0.78 | 0.20 | 2.41 | OK |
| 15 | 10 | 0.07 | 0.17 | 0.05 | 0.00 | 0.03 | -0.23 | 0.56 | 0.00 | -0.52 | OK |
| 16 | 10 | 0.43 | 2.32 | 0.03 | 0.07 | 0.12 | -0.18 | 2.12 | 0.06 | 5.64 | OK |
| 17 | 11 | 0.22 | 0.56 | -0.10 | 0.00 | 0.20 | -0.06 | -0.12 | 0.11 | -0.29 | OK |
| 18 | 11 | -0.05 | 0.45 | 0.08 | 0.12 | 0.00 | -0.42 | 0.92 | 1.24 | 0.48 | OK |
| 19 | 12 | 0.10 | 2.24 | 0.02 | 0.00 | 0.00 | 0.86 | 1.64 | 0.42 | 0.02 | OK |
| 20 | 12 | -1.19 | -1.91 | 0.31 | 0.00 | -0.07 | -0.47 | 0.05 | 0.19 | -0.32 | OK |

Табела 6.20. Разлика резултата симулације хоризонталног видног поља из табела 6.14 и 6.16 за одабрану *LTR – MDTs* неуронску мрежу пре и после корекције резонанних путања Методом силуэта

Пошто је већ наглашено да резултати симулације видног поља на основу фактора који су описани у поглављу 4.5.4. за једну кошаркашку акцију, након понављања нису идентични, али се ипак сматрају конзистентним, одлучено је да се оформи критеријум на основу којег ће се пронаћи кошаркашке акције у којима алгоритми корекције путања кошаркашких судија са сигурношћу побољшавају или квари сагледаност кошаркашке акције. Уколико кошаркашка акција у неком

квадранту, са аспекта симулације хоризонталног видног поља, има раст од барем 5% сматра се да је примена одговарајућег алгоритма корекције путања кошаркашког судија за ту кошаркашку акцију резултовала повећавањем сагледаности кошаркашке акције. Наравно, основна претпоставка је да се кретање кошаркашких судија, након извршених корекција, са аспекта критеријума симулације хоризонталног видног поља, који је описан у поглављу 4.4. сматра задовољавајућим. Аналогно изложеном, уколико кошаркашка акција у неком квадранту, са аспекта симулације хоризонталног видног поља, поседује опадање резултата од барем 5% сматра се да је примена одговарајућег алгоритма корекције путања кошаркашког судија за ту кошаркашку акцију резултовала смањивањем сагледаности кошаркашке акције.

| | | Судије | | | | | | | | | |
|-----------|------|------------|------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|--------------|
| | | 1 | 1 | 2 | 2 | 2 | 3 | 3 | 1 | 3 | |
| Тест скуп | | Видно поље | | | | | | | | | |
| РБ | Фазе | Q1 | Q2 | | Q3 | Q4 | | Q5 | Q6 | | FOV Оцена |
| 3 | 4 | 2.07 | 6.10 | -0.12 | -0.08 | 0.11 | -0.62 | -0.11 | 1.09 | -0.09 | ОК |
| 4 | 4 | 0.00 | 0.51 | 0.11 | 0.00 | -0.24 | -2.09 | -0.19 | 22.99 | -0.53 | ОК |
| 13 | 9 | 2.62 | 8.10 | 0.00 | 0.00 | -0.16 | -0.08 | -1.18 | -2.07 | 0.63 | ОК |

Табела 6.21. Кошаркашке акције из табеле 6.17. за које се може рећи да је примена Методе централних линија, након резоновања на одабраној *MLP* неуронској мрежи, довела до побољшања сагледаности кошаркашке акције

| | | Судије | | | | | | | | | |
|-----------|------|------------|-------|------|------|------|-------|------|-------|-------|--------------|
| | | 1 | 1 | 2 | 2 | 2 | 3 | 3 | 1 | 3 | |
| Тест скуп | | Видно поље | | | | | | | | | |
| РБ | Фазе | Q1 | Q2 | | Q3 | Q4 | | Q5 | Q6 | | FOV Оцена |
| 7 | 6 | -0.85 | -5.42 | 0.13 | 0.00 | 0.06 | -0.86 | 2.89 | -1.45 | -1.21 | ОК |

Табела 6.22. Кошаркашке акције из табеле 6.17. за које се може рећи да је примена Методе централних линија, након резоновања на одабраној *MLP* неуронској мрежи, довела до погоршања сагледаности кошаркашке акције

На основу изложеног, усвојена је следећа шема означавања резултата у изложеним табелама. Уколико је вредност разлике процента сагледаности кошаркашке акције између 0% и 5% наведене вредности обојене су зеленом бојом. Аналогно иложеном, вредности разлике процената сагледаности кошаркашке акције који су мањи од 0% и крећу се до -5% обојене су жутом бојом. Вредности које су једнаке или прелазе 5% и тиме указују на сигурно повећање сагледаности кошаркашке акције обојене су плавом бојом, док су вредности које су мање или једнаке -5% обојене црвеном бојом.

Према томе, уколико се погледа табела 6.17. да се закључити да се, у контексту одабране *MLP* неуронске мреже, након корекције путања кошаркашких судија Методом централних линија примећује пораст процента сагледаности сагледаности кошаркашке акције за кошаркашке акције број 3, 4 и 13 из

модификованог тест скупа. Наведено указује да су корекције путања кошаркашких судија биле успешне. Такође, битно је указати и на кошаркашку акцију број 7 код које се након корекција путања кошаркашких судија приметило опадање процента сагледаности кошаркашке акције. Наведено је сумарно изложено у табелама број 6.21. и 6.22.

Затим, битно је напоменути да су резонована кретања, без примене алгоритма корекције путања кошаркашких судија, за споменуте кошаркашке акције број 3, 4 на основу одабране *MLP* неуронске мреже путем *SRC +/-2* критеријума оцењене као незадовољавајуће, док је резонована путања за кошаркашку акцију број 13 на основу претходно споменутог критеријума оцењена као задовољавајућа. Када су се тако резоноване путање кошаркашких судија, без примене алгоритма корекције путања кошаркашких судија провериле путем симулације хоризонталног видног поља, испоставило се да резоноване путање кошаркашких судија за кошаркашке акције број 3 и 13 сматрају задовољавајућим, док се резоноване путање за кошаркашку акцију број 4 и даље сматрају незадовољавајућим.

Аналогно изложеном, уколико се размотри резновање путања кошаркашких судија за акцију број 7, да се закључити да је иста оцењена задовољавајућом пре примене алгоритма корекције путања кошаркашких судија и са аспекта *SRC +/-2* критеријума и са аспекта симулације хоризонталног видног поља. На основу изложеног може се сматрати да разлог за примену наведеног алгоритма није постојао, али је исти ипак примењен како би се продуковао већи скуп резултата на основу којих би могла да се реализује анализа која би указала на понашање и природу предложеног алгоритма.

Уколико се погледа табела 6.18. да се закључити да се корекцијом резонованих путања одабране *MLP* неуронске мреже применом Методе силуэта за кошаркашку акцију број 4 повећава проценат сагледаности кошаркашке акције што је изложено у табели 6.23.

| Тест скуп | | Судије | | | | | | | | FOV Оцена | |
|-----------|----|------------|------|------|------|------|-------|-------|-------|--------------|----|
| | | 1 | 1 | 2 | 2 | 2 | 3 | 3 | 1 | | 3 |
| РБ | | Видно поље | | | | | | | | Оцена | |
| Фазе | Q1 | Q2 | | Q3 | Q4 | | Q5 | Q6 | | | |
| 4 | 4 | 0.00 | 0.43 | 0.09 | 0.00 | 0.08 | -2.36 | -0.61 | 21.56 | 0.12 | ОК |

Табела 6.23. Кошаркашке акције из табеле 6.18. за које се може рећи да је примена Методе силуэта, након резновања на одабраној *MLP* неуронској мрежи, довела до побољшања сагледаности кошаркашке акције

Даље, уколико се погледа табела 6.19. да се закључити да се, у контексту одабране *LTR – MDTS* неуронске мреже након корекције путања кошаркашких судија Методом централних линија примењује пораст процента сагледаности сагледаности кошаркашке акције за кошаркашке акције број 6, 10, 11, 13 и 16 из модификованог тест скупа. Наведено указује да су корекције путања кошаркашких судија биле успешне. Такође, битно је указати и на кошаркашке акције број 9 и 19 код којих се након корекција путања кошаркашких судија

приметило опадање процента сагледаности кошаркашке акције. Наведено је сумарно изложено у табелама 6.24. и 6.25.

| | | Судије | | | | | | | | | |
|-----------|------|------------|------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|------|--------------|
| | | 1 | 1 | 2 | 2 | 2 | 3 | 3 | 1 | 3 | |
| Тест слиш | | Видно поље | | | | | | | | | |
| РБ | Фазе | Q1 | Q2 | | Q3 | Q4 | | Q5 | Q6 | | FOV Оцена |
| 6 | 5 | 0.92 | 6.65 | 0.00 | 0.00 | 0.05 | -0.41 | 0.13 | -0.86 | 0.25 | OK |
| 10 | 7 | -0.06 | 0.26 | -0.08 | 0.00 | 0.04 | -0.69 | 7.29 | -0.19 | 5.77 | OK |
| 11 | 8 | 0.05 | 0.52 | -2.52 | -1.20 | 1.19 | 0.90 | 0.47 | 0.15 | 6.25 | OK |
| 13 | 9 | 0.79 | 7.01 | 0.00 | 0.00 | -0.16 | -0.09 | 0.26 | -1.56 | 0.14 | OK |
| 16 | 10 | 0.36 | 0.83 | 0.28 | 0.27 | -0.49 | 0.21 | -0.02 | 1.05 | 7.31 | OK |

Табела 6.24. Кошаркашке акције из табеле 6.19. за које се може рећи да је примена Методе централних линија, након резоновања на одабраној *LTR – MDTS* неуронској мрежи, довела до побољшања сагледаности кошаркашке акције

| | | Судије | | | | | | | | | |
|-----------|------|------------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|------|-------|--------------|
| | | 1 | 1 | 2 | 2 | 2 | 3 | 3 | 1 | 3 | |
| Тест скуп | | Видно поље | | | | | | | | | |
| РБ | Фазе | Q1 | Q2 | | Q3 | Q4 | | Q5 | Q6 | | FOV Оцена |
| 9 | 7 | -0.02 | -0.17 | -0.12 | -0.01 | -0.04 | 3.71 | 0.65 | 0.01 | -6.10 | OK |
| 19 | 12 | 0.37 | 3.00 | 0.01 | 0.00 | 0.00 | -6.69 | -0.02 | 0.51 | -1.01 | OK |

Табела 6.25. Кошаркашке акције из табеле 6.19. за које се може рећи да је примена Методе централних линија након резоновања на одабраној *LTR – MDTS* неуронској мрежи, довела до погоршања сагледаности кошаркашке акције

Битно је напоменути да су резонована кретања за споменуте кошаркашке акције број 6, 10, 11, 13, 16 и 19 из модификованог тест скупана основу одабране *LTR – MDTS* неуронске мреже путем *SRC +/-2* критеријума оцењене као задовољавајуће, док је резонована путања за кошаркашку акцију број 9 оцењена као незадовољавајућа. Када су се тако резоноване путање кошаркашких судија, без примене алгоритма корекције путања кошаркашких судија провериле путем симулације хоризонталног видног поља, испоставило се да резоноване путањекосаркашких судија за наведене кошаркашке акције такође сматрају задовољавајућим.

Аналогно изложеном, уколико се размотре кориговане резоновање путање кошаркашких судија за наведене акције, да се закључити да се исте, са аспекта симулације хоризонталног видног поља сматрају задовољавајућим. На основу изложеног може се сматрати да разлог за примену наведеног алгоритма за изложене кошаркашке акцијеније постојао, али је исти ипак примењен, као што је већ претходно наведено, како би се продуковао већи скуп резултата на основу којих би могла да се реализује анализа која би указала на понашање и природу предложеног алгоритма.

Уколико се погледа табела 6.20. да се закључити да се корекцијом резонуваних путања одабране *LTR – MDTS* неуронске мреже применом Методе силуэта за кошаркашке акције број 13 и 16 повећава проценат сагледаности кошаркашке акције што је изложено у табели 6.26.

| | | Судије | | | | | | | | | |
|-----------|------|------------|------|------|------|-------|-------|------|-------|------|--------------|
| | | 1 | 1 | 2 | 2 | 2 | 3 | 3 | 1 | 3 | |
| Тест скуп | | Видно поље | | | | | | | | | |
| РБ | Фазе | Q1 | Q2 | | Q3 | Q4 | | Q5 | Q6 | | FOV Оцена |
| 13 | 9 | 0.79 | 7.07 | 0.00 | 0.00 | -0.05 | -0.06 | 0.24 | -1.40 | 0.14 | ОК |
| 16 | 10 | 0.43 | 2.32 | 0.03 | 0.07 | 0.12 | -0.18 | 2.12 | 0.06 | 5.64 | ОК |

Табела 6.26. Кошаркашке акције из табеле 6.20. за које се може рећи да је примена Методе силуэта, након резоновања на одабраној *LTR – MDTS* неуронској мрежи, довела до побољшања сагледаности кошаркашке акције

Даље, на основу изложеног, да се видети да се у контексту претходно изложених мерила Методом силуэта углавном могу углавном поправити резултати (нема црвено обојених поља у посматраним табелама), док се Методом централних линија могу поправити, а потенцијално и на неким местима могу и покварити резултати симулације видног поља.

Такође, мора се поново указати на кошаркашку акцију број 7 за које се кориговано резонувано кретање кошаркашких судија сматра незадовољавајућим након евалуације путем симулације хоризонталног видног поља. Наведена појава је примећена и у примени Методе централних линија и Методе силуэта у форми алгоритма корекције резонуваних путања кошаркашких судија на основу одабране *LTR – MDTS* неуронске мреже. Међутим, битно је нагласити да је одабрана *LTR – MDTS* неуронска мрежа за споменути кошаркашку акцију број 7 резонувала путање кошаркашких судија које се са аспекта *SRC +/-2* критеријума сматрају незадовољавајућим док се са аспекта симулације хоризонталног видног поља (без примене неког од изложених алгоритама корекције путања кошаркашких судија) сматрају задовољавајућим. Такође, наведена кошаркашка акција спада у групу кошаркашких акције из тест скупа које су модификоване како би се кошаркашке судије што мање кретале. Према томе, може се закључити да примена алгоритма корекције путања кошаркашких судија за наведену кошаркашку акцију није била потребна, али је, као што је већ претходно наведено, ради формирања већег скупа резултата, споменути алгоритам ипак примењен.

6.3. Сумарна анализа Система за корекцију путања кошаркашких судија

Имајући у виду да су дужина односно ширина половине кошаркашког терена подељене на 11 једнаких делова, односно 12 предефинисаних тачака, да се закључити да споменути дозвољени помераји кошаркашких судија од једног подеока у лево или десно немају велики утицај на финалну евалуацију прихватљивости кретања кошаркашких судија. Уколико се споменути помераји од једног подеока у лево односно десно пренесу у реалне мере формира се однос који указује да се кошаркашки судија може померити до 1,36 метра, односно до

1,27 метра (у просеку 1,32 метра) у лево или у десно уколико се посматра померај одј еднoг подеока.

Наведена мера је мало ограничавајућа имајући у виду дужину корака просечног човека. Такође, иако постији велики број помераја чак иако се посматрају резултати са дозвољеним померајем од једног подеока у лево или у десно, може се закључити да су то све јако мали помераји имајући у виду да се један поделак дели у 10 потенцијалних тачака и према томе дистанца од једног помераја износи око 13 – 14 центиметара када се наведене величине транслирају у званичне реалне мере. Према томе уколико кошаркашки судија треба да се помери за 0,5 подеока у лево или десно, то у суштини значи да исти треба да се помери за отприлике 63,5 - 68 центиметара што отприлике представља дужину једног корака од отприлике 76 центиметара. Свакако наведени помераји нису велики али свакако постоје и додају се у коначан збир помераја.

На основу претходно изложених резултата и запажања да се закључити да се на основу тренутних резултата не може, са сигурношћу рећи да ли примена описаног алгоритма на адекватан начин коригује резоноване путање кошаркашких судија и доводи до повећања сагледаности кошаркашке акције. Дакле, није једнозначно утврђено да ли се применом наведеног алгоритма резоновано кретање кошаркашких судија за одређену кошаркашку акцију, које је претходно, на основу симулације хоризонталног видног поља проглашено незадовољавајућим, након корекције резонованих путања и поновне валидације путем симулације хоризонталног видног поља сматра задовољавајућим. Аналогно изложеном, такође није једнозначно утврђено да ли се применом наведеног алгоритма резоновано кретање кошаркашких судија за кошаркашку акцију, које је претходно, на основу симулације хоризонталног видног поља проглашено задовољавајућим, након корекције и поновне валидације путем симулације хоризонталног видног поља и даље сматра задовољавајућим.

На основу изложених резултата за резоноване путање кошаркашких судија одабране неуронске мреже са *MLP* структуром забележило се жељено понашање, односно кориговањем путања кошаркашких судија повећао се број кошаркашких акција који се сматра задовољавајућим. Међутим, основу изложених резултата за резоноване путање кошаркашких судија одабране неуронске мреже са *LTR – MDTs* структуром забележило се нежељено понашање, односно кориговањем путања кошаркашких судија смањило се број кошаркашких акција који се сматра задовољавајућим.

Дакле, може се рећи да се применом представљеног алгоритма тренутно не може гарантовати повећање процента сагледаности било које кошаркашке акције, док је могућ и негативни ефекат смањивања процента сагледаности кошаркашке акције након примене истог. Из наведеног следи да се селективном применом споменутих алгоритама корекције путања кошаркашких судија могу повећати проценти сагледаности кошаркашке акције.

Према томе, утврђено је да употребљивост изложеног алгоритма зависи од резонованих вредности неуронске мреже. Пошто је показано да се употребом изложеног алгоритма у одређеним случајевима може побољшати сагледаност кошаркашке акције одлучено је да се одлука о примени наведеног алгоритма

препусти самом кориснику едукативног софтвера. У даљем истраживању планира се формирање правила или скупа алгоритама путем којих који би се, за резоновану путању кошаркашких судија, аутоматски утврђивао да ли би примена развијеног алгорита за корекцију путања кошаркашких судија могла да допринесе повећању сагледаности кошаркашке акције или не. Аналогно изложеном, на основу наведене анализе, развијени алгоритама корекције кошаркашких судија би се аутоматски примењивао уколико се утврди да исти може да повећа сагледаност кошаркашке акције. У супротном, споменути алгоритама се не би примењивао и симулација видног поља би се одвијала на основу путања кошаркашких судија која је резоновала одабрана *MLP* или *LTR* – *MDTS* неуронска мрежа.

7. ЗАКЉУЧАК

Основни циљ представљеног истраживања је аутоматска предикција и анализа кретања кошаркашких судија. Главна нит истраживања је тежња да наведено истраживање постане основа корисног програма за обуку младих кошаркашких судија кроз едукативни софтвер који представља један од кључних доприноса истраживања. Још један од истакнутих доприноса представљеног истраживања је широка анализа примене стандардних модела неуронских мрежа на проблем вишеструких зависних временских серија. На основу презентованих модификација могуће је стандардне неуронске мреже оспособити за решавање проблема који поседују контрадикторну природу у односу на саму структуру стандардних неуронских мрежа. Презентовани софтвер и методе поседују неколико кључних предности:

- Поједностављивање кошаркашке акције успостављањем директне корелације између кретања лопте по терену и кошаркашких судија низ аут линије терена, која са едукативног аспекта доприноси сагледавању кошаркашких акција из другачијег угла.
- Комплетан софтвер је развијен како би се омогућило једноставно цртање и анализа кошаркашких акција са акцентом на предвиђање кретања кошаркашких судија ка што оптималнијим позицијама употребом неуронских мрежа. Већина других решења се фокусира само на играче без осврта на кошаркашке судије.
- Софтверско решење има едукативну конотацију пошто се због симулације видног поља кретање кошаркашких судија може оценити задовољавајућим или незадовољавајућим и на наведени начин указати на то да ли се кошаркашки судија добро кретао или није.

Размотрен је проблем вишеструких зависних временских серија и решен применом традиционалних вишеслојних неуронских мрежа које су обучаване Методом секвенцијалне репетиције са прогресивним развојем акције. Такође, на основу резултата које су приказале традиционалне неуронске мреже оформљена је структура неуронске мреже која више одговара проблему вишеструких зависних временских серија (*LTR – MDTS*).

- На основу *Sweep and Prune* алгоритма формиран је алгоритам који се користи за симулацију хоризонталног видног поља. Путем симулације хоризонталног видног поља могуће је сагледати како кошаркашки судија види одређену акцију. Уколико се кошаркашки судија добро кретао и позиционирао се оптимално исти ће добро сагледати кошаркашку акцију. Наравно, важи и обрнуто, тј. уколико се кошаркашки судија није добро кретао и није се позиционирао оптимално, неће добро сагледати кошаркашку акцију. Стога, наведене информације могу постати кључне за обучавање младих кошаркашких судија.
- Формиран је критеријум евалуације коректности рада неуронских мрежа – *SRC* критеријум. Наведени критеријум се примењује како би се оценило да ли је кретање кошаркашких судија са акцентом на синхронизовано кретање било одговарајуће.

- Формиран је критеријум за евалуацију кретања кошаркашких судија у договору са кошаркашким стручњацима. Наведени критеријум се примењује како би се оценило да ли је кретање кошаркашких судија са акцентом на синхронизовано кретање било одговарајуће.
- Размотрен је Оригинални и Модификовани модел неуронске мреже који се користи за решавање проблема вишеструких зависних временских серија.
- Размотрен је утицај Експертског знања (оригиналних обучавајућих и тест скупова који не испуњавају услов потпуне сагледаности) у односу на Кориговано знање (модификованих обучавајућих и тест скупова који испуњавају услов потпуне сагледаности).

Представљена је *LTR – MDTS* структура неуронске мреже која пружа бољу подшку за решавање проблема вишеструких зависних временских серија. Наведена структура није структура која уопштено боље решава проблеме које се описују временским серијама већ само даје боље резултате наспрот *MLP* неуронским мрежама у оквиру презентованог проблема. Како ће се наведене *LTR – MDTS* структуре понашати у домену сличних проблема и да ли су исте применљиве на шири спектар проблема који се решавају применом временских серија није познато пошто нису опробане на примерима из сличних домена.

На основу анализе перформанси *LTR – MDTS* неуронских мрежа које су представљене у овом истраживању дошло се до следећих закључака:

- *LTR – MDTS* неуронске мреже на структурном нивоу неуронске мреже реплицирају структуру вишеструких зависних временских серија.
- Трошкови израчунавања излаза *LTR – MDTS* неуронских мрежа су, због недостатка синапси, знатно мањи, једноставније се обучавају и немају негативан ефекат протицања времена уназад.
- *LTR – MDTS* неуронске мреже су осетљивије ка промени вредности *Learning Rate* и *Momentum* обучавајућих параметара због недостатака синапси.
- Формирана су два алгорита обучавања *LTR – MDTS* неуронских мрежа који се заснивају на традиционалном *Back Propagation* алгоритму: *NNTL Back Propagation* алгоритам и *NTL Back Propagation* алгоритам.
- *LTR – MDTS* неуронске мреже које су обучаване *NNTL Back Propagation* алгоритмом на основу Модификованог модела неуронске мреже и Модификованим обучавајућим скуповима продукују боље резултате аспекта *SRC* критеријума и на симулацији хоризонталног видног поља у односу на *MLP* неуронске мреже које су обучаване традиционалним *Back Propagation* алгоритмом односно Методом секвенцијалне репетиције са прогресивним развојем акције. Наведено је приказано у табелама 5.21. и 5.35. које приказују резултате које одабране *MLP* и *LTR – MDTS* неуронске мреже продукују над симулацијом хоризонталног видног поља.
- Постоје конфигурације *LTR – MDTS* неуронских мрежа које су над тест скупом, на основу слабијег *SRC +/2* критеријума оствариле оцене од 80% што ниједна неуронска мрежа са *MLP* структуром није остварила.
- Постоје конфигурације *LTR – MDTS* неуронских мрежа које су над тест скупом, на основу симулације хоризонталног видног поља оствариле највишу оцену за резоноване путање кошаркашких судија од 100%.

Конкретно, резоноване путање одабране *LTR – MDTS* неуронске мреже *ann17_mdts* су на основу симулације хоризонталног видног поља продуковале резултате на основу којих се сва резонована кретања кошаркашких судија сматрају задовољавајућим.

- Употребом Реалног модела кретања кошаркашких судија могу се продуковати бољи сумарни резултати у односу на Апроксимативни модел кретања кошаркашких судија. Разлике у сумарним резултатима су релативно мале и обично се крећу у оквиру од 1 до 2 резонована кретања кошаркашких судија који се сматрају задовољавајућим односно незадовољавајућим, али су ипак уочљиве и свакако постоје. Наведено је карактеристика неуронских мрежа са *MLP* и *LTR – MDTS* структуром.
- *LTR – MDTS* неуронске мреже које су обучене *NL Back Propagation* алгоритмом на основу *LTR – MDTS Good Settings* подешавања иако, са аспекта тест скупа, у просеку продукују боље резултате на слабијим и јачим *SRC* критеријумом, продукују лошије резултате над симулацијом видног поља него *LTR – MDTS* неуронске мреже које су обучаване *NNL Back Propagation* алгоритмом.

Кроз тумачење резултата који су приказани у поглављу 5.5.1.3. показано је да је приликом обучавања неуронских мрежа са *MLP* структуром употребом традиционалног *Back Propagation* алгоритма дошло до појаве *overfitting*-а неуронских мрежа због изабраних вредности обучаваћих параметара. Такође, показано је да се појава *overfitting*-а током обучавања неуронских мрежа са *MLP* структуром на основу изабраних вредности обучавајућих параметара, у одређеној мери може смањити или потенцијално избећи уколико се неуронске мреже са наведеном структуром обучавају употребом Методе секвенцијалне репетиције са прогресивним развојем акције.

Уколико се размотре сви претходно изложени закључци може се рећи да се сматра да је представљени проблем решив употребом изложених метода. Такође, на основу изложеног да се закључити да се, на основу добијених резултата препоручује употреба неуронских мрежа са *LTR – MDTS* структуром у односу на неуронске мреже са *MLP* структуром пошто се јасно види да неуронске мреже са *LTR – MDTS* структуром продукују боље резултате и са аспекта дефинисаног *SRC* критеријума и на основу симулације хоризонталног видног поља. Такође, показано је и да су неуронске мреже са *MLP* структуром применљиве на решавање изложеног проблема, али се на основу добијених резултата ипак препоручује употреба *LTR – MDTS* структура за решавање представљеног проблема.

Корекција путања кошаркашких судија, у зависности од резонованих путања кошаркашких судија може допринети успешнијем сагледавању кошаркашке акције, али и погоршавању сагледаности исте као што је то показано кроз табеле 6.13. и 6.16. у поглављу 6.1.2.

Уколико се размотри развијени едукативни софтвер, сматра се да исти успешно испуњава функцију за коју је намењен. Наравно, увек постоји места за побољшања као и корекцију потенцијалних багова у овако сложенем софтверу, и претпоставља се да ће се даљим развојем, следећи смернице које су изложене у

претходним поглављима развијени едукативни софтвер свакако побољшати. Да би се едукативни софтвер побољшао потребно је још дубље изанализирати постављени проблем како би се оформили бољи предлози за решавање постављеног проблема. Свакако, овај рад се може сматрати добром основом за једно обимно истраживање путем којег ће се покушавати да се постављени проблем вишеструких зависних временских серија реши на начине који нису описани у овом раду.

ЛИТЕРАТУРА

Abuadlla, Y., Kvascev, G., Gajin, S. & Jovanović, Z., 2014. Flow-based anomaly intrusion detection system using two neural network stages. *Computer Science and Information Systems*, 11(2), pp. 601-622.

AForge.NET, 2013. *AForge.NET Framework*. [Online]
Available at: <https://code.google.com/archive/p/aforge/>
[Accessed 25 March 2014].

Alahi, A., Boursier, Y., Jacques, L. & Vanderghenst, P., 2009. *Sport Players Detection and Tracking With a Mixed Network of Planar and Omnidirectional Cameras*. Como, IEEE Distributed Smart Cameras, 2009. ICDSC 2009. Third ACM/IEEE International Conference on distributed smart cameras, pp. 1-8.

AOA, 2010. *American Optometric Association*. [Online]
Available at: <http://www.aoa.org/patients-and-public/eye-and-vision-problems/glossary-of-eye-and-vision-conditions/visual-acuity?sso=y>
[Accessed 12 September 2012].

Arizona Cooperative Extension - The University of Arizona, 2009.
<http://www.arizona.edu/>. [Online]
Available at:
<http://extension.arizona.edu/sites/extension.arizona.edu/files/pubs/az1491.pdf>
[Accessed 18 October 2015].

Beiu, V., Peperstraete, J., Vandewalle, J. & Lauwereins, R., 1994. Close Approximations of Sigmoid Functions by Sum of Steps for VLSI Implementation of Neural Networks. *The Scientific Annals, Section: Informatics*, 40(1), pp. 31-50.

Berković, I., 2003. *Elementi veštacke inteligencije - kroz primere i zadatke*. Zrenjanin: Univerzitet u Novom Sadu, Tehnicki fakultet "Mihajlo Pupin".

Betancourt, D. & del Rio, C., 2006. *Study of the human eye working principle: An impressive high angular resolution with simple array detectors*. Waltham, MA, IEEE, Fourth IEEE Workshop on Sensor Array and Multichannel Processing, pp. 93-97.

Blow, J., 1997. *Practical Collision Detection*. Varies, Game Developers Conference.

Chang, M.-H., Ming-Chun, T. & Ja-Ling, W., 2009. *WOW: wild-open warning for broadcast basketball video based on player trajectory*. New York, ACM, MM '09 Proceedings of the 17th ACM international conference on Multimedia, pp. 821-824.

Connor, J. T. & Martin, R. D., 1994. Recurrent neural networks and robust time series prediction. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 5(2), pp. 240 - 254.

Doulamis, N. & Doulamis, A., 2012. Fast and Adaptive Deep Fusion Learning for Detecting Visual Objects. *Computer Vision – ECCV 2012. Workshops and Demonstrations, Lecture Notes in Computer Science*, Volume 7585, pp. 345-354.

Duda, R. O., Hart, P. E. & Stork, D. G., 2000. *Pattern Classification*. Second Edition ed. New York: Wiley-Interscience.

Ellacott, S., 1990. *An Analysis of the Delta Rule*. Paris, France, International Neural Network Conference, pp. 956-959.

Evan, S., 2010. *The Complexity and Origins of the Human Eye: A Brief Study on the Anatomy, Physiology, and Origin of the Eye*, Lynchburg, Virginia: Liberty University, A Senior Thesis submitted in partial fulfillment of the requirements for graduation in the Honors Program.

Fauerby, K., 2003. *Improved Collision detection and Response*. [Online] Available at: <http://www.peroxide.dk/papers/collision/collision.pdf> [Accessed 18 March 2013].

FIBA - Historic Rule Changes, 2008. www.fiba.com. [Online] Available at: https://www.fiba.com/downloads/v3_expe/refer/articles/ASSIST32_article2.pdf [Accessed 12 April 2014].

FIBA - Official Basketball Rules 2008 - Referees' Manual - Three-Person Officiating, 2008. <http://www.fiba.com>. [Online] Available at: <http://www.fiba.com/downloads/Rules/2008/ThreePersonOfficiating2008.pdf> [Accessed 22 June 2012].

FIBA - Official Basketball Rules 2014, 2014. *FIBA - Official Basketball Rules 2014*. [Online] Available at: https://www.fiba.com/downloads/Rules/2014/Official_Basketball_Rules_2014_Y.pdf [Accessed 12 July 2014].

Giles, C. L., Lawrence, S. & Tsoi, A. C., 2001. Noisy Time Series Prediction using Recurrent Neural Networks and Grammatical Inference. *Machine Learning*, 44(1), pp. 161-183.

Giles, M., 2015. <https://people.maths.ox.ac.uk/gilesm/>. [Online] Available at: <https://people.maths.ox.ac.uk/gilesm/mc/mc/lec1.pdf> [Accessed 5 January 2016].

Heaton, J., 2008. *Introduction to Neural Networks with JAVA*. Second Edition ed. St. Louis: Heaton Research Inc.

Hotomski, P., 2006. *Sistemi veštacke inteligencije*. Zrenjanin: Univerzitet u Novom Sadu, Tehnicki fakultet "Mihajlo Pupin".

Hotomski, P. & Malbaški, D., 2003. *Matematička logika i principi programiranja*. Zrenjanin: Univerzitet u Novom Sadu, Tehnicki fakultet "Mihajlo Pupin".

Ivanković, Z., Racković, M. & Ivković, M., 2014. Automatic player position detection in basketball games. *Multimedia Tools and Applications*, 72(3), pp. 2741-2767.

- Ivanković, Z. et al., 2010. Appliance of Neural networks in basketball souting. *ACTA Polytechnica Hungarica*, 7(4), pp. 167-180.
- JES Basketball Playbook, 2010. *JES Basketball Playbook*. [Online]
Available at: <http://www.jes-basketball.com/>
[Accessed 5 November 2010].
- Jitter Physics, 2011. *Jitter Physics*. [Online]
Available at: <http://jitter-physics.com/wordpress/?tag=sweep-and-prune>
[Accessed 24 November 2012].
- Karmilasari, S. M., 2005. <http://karmila.staff.gunadarma.ac.id/>. [Online]
Available at:
<http://karmila.staff.gunadarma.ac.id/Downloads/files/16687/Tayangan+Backpropagation.pdf>
[Accessed 4 August 2014].
- Khashei, M. & Bijari, M., 2010. An artificial neural network (p, d, q) model for timeseries forecasting. *Expert Systems with Applications*, 37(1), p. 479–489.
- Krose, B. & Van der Smagt, P., 1996. *An introduction to Neural Networks*. Amsterdam: University of Amsterdam.
- Lai, K. K., Lean, Y., Shouyang , W. & Zhou, C., 2006. *Neural-Network-based Metamodeling for Financial Time Series Forecasting*. Kaohsiung, Taiwan, ROC, DBLP, Proceedings of the 2006 Joint Conference on Information Sciences, JCIS 2006, pp. 1-4.
- Landassuri-Moreno, V. M. & Bullinaria, J. A., 2009. *Neural network ensembles for time series forecasting*. New York, ACM, GECCO '09 Proceedings of the 11th Annual conference on Genetic and evolutionary computation, pp. 1235-1242.
- Lawrence, S., Giles, C. L. & Tsoi, A. C., 1997. *Lessons in Neural Network Training : Overfitting May be Harder than Expected*. Menlo Park, California, Proceedings of the Fourteenth Nationakl Conference on Arftificial Intelligence, AAAI-97, AAAI Press, pp. 540-545.
- Lin, M. C. & Gottschalk , . S., 1998. *Collision Detection Between Geometric Models: A Survey*. s.l., Proceedings of IMA Conference on Mathematics of Surfaces, pp. 1-20.
- Loeffelholz, B., Bednar, E. & Bauer, K. W., 2009. Predicting NBA Games Using Neural Networks. *Journal of Quantitative Analysis in Sports*, 5(1), pp. 1-17.
- Lowy, J., 2005. *Programming .NET Components*. 2nd Edition ed. Sebastopol, California, United States: O'Reilly.
- Marcos, S., Moreno, E. & Navarro, R., 1999. The depth-of-field of the human eye from objective and subjective measurements. *Vision Research*, 39(12), p. 2039–2049.
- Markoski, B. et al., 2011. A new approach to decision making in basketball - BBFBR program. *ACTA Polytechnica Hungarica*, 8(6), pp. 111-130.

- McBride, D., 2010. *The Human Eye and Vision*. [Online]
Available at: <https://web.phys.ksu.edu/mmmm/student/vision.pdf>
[Accessed 18 March 2013].
- Menon, A. R., Mehrotra, K., Mohan, C. K. & Ranka, S., 1994. Characterization of a Class of Sigmoid Functions with Applications to Neural Networks. *Electrical Engineering and Computer Science Technical Reports, Paper 152*, pp. 1-28.
- Moore, M. & Wilhelms, J., 1988. *Collision Detection and Response for Computer Animation*. New York, ACM, SIGGRAPH '88 Proceedings of the 15th annual conference on Computer graphics and interactive techniques, pp. 289-298.
- Moser, C., 2010. *How to control the frame rate for WPF animations*. [Online]
Available at: <http://www.wpftutorial.net/FrameRate.html>
[Accessed 12 December 2014].
- Najim, S. A., Al-Omari, Z. A. M. & Said, S. M., 2008. On the Application of Artificial Neural Network in Analyzing and Studying Daily Loads of Jordan Power System Plant. *Computer Science and Information Systems*, 5(1), pp. 127-136.
- Nam, J., 2007. *Mathematical studies on the human eye, Submitted to the faculty of the University Graduate School in partial fulfillment of the requirements, for the degree. Doctor of Philosophy. In the Department of Mathematics*, Indiana: ProQuest Information and Learning Company.
- Nathan, A., 2013. *WPF 4.5 Unleashed*. Unleashed ed. Indianapolis, Indiana, United States: Sams Publishing.
- Ons, B. R. & Trabelsi, A., 2003. *Optimizing multilayer perceptrons for time series prediction*, Tunis: Business & Economic Statistics MODELing Institut Supérieur de Gestion (BESTMOD) Université de Tunis.
- Patra, M., Chakraborty, S. & Ghosh, D., 2012. Optimized Neural Architecture for Time Series Prediction Using Raga Notes. *Speech, Sound and Music Processing: Embracing Research in India, Lecture Notes in Computer Science*, Volume 7172, pp. 26-33.
- Pecev, P., Racković, M. & Ivković, M., 2015. A system for deductive prediction and analysis of movement of basketball referees. *Multimedia Tools and Applications*.
- Perše, M. et al., 2009. A trajectory-based analysis of coordinated team activity in a basketball game. *Computer Vision and Image Understanding*, 113(5), p. 612–621.
- Protopapadakis, E., Doulamis, A., Makantasis, K. & Voulodimos, A., 2012. *A semi-supervised approach for industrial workflow recognition*. Venice, Italy, INFOCOMP 2012: the second international conference on advanced, pp. 155 - 160.
- Ratgeber, L. et al., 2013. Comparative review of statistical parameters for Men's and Women's basketball leagues in Serbia. *ACTA Polytechnica Hungarica*, 10(6), pp. 151-170.

Ruta, D. & Gabrys, B., 2007. *Neural Network Ensembles for Time Series Prediction*. Orlando, FL, IEEE, International Joint Conference on Neural Networks, pp. 1204 - 1209.

Santos, J. M. S., Porto-Pazos, A. B. & Pazos, A., 2011. *Team Performance in Professional Basketball: an Approach Based on Neural Networks and Genetic Programming*. Prague, XIII IASE and III ESEA CONFERENCE OF SPORTS.

Scherfgen, D., 2016. *Derivative Calculator*. [Online]
Available at: <http://www.derivative-calculator.net/>
[Accessed 2016].

Schumaker, R. P., Solieman, O. K. & Chen, H., 2010. *Sports Data Mining*. Integrated Series in Information Systems ed. New York: Springer US.

Stockyard Hill Wind Farm, 2009. *Parameters of Human Vision and Viewshed Definition*. [Online]
Available at:
http://www.stockyardhillwindfarm.com.au/pdf/PPAR_Annexes/ATS/Annexes/Annex_J/AnnexJ-LVA_PART_12.pdf
[Accessed 24 February 2012].

Stojadinović, U., n.d. *Metode mašinskog učenja za predviđanje iskoda sportkih događaja*, Beograd: Univerzitet Union, Racunarski fakultet, mentor: prof. dr. Dragan Urošević.

Teo, K. K., Wang, L. & Lin, Z., 2001. Wavelet Packet Multi-layer Perceptron for Chaotic Time Series Prediction: Effects of Weight Initialization. *Computational Science - ICCS 2001, Lecture Notes in Computer Science*, Volume 2074, pp. 310-317.

Therón, R. & Casares, L., 2010. Visual Analysis of Time-Motion in Basketball Games. *X International Symposium on Smart Graphics 2010. Lecture notes in Computer science*, Volume 6133, pp. 196-207.

Tracy, D. J., Buss, S. R. & Woods, B. M., 2009. *Efficient Large-Scale Sweep and Prune Methods with AABB Insertion and Removal*. Lafayette, LA, IEEE, Virtual Reality Conference.

Troelsen, A., 2010. *Pro C# 2010 and the .NET 4 Platform*. 5th Edition ed. New York: Apress.

Vasiljević, P. et al., 2012. *AJAX web aplikacija za praćenje košarkaške statistike uživo putem Interneta*. Jahorina, INFOTEH-JAHORINA Vol. 11.

Vassiliev, S., 2014. *How we see the A B C*. [Online]
Available at: <https://svvltd.wordpress.com/author/shnurr/>
[Accessed 12 February 2016].

Vintan, L., Gellert, A., Petzold, J. & Ungerer, T., 2004. *Person movement prediction using neural networks*, Augsburg: First Workshop on Modeling and Retrieval of Context, Institut für Informatik D-86135 Augsburg.

Wells Research and Development, 2013. *What is 20/20 vision*. [Online]
Available at: http://wellsresearch.com/pdfs/20_20_vision-a.pdf
[Accessed 10 January 2014].

Young, M. E., 2008. Nonlinear judgment analysis: Comparing policy use by those who draft and those who coach. *Psychology of Sport and Exercise*, 9(6), p. 760–774.

Zhang, P. G., 2003. Time series forecasting using a hybrid ARIMA and neural network model. *Neurocomputing*, Volume 50, p. 159–175.

Zhang, P. G. & Berardi, V., 2001. Time series forecasting with neural network ensembles: An application for exchange rate prediction. *Journal of the Operational Research Society*, 52(6), pp. 652-664.

БИОГРАФИЈА



Предраг Пецев је рођен 23.07.1984. године у Зрењанину. У истом граду је завршио Основну школу „Соња Маринковић“, као и Зрењанинску гимназију. На основне студије, Универзитета у Новом Саду, Технички факултет „Михајло Пупин“ у Зрењанину, образовни профил: Дипломирани инжењер информатике (BSc), уписао се 2003. године и завршио у јуну 2008. године. Просек оцена током студирања: 9.88. На мастер студије Универзитета у Новом Саду, Технички факултет „Михајло Пупин“ у Зрењанину, образовни профил: Дипломирани инжењер информатике – мастер (MSc), уписао се 2008. године и завршио у септембру 2009. године. Просек оцена током студирања 10.00. Још једне мастер студије уписује 2012. године на Универзитету у Новом Саду, Технички факултет „Михајло Пупин“ у Зрењанину, образовни профил: Информационе технологије у е - Управи и пословним системима - мастер (MSc). Исте је завршио априла 2014. године, са просеком оцена током студирања 9.88.

Од 2013. године запослен је на Техничком факултету „Михајло Пупин“ у Зрењанину. 2014. године је изабран у звање асистента и држи вежбе из следећих предмета:

- Оперативни системи
- Методе програмирања
- Напредне технике програмирања
- Веб дизајн
- Интернет алати и сервиси
- Методологија развоја софтвера

Од 2011. године се бави научно истраживачким радом и до сада је објавио преко 80 радова у међународним и домаћим часописима, као и на међународним и домаћим конференцијама.

**УНИВЕРЗИТЕТ У НОВОМ САДУ
ПРИРОДНО – МАТЕМАТИЧКИ ФАКУЛТЕТ**

КЉУЧНА ДОКУМЕНТАЦИЈСКА ИНФОРМАЦИЈА

| | |
|--|--|
| Редни број: РБР | |
| Идентификациони број: ИБР | |
| Тип документације: ТД | Монографска документација |
| Тип записа: ТЗ | Текстуални штампани материјал |
| Врста рада (дипл., маг., докт.): ВР | докторска дисертација |
| Име и презиме аутора: АУ | Предраг Пецев |
| Ментор (титула, име, презиме, звање): МН | др Милош Рацковић, редовни професор |
| Наслов рада: НР | Развој алгоритма и система за дедуктивну предикцију и анализу кретања кошаркашких судија |
| Језик публикације: ЈП | српски (ћирилица) |
| Језик извода: ЈИ | срп. / енг. |
| Земља публиковања: ЗП | Република Србија |
| Уже географско подручје: УГП | АП Војводина |
| Година: ГО | 2016 |
| Издавач: ИЗ | ауторски репринт |
| Место и адреса: МА | Природно – математички факултет, Трг Доситеја Обрадовића 3, Нови Сад |

| | |
|---|---|
| Физички опис рада: ФО | (7 поглавља / 181 страница / 58 слика / 63 табеле / 69 референци) |
| Научна област: НО | Информатика |
| Научна дисциплина: НД | Рачунарске науке |
| Предметна одредница, кључне речи: ПО | Неуронске мреже, вишеслојни перцептрони, симулација хоризонталног видног поља, LTR – MDTS модел, SRC критеријум, вишеструке зависне временске серије, кретање кошаркашких судија |
| УДК | |
| Чува се: ЧУ | Библиотека Департмана за математику и информатику Природно – математичког факултета у Новом Саду |
| Важна напомена: ВН | Нема |
| Извод: ИЗ | <p>Докторска дисертација припада области информационих система, са јасним акцентом на употребу неуронских мрежа за решавање проблема вишеструких зависних временских серија који је у овом докторату дефинисан. Основни циљ дисертације је креирање система у форми едукативног софтвера путем којег ће се обучавати младе кошаркашке судије.</p> <p>Један од кључних елемената овог доктората јесте симулација хоризонталног видног поља на основу којег се утврђује да ли је резоновано кретање кошаркашких судија било адекватно или није. Стога развијени софтвер поседује споменути едукативну примену.</p> <p>Како би се реализовао споменути софтвер спроведено је истраживање које је обухватило обучавање великог броја традиционалних вишеслојних перцептрона као и формирање посебне LTR – MDTS структуре неуронске мреже за коју се сматра да је погодна за решавање постојећег проблема. За реализацију симулације хоризонталног видног поља разматрано је више алгоритама из области рачунарске графике а Sweep and Prune алгоритам је парцијално пружио основу за развијени и тренутно имплементирани алгоритам.</p> |

| | |
|--|--|
| Датум прихватања теме од стране НН већа: ДП | 26.06.2014. |
| Датум одбране: ДО | |
| Чланови комисије: (име и презиме / титула / звање / назив организације / статус) КО | председник: др Срђан Шкрбић, ван. професор, Универзитет у Новом Саду, Природно – математички факултет, Нови Сад члан: др Милош Рацковић, ред. професор, Универзитет у Новом Саду, Природно – математички факултет, Нови Сад (ментор) члан: др Милош Стојаковић, ред. професор, Универзитет у Новом Саду, Природно – математички факултет, Нови Сад члан: др Милош Радовановић, ван. професор, Универзитет у Новом Саду, Природно – математички факултет, Нови Сад члан: др Бранко Маркоски, ван. професор, Универзитет у Новом Саду, Технички факултет „Михајло Пупин“, Зрењанин |

University of Novi Sad
Faculty of Sciences
Key word documentation

| | |
|--------------------------------|---|
| Accession number: ANO | |
| Identification number: INO | |
| Document type: DT | Monograph documentation |
| Type of record: TR | Textual printed material |
| Contents code: CC | Doctoral dissertation |
| Author: AU | Predrag Pecev |
| Mentor: MN | Miloš Racković, PhD, full professor |
| Title: TI | Development of an algorithm and a system for deductive prediction and analysis of movement of basketball referees |
| Language of text: LT | serbian (Cyrilic) |
| Language of abstract: LA | eng. / srp. |
| Country of publication: CP | Republic of Serbia |
| Locality of publication: LP | AP Vojvodina |
| Publication year: PY | 2016 |
| Publisher: PU | authors reprint |
| Publication place: PP | Faculty of Sciences, Trg Dositeja Obradovića 3, Novi Sad |

| | |
|--|---|
| Physical description: PD | (7 sections / 181 pages / 58 figures / 63 tables / 69 references) |
| Scientific field SF | Informatics |
| Scientific discipline SD | Computer sciences |
| Subject, Key words SKW | Neural networks, multilayered perceptrons, horizontal visual field simulation, LTR – MDTS model, SRC criterion, multiple dependent time series, basketball referee movement |
| UC | |
| Holding data: HD | Library of Department of Mathematics and Informatics, Faculty of Sciences, Novi Sad |
| Note: N | None |
| Abstract: AB | <p>Doctoral dissertation belongs to the field of information systems, with a clear emphasis on the use of neural networks for solving the problem of multiple dependent time series, which is defined in this doctorate. The main objective of the thesis is to create a system in the form of educational software that will be used during the training of young basketball referees.</p> <p>One of the key elements of this doctorate is a simulation of a horizontal field of vision on the basis of which it is determined whether the movement of reasoned basketball referees was adequate or not. Therefore developed software has aforementioned educational use. In order to realize the aforementioned software, a research was conducted that included training of a large number of traditional multilayer perceptron neural networks and the formation of special LTR - MDTS neural network structure which is considered to be suitable for solving the presented problem. For the realization of the simulation of the horizontal field of vision a large number of algorithms in the field of computer graphics was considered and Sweep and Prune algorithm partially provided the basis for the developed and currently implemented algorithm.</p> |
| Accepted on Scientific Board on: AS | 26.06.2014. |
| Defended: DE | |

| | |
|----------------------------|---|
| Thesis Defend Board: DB | president: Srđan Škrbić, PhD, assoc. professor, University of Novi Sad, Faculty of Sciences, Novi Sad member: Miloš Racković, PhD, full professor, University of Novi Sad, Faculty of Sciences, Novi Sad (mentor) member: Miloš Stojaković, PhD, full professor, University of Novi Sad, Faculty of Sciences, Novi Sad member: Miloš Radovanović, PhD, assoc. professor, University of Novi Sad, Faculty of Sciences, Novi Sad member: Branko Markoski, PhD, assoc. professor, University of Novi Sad, Technical faculty “Mihajlo Pupin”, Zrenjanin |
|----------------------------|---|