



UNIVERZITET U NOVOM SADU
FAKULTET TEHNIČKIH NAUKA U
NOVOM SADU



Nemanja Živković

**DETEKCIJA MALICIOZNIH NAPADA NA
ELEKTROENERGETSKI SISTEM
KORIŠĆENJEM SINERGIJE STATIČKOG I
DINAMIČKOG ESTIMATORA STANJA**

DOKTORSKA DISERTACIJA

Novi Sad, 2018.



КЉУЧНА ДОКУМЕНТАЦИЈСКА ИНФОРМАЦИЈА

Редни број, РБР:	
Идентификациони број, ИБР:	
Тип документације, ТД:	Монографска публикација
Тип записа, ТЗ:	Текстуални штампани материјал
Врста рада, ВР:	Докторска дисертација
Аутор, АУ:	Немања Живковић
Ментор, МН:	Ред. проф. др Андрија Сарић
Наслов рада, НР:	Детекција малициозних напада на електроенергетски систем коришћењем синергије статичког и динамичког естиматора стања
Језик публикације, ЈП:	Српски
Језик извода, ЈИ:	Српски
Земља публикавања, ЗП:	Србија
Уже географско подручје, УГП:	АП Војводина, Нови Сад
Година, ГО:	2018.
Издавач, ИЗ:	Ауторски репринт
Место и адреса, МА:	ФТН, Трг Доситеја Обрадовића 6, 21000 Нови Сад
Физички опис рада, ФО: <small>(поглавља/страна/ цитата/табела/слика/графика/прилога)</small>	7/104/82/4/19/0/0
Научна област, НО:	Електротехничко и рачунарско инжењерство
Научна дисциплина, НД:	Електроенергетика
Предметна одредница/Кључне речи, ПО:	Естимација стања / Детекција лоших мерења/ Малициозни напад инјектирањем лоших мерења/ Unscented Kalman filter
УДК	
Чува се, ЧУ:	Библиотека ФТН-а, Трг Доситеја Обрадовића 6, 21000 Нови Сад
Важна напомена, ВН:	
Извод, ИЗ:	У овој докторској дисертацији предложена је нова метода за детекцију малициозних напада инјектирањем лоших мерења на електроенергетски систем. Предложени алгоритам базиран је на синергији статичке и динамичке естимације стања, и у стању је да детектује овај тип напада у реалном времену, за најкритичнији сценарио где нападач има потпуно знање о систему, и неограничен приступ ресурсима.
Датум прихватања теме, ДП:	12.07.2018.
Датум одбране, ДО:	
Чланови комисије, КО:	Председник: Ред. проф. др Владимир Стрезоски Члан: Ред. проф. др Драган Поповић Члан: Ред. проф. др Душко Бекут Члан: Доцент др Лука Стрезоски Члан: Ванр. проф. др Александар Ранковић Члан, ментор: Ред. проф. др Андрија Сарић
	Потпис ментора



KEY WORDS DOCUMENTATION

Accession number, ANO :	
Identification number, INO :	
Document type, DT :	Monographic publication
Type of record, TR :	Textual printed document
Contents code, CC :	PhD thesis
Author, AU :	Nemanja Živković
Mentor, MN :	Full Professor PhD Andrija Sarić
Title, TI :	Detection of False Data Injection Attacks on Power System using a synergy based approach between static and dynamic state estimators
Language of text, LT :	Serbian
Language of abstract, LA :	Serbian
Country of publication, CP :	Serbia
Locality of publication, LP :	Autonomous Province of Vojvodina, Novi Sad
Publication year, PY :	2018.
Publisher, PB :	Author's reprint
Publication place, PP :	Faculty of Technical Sciences, Trg Dositeja Obradovića 6, 21000 Novi Sad
Physical description, PD : <small>(chapters/pages/ref./tables/pictures/graphs/appendixes)</small>	7/104/82/4/19/0/0
Scientific field, SF :	Electrical and Computer Engineering
Scientific discipline, SD :	Power Engineering
Subject/Key words, S/KW :	State Estimation/ Bad Data Detection/ False Data Injection Attack/ Unscented Kalman Filter
UC	
Holding data, HD :	Library of the Faculty of Technical Sciences, Trg Dositeja Obradovića 6, 21000 Novi Sad
Note, N :	
Abstract, AB :	This PhD thesis proposes a novel method for detection of malicious false data injection attacks on power system. The proposed algorithm is based on synergy between static and dynamic state estimators, and is capable of detecting the forementioned attacks in real time, for the most critical scenarios, where an attacker has complete knowledge about the compromised power system and unlimited resources to stage an attack.
Accepted by the Scientific Board on, ASB :	12.07.2018.
Defended on, DE :	
Defended Board, DB :	President: Full Professor PhD Vladimir Strezoski
	Member: Full Professor PhD Dragan Popović
	Member: Full Professor PhD Duško Bekut
	Member: Assistant Professor PhD Luka Strezoski
	Member: Associate Professor PhD Aleksandar Ranković
	Member, Mentor: Full Professor PhD Andrija Sarić
	Mentor's sign

Zahvalnica

Zahvaljujem se svojim roditeljima, Kseniji i Draganu, na svemu što su me naučili u životu, kao i na bezrezervnoj podršci i motivaciji koja nikad nije izostala.

Zahvalnost dugujem i supruzi Mireli na beskrajnom razumevanju, podršci i podstreku tokom izrade ove doktorske disertacije.

Veliko hvala profesorima koji su nesebičnim deljenjem svog širokog znanja postavili čvrste temelje za dalji rad i istraživanja u oblasti elektroenergetike prof. Vladimiru Strezoskom, prof. Draganu Popoviću i prof. Dušku Bekutu.

Posebnu zahvalnost dugujem svom mentoru prof. Andriji Sariću, na neiscrpnom strpljenju, savetima, motivaciji i ekspertizi bez koje predstavljeni istraživački rad i doktorska disertacija ne bi bili mogući.

Mom malam meseca,

Luni

Rezime

Usled konstantnog razvoja elektroenergetskih sistema i rastućeg oslanjanja na informacionu i telekomunikacionu infrastrukturu, obezbeđivanje sistema od malicioznih (hakerskih) napada postalo je jedan od ključnih zahteva savremenog doba. Sistemi za kontrolu i prikupljanje podataka podložni su napadima, kako na pripadajuću telekomunikacionu infrastrukturu, tako i direktno na kontrolne centre i mernu opremu u polju. Razmena podataka preko telekomunikacione mreže vrši se ne samo preko optičkih vlakana, već i preko mikrotalasnih i satelitskih konekcija, i najčešće nije enkriptovana – ostavljajući značajan prostor za potencijalne hakerske napade. Čak su i merenja fazora napona i struja, koja se generalno smatraju značajno sigurnijim od konvencionalnih telemetrisanih merenja, podložna malicioznim napadima.

Estimacija stanja, kao najbitnija funkcija u realnom vremenu u savremenim elektroenergetskim sistemima, indirektno je pogođena ovakvim napadima, kojima se značajno može uticati na strukturu i vrednosti telemetrisanih podataka. S obzirom da se celokupno praćenje, upravljanje, optimizacija i analiza sigurnosti / stabilnosti elektroenergetskih sistema oslanjanju na estimator stanja, od ključnog je značaja detekcija ovakvih napada.

Od samih početaka razvoja algoritama estimacije stanja, osmišljavane su tehnike za detekciju i eliminaciju loših merenja, kako bi se poboljšala robustnost i tačnost algoritma. Počevši od ranih faza ovih tehnika, gde se iterativno eliminisalo jedno po jedno loše merenje, pa sve do današnjih dana kada je moguće istovremeno eliminirati više korelisanih loših merenja, u osnovi je zadržana ista metoda normalizovanih reziduala merenja. Osmišljavanjem malicioznog hakerskog napada kojim se u sistem injektiraju loša merenja koja prolaze proveru zasnovanu na normalizovanim rezidualima merenja, otvorila se mogućnost za uticaj na elektroenergetski sistem, koji bi mogao dovesti ne samo do loših operativnih odluka, ispada opreme, gubitka novca, kolapsa celokupnog sistema, već i gubitaka ljudskih života. Pronalazak metode kojom bi se uspešno detektovali ovakvi napadi samim tim postaje visoko prioritetan.

Ova doktorska disertacija predlaže novu metodu kojom je moguće u realnom vremenu detektovati maliciozne napade izvedene od strane hakera koji poseduje potpuno poznavanje elektroenergetskog sistema, u smislu celokupnog modela mreže, kao i njene konektivnosti. Predložena metoda zasniva se na praćenju i poređenju rezultata statičkog estimatora stanja, koji se zasniva na metodi minimizacije sume ponderisanih kvadrata odstupanja estimiranih od merenih veličina, sa jedne, i dinamičkog estimatora stanja zasnovanog na Unscented Kalman filter-u, sa druge strane.

Predloženi algoritam verifikovan je na modifikovanim IEEE test sistemima od 14, odnosno 300 čvorova. Na manjem test sistemu vršeno je detaljno poređenje promenljivih stanja dobijenih iz statičkog i dinamičkog estimatora stanja, kao i analiza osetljivosti predložene metode na grešku tranzicionog procesa, dok je sposobnost algoritma da detektuje hakerske napade različitog intenziteta, kao i njegova osetljivost na kvalitet kratkoročne prognoze, analizirana na većem test sistemu od 300 čvorova.

Abstract

Due to the constant development of electric power systems, and ever-increasing reliance on modern cyber infrastructure, cyber security has recently become one of the most important issues in modern power systems. Supervisory Control and Data Acquisition systems are vulnerable to attacks that are directed not only at data communication infrastructure but also to those directed at control centers and even Remote Terminal Units and measuring devices. The communication network is very diverse and consists not only of fiber optics, but also of microwave and satellite connections, while the exchanged data is often unencrypted – leaving substantial space for potential attacks. Even though Phasor Measurement Unit based measurements are regarded as generally more secure than conventional telemetered measurements, they are also susceptible to malicious attacks.

State Estimation, which is among the most important real-time applications of commercial Energy Management System software, is indirectly vulnerable to cyber-attacks which can significantly change the structure and values of telemetered data. Given that the overall network monitoring, control, optimization, security, and stability of power systems is based on State Estimation, it is of the utmost importance to detect such attacks.

Since the development of the first State Estimation algorithm, techniques for detection and elimination of bad measurements were designed to improve robustness and accuracy of the main algorithm. From the early bad data detection techniques, where bad measurements were identified and removed one by one iteratively, until today when it is possible to simultaneously remove multiple correlated bad measurements, normalized residuals approach remained the basis of all techniques. However, with the introduction of the "False Data Injection" attacks, which proved that measurements can be manipulated in a way that does not trigger traditional bad data detection modules based on normalized residuals, serious new threat to power systems was established. It can lead not only to suboptimal system operation, equipment outages, financial losses, and overall system instability, but also to loss of human life. Therefore, finding a new bad data detection technique able to identify such attacks successfully is of the highest priority.

This PhD thesis proposes a novel real time method for bad data detection, capable of detecting malicious False Data Injection Attacks initiated by an attacker who possesses complete knowledge about the power system – network model and its connectivity. The proposed method relies on monitoring and comparison between the results provided by the commercial static state estimation algorithm based on weighted least square method, and dynamic state estimation algorithm based on Unscented Kalman Filter.

The proposed algorithm was verified using the modified 14-bus and 300-bus IEEE test systems. On the smaller test system, detailed comparison between state variables acquired from the static and dynamic state estimators was conducted, as well as the sensitivity analysis of the algorithm to different transition process noise values. The ability of the proposed method to detect attacks of different intensities and its sensitivity to forecast accuracy was demonstrated on the larger 300-bus test case.

Sadržaj

Spisak slika	5
Spisak tabela.....	6
Spisak skraćenica	7
1. Uvod.....	8
1.1 Predmet istraživanja.....	8
1.2 Pregled stanja u oblasti	11
1.3 Potreba za istraživanjem i ciljevi istraživanja.....	13
1.4 Pregled doktorske disertacije	15
2. Statička WLS estimacija stanja	16
2.1 Promenljive stanja.....	18
2.2 Merenja	19
2.2.1 Konvencionalna telemetrisana (SCADA) merenja.....	21
2.2.2 Fazorska (PMU) merenja.....	21
2.2.3 Pseudo merenja	23
2.2.4 Virtuelna merenja	23
2.2.5 Greške i težinski faktori merenja	24
2.2.6 Redundansa merenja	26
2.3 Procesiranje raspoloživih merenja	27
2.4 Analiza observabilnosti.....	28
2.5 Metod minimuma sume ponderisanih kvadrata odstupanja (WLS)	30
2.5.1 Formulacija optimizacionog problema	30
2.5.2 Jacobian matrica i matrica pojačanja	32
2.5.3 Numeričke metode za rešavanje WLS problema.....	33
2.5.4 Algoritam WLS estimacije stanja	37
2.6 Detekcija i identifikacija loših merenja	40
2.6.1 Klasične metode za detekciju loših merenja.....	40
2.6.2 Klasične metode za identifikaciju loših merenja	42
3. Dinamička estimacija stanja.....	47
3.1 Estimator za praćenje promenljivih stanja.....	47
3.2 Linearni dinamički estimator stanja (Kalman filter).....	48
3.3 Nelinearni dinamički estimator stanja	52
3.3.1 Extended (prošireni) Kalman filter	52
3.3.2 Iterativni prošireni Kalman filter	54

3.3.3	Unscented Kalman filter	55
3.3.4	Formiranje tranzicione matrice	60
3.4	Detekcija i identifikacija loših merenja	65
3.4.1	“A Priori” detekcija i identifikacija loših merenja.....	66
3.4.2	“A Posteriori” detekcija i identifikacija loših merenja	67
4.	Maliciozni napadi na estimator stanja injektiranjem loših merenja.....	69
4.1	Maliciozni napadi na DC (linearni) estimator stanja	70
4.2	Maliciozni napadi na AC (nelinearni) estimator stanja	73
4.3	Praktična izvodljivost FDIA	73
4.4	Detekcija FDIA	75
4.4.1	Metod poređenja normalizovanih reziduala promenljivih stanja	76
4.4.2	Algoritam detekcije FDIA	76
5.	Primena	81
5.1	Opis test sistema	81
5.1.1	IEEE test mreža od 14 čvorova.....	81
5.1.2	IEEE test mreža od 300 čvorova.....	84
5.2	Detekcija FDIA poređenjem rezultata statičke i dinamičke estimacije stanja...86	
5.2.1	Režim test sistema od 14 čvorova bez FDIA.....	86
5.2.2	Simulacija FDIA na test sistemu od 14 čvorova.....	88
5.2.3	Osetljivost algoritma detekcije na grešku tranzicionog procesa.....	89
5.2.4	Osetljivost algoritma detekcije na intenzitet FDIA	90
5.2.5	Uticaj tačnosti krakoročne prognoze na osetljivost algoritma detekcije	91
5.2.6	Kompleksni FDIA.....	92
6.	Zaključak	95
7.	Literatura	97

Spisak slika

Slika 2.1: Blok-dijagram osnovnih modula statičke estimacije stanja	17
Slika 2.2: Blok dijagram glavnog algoritma WLS estimacije stanja	39
Slika 3.1: Blok-dijagram osnovnog algoritma Kalman filtera.....	51
Slika 3.2: Ilustrativni primer poređenja Unscented transformacije i propagacije kroz linearizovani model.....	56
Slika 3.3: Blok-dijagram Unscented Kalman filtera.....	59
Slika 3.4: Prognozirana kriva potrošnje u r.j. za i-ti čvor mreže	64
Slika 4.1: Lokacije potencijalnih hakerskih napada na elektroenergetski sistem	69
Slika 4.2: Blok-dijagram predloženog algoritma za detekciju FDIA	80
Slika 5.1: Jednopolna šema modifikovane IEEE test mreže od 14 čvorova.....	82
Slika 5.2: Prognozirane krive proizvodnje za različite tipove proizvodnih jedinica	82
Slika 5.3: Krive potrošnje za 4 tipa potrošača	83
Slika 5.4: Jednopolna šema IEEE test mreže od 300 čvorova.....	85
Slika 5.5: Moduo napona u čvoru br.12 za slučaj bez FDIA	87
Slika 5.6: Maksimalne vrednosti normalizovanih reziduala promenljivih stanja za slučaj bez FDIA.....	88
Slika 5.7: Moduo napona u čvoru br.12 sa primenjenim FDIA nakon 1. sata.....	88
Slika 5.8: Maksimalne vrednosti normalizovanih reziduala promenljivih stanja za slučaj FDIA nakon 1. sata	89
Slika 5.9: Moduo napona u čvoru 12 sa primenjenim FDIA nakon 1. sata.....	90
Slika 5.10: Moduo napona u čvoru 12 prilikom kompleksnog FDIA	93
Slika 5.11: Maksimalni normalizovani reziduali prilikom kompleksnog FDIA	93

Spisak tabela

Tabela 2.1: Neki od najčešćih uzroka grešaka merenja	24
Tabela 5.1: Nominalna injeckiranja aktivne i reaktivne snage u čvorovima sistema.....	83
Tabela 5.2: Detekcija FDIA različitog intenziteta	91
Tabela 5.3: Uticaj tačnosti kratkoročne prognoze na osetljivost detekcije FDIA	92

Spisak skraćenica

EES	Elektroenergetski sistem
SCADA	Supervisory Control and Data Acquisition (sistem za nadzor, kontrolu i prikupljanje podataka)
RTU	Remote Terminal Unit (udaljena terminalna jedinica)
IED	Intelligent Electronic Device (inteligentni elektronski uređaj)
ICCP	Inter-Control Center Communications Protocol (često korišćen SCADA protokol za komunikaciju između različitih kontrolnih centara)
EMS	Energy Management System (menadžment sistem prenosne mreže)
HTI	Hypothesis Testing Identification (identifikacija loših merenja testiranjem hipoteze)
FDIA	False Data Injection Attack (maliciozni napad injektiranjem loših merenja)
KF	Kalman Filter
EKF	Extended Kalman Filter (prošireni Kalman filter)
UKF	Unscented Kalman Filter
WLS	Weighted Least Squares (metod minimuma sume ponderisanih kvadrata odstupanja)
PST	Phase Shifting Transformer (fazni regulacioni transformator)
GPS	Globalni pozicioni sistem
PDC	Phasor Data Concentrator (koncentrator fazorskih podataka)
GIS	Geografski informacioni sistem
IEKF	Iterated Extended Kalman Filter (iterativni prošireni Kalman filter)

1. Uvod

U ovoj glavi ukratko je predstavljen značaj estimacije stanja i modula za detekciju i identifikaciju loših merenja za moderne elektroenergetske sisteme (*EES*), da bi potom bio opisan problem detekcije malicioznih napada injektiranjem loših merenja, koji predstavlja predmet istraživanja ove doktorske disertacije. Dat je pregled stanja u razmatranoj oblasti, objašnjena je potreba, odnosno motiv za istraživanjem i predstavljeni su njegovi osnovni ciljevi. Na kraju je dat pregled organizacije doktorske disertacije.

1.1 Predmet istraživanja

Elektroenergetski sistemi se sastoje od proizvodnje, prenosa, subprenosa i distribucije električne energije. Osnovna funkcija prenosne i subprenosne mreže jeste da dopremi električnu energiju sa udaljenih lokacija proizvodnje do centara potrošnje, gde se električna energija dalje razvodi do krajnjih potrošača pomoću distributivne mreže. Kako bi se redukovali gubici snage pri prenosu na velike udaljenosti, visoki naponi u rasponu od 110 kV do 765 kV se koriste u prenosnim, odnosno između 30 kV i 110 kV u subprenosnim mrežama. Ovakve mreže su po pravilu izrazito upetljane konfiguracije, sa ciljem ostvarivanja visoke sigurnosti napajanja krajnjih korisnika.

Pod režimom elektroenergetskog sistema podrazumeva se poznavanje fazora napona, kao i injektiranja aktivne i reaktivne snage u svakom čvoru sistema, samim tim i poznavanje tokova aktivnih i reaktivnih snaga po svim vodovima i transformatorima. S obzirom da poznavanje fazora napona u svim čvorovima u potpunosti određuje režim ostatka sistema, ovaj skup podataka naziva se vektorom stanja sistema [1]. U skladu sa [2], *EES* može se naći u jednom od tri radna stanja/režima:

1. **Normalno stanje** – svi potrošači u sistemu snabdevaju se električnom energijom iz proizvodnih jedinica i interkonekcija, pri tom ne narušavajući ni jedno tehničko ili operaciono ograničenje u sistemu (ograničenja tokova prividne snage po transformatorima, struje po vodovima, gornje i donje granice napona u čvorovima sistema itd.). U zavisnosti od rezultata N-1/N-2 analize sigurnosti, *EES* može biti u normalnom sigurnom ili normalnom nesigurnom režimu;
2. **Kritično stanje** – svi potrošači u sistemu su i dalje snabdeveni električnom energijom, pri čemu su neka od sistemskih ograničenja narušena. Ovde su brze korektivne akcije neophodne kako bi se sistem vratio u normalno stanje. Neke od akcija mogu obuhvatiti i deenergizaciju dela potrošača, čime se prelazi u restorativno stanje (stanje oporavka);
3. **Stanje restauracije** (oporavka) – deo potrošača nije snabdeven električnom energijom i neophodno je definisati (restorativne) akcije kojima bi se vratilo napajanje svim potrošačima uz poštovanje sistemskih ograničenja.

Osnovna uloga dispečera jeste da EES u kome se konstantno menja opterećenje kao i proizvodnja obnovljivih izvora energije usled vremenskih uslova, u kome dolazi do havarija na mrežnoj opremi, planiranih zamena dotrajalih elemenata itd. - svakodnevno održava u normalnom radnom režimu. Kako bi ostvario ovaj cilj, neophodan je konstantan monitoring prilika u mreži, identifikacija trenutnog stanja i nivoa sigurnosti, kao i određivanje preventivnih i korektivnih akcija kojima bi se EES vratio u normalno sigurno stanje.

Prvi od neophodnih koraka svakako jeste praćenje aktuelnog stanja akvizicijom analognih i digitalnih merenja iz svih delova sistema. Za ovaj proces zadužen je sistem za nadzor, kontrolu i prikupljanje podataka (*SCADA – Supervisory Control And Data Acquisition*) kojim se iz udaljenih terminalnih jedinica (*RTU – Remote Terminal Unit*) i/ili inteligentnih elektronskih uređaja (*IED – Intelligent Electronic Device*) različiti tipovi merenja sprovode do kontrolnog centra, koristeći komunikacione kanale, kao što su optički kablovi, satelitski i mikrotalasni kanali itd. Na početku su se SCADA sistemi najviše koristili za upravljanje i nadgledanje statusa prekidačke opreme, kao i merenje učestanosti i proizvodnje generatora, da bi se vremenom proširili tako da obuhvate tipove merenja kao što su tokovi aktivnih / reaktivnih snaga i struja po vodovima, transformatorima i slično. Osnovni motiv predstavljala je analiza sigurnosti EES-a za koju je neophodno poznavanje kompletnog režima EES-a [1].

Na žalost, merenja koja pristižu iz SCADA sistema nisu uvek u potpunosti pouzdana. Postoje mnogobrojni izvori grešaka u merenim vrednostima koja stižu u kontrolni centar, kao što su:

- Otkazi mernih uređaja, RTU-ova ili IED-a;
- Sistemske greške u mernim uređajima;
- Privremeni ili trajni otkazi komunikacionih kanala;
- Šumovi koji nastaju u komunikacionim kanalima;
- Veliko kašnjenje merenih signala, kao u slučaju ICCP (*Inter-Control Center Communications Protocol*) konekcije sa drugim kontrolnim centrima;
- Loša konfiguracija akvizicije merenja;
- Pogrešan ili nepotpun model merenja u okviru električnog modela mreže, itd.

Dodatno, merenja najčešće ne obuhvataju sve elemente EES-a, niti sve promenljive stanja, kako što je na primer slučaj sa faznim stavom napona. Razlog prvenstveno leži u ekonomskoj opravdanosti tako značajnih investicija. Kako bi se rešili prethodno pomenuti problemi, Fred Schweppe je predložio uvođenje procesa estimacije stanja u EES [3] [4] [5]. Uvođenjem ove funkcije značajno su se proširile mogućnosti postojećih SCADA sistema, što je dovelo do kreiranja prvih softverskih paketa za menadžment prenosnih mreža (*EMS – Energy Management System*), koji se sastoje od niza energetske funkcije zasnovanih na estimaciji stanja u realnom vremenu.

Neke od funkcija koje se direktno oslanjaju na rezultate estimacije stanja, a neophodne su u svakodnevnom upravljanju sistemom su svakako N-1/N-X analiza sigurnosti i optimalni tokovi snaga. Analiza sigurnosti podrazumeva proveru stanja sistema u slučaju ispada elemenata sa predefinisane liste, koja se najčešće sastoji od N-1 ispada generatora, transformatora, vodova i sabirnica. Ukoliko EES ostaje u normalnom stanju posle svakog od

simuliranih ispada, smatra da se da se nalazi u normalnom sigurnom režimu, a ukoliko to nije slučaj, nalazi se u normalnom nesigurnom režimu i potrebno je odrediti preventivne, a po potrebi i korektivne akcije koje bi se izvršile u slučaju nastalih havarija. Istorijski, prenosni sistemi su građeni da zadovolje N-1 kriterijum sigurnosti, odnosno da funkcionišu u normalnom sigurnom režimu. Međutim, sa drastičnim rastom potrošnje električne energije, pojavom varijabilnih distribuiranih obnovljivih izvora energije i spregom sa otvorenim tržištima električne energije, pomerena je i granica sigurnosti sistema. Danas je u najvećem broju EES-a tehnički naprednih zemalja prihvatljivo voditi sistem u normalnom nesigurnom režimu, uz unapred pripremljene korektivne akcije kojima bi se eliminisale posledice potencijalnih havarija. Tako je akcenat donekle prebačen sa sigurnosti sistema na njegovo optimalno vođenje. Optimalni tokovi snaga su jedna od funkcija koje se najčešće koriste za određivanje odgovarajućih preventivnih i korektivnih akcija kod analize sigurnosti, kao i za generalnu optimizaciju stanja u EES-u – sa ciljem minimizacije gubitaka snage, cene proizvodnje električne energije, devijacija napona od nominalnih vrednosti, optimizacije razmene snage po interkonekcijama itd. Pored navedenih, i funkcije kao što su analiza kratkih spojeva, naponska stabilnost, provera osetljivosti relejne zaštite, dinamička stabilnost i mnoge druge zavise direktno od kvaliteta estimacije stanja.

Estimacija stanja je proces kojim se na osnovu skupa redundantnih merenja iz sistema određuju nepoznate vrednosti vektora promenljivih stanja, filtriranjem šumova i grešaka u merenim vrednostima. Cilj estimacije stanja jeste dobijanje pouzdane, efikasne i u datom trenutku najbolje procene stanja sistema, a ne nužno apsolutno tačne. Samim tim, detekcija i identifikacija loših podataka, odnosno merenja, predstavlja jedan od integralnih modula svakog komercijalnog estimatora stanja. U okviru ovog modula vrši se na prvom mestu detekcija postojanja loših merenja u EES-u, a potom i njihova identifikacija i eliminacija. Dva najčešće korišćena testa za detekciju postojanja loših merenja (detaljnije opisana u tački 2.6.1) su:

- Hi-kvadrat (χ^2) test [1];
- Test maksimalnog normalizovanog reziduala merenja [1], [6].

Oba testa zasnivaju se na poređenju normalizovanih reziduala merenja sa predefinisanim pragom. Pod identifikacijom loših merenja podrazumeva se pronalaženje konkretnih loših merenja, sa ciljem njihove eliminacije iz vektora merenja, odnosno redukcije odgovarajućih težinskih faktora. Time se značajno poboljšava kvalitet rezultata estimacije stanja, a posledično i svih ostalih funkcija za nadzor, optimizaciju i kontrolu pogona EES-a. Metode za identifikaciju loših merenja [1], [6], [7], [8], [9], [10], uglavnom su bazirane na analizi reziduala merenja, a neke od najčešće primenjivanih u prenosnim mrežama su sledeće (tačka 2.6.2):

1. Metod sukcesivnih eliminacija [1]
 - a. Identifikacija jednog merenja sa najvećim normalizovanim rezidualom iznad praga u svakom prolazu;
 - b. Istovremena identifikacije grupe merenja sa normalizovanim rezidualima iznad praga u svakom prolazu;

2. Identifikacija loših merenja testiranjem hipoteze (*HTI – Hypothesis Testing Identification*) [7], [8];
3. Kompenzacioni metod [6], [9].

S obzirom da je većina tradicionalnih metoda za detekciju i identifikaciju loših merenja bazirana na analizi reziduala merenja, ova njihova „slabost“ iskorišćena je prilikom osmišljavanja zlonamernih napada injektiranjem loših merenja (*FDIA – False Data Injection Attack*) [11]. U [11] su analizirani FDIA na linearni (DC) estimator stanja, pri čemu su razlikovani slučajevi kod kojih napadač ima ograničen broj resursa kojima može da pristupi od slučajeva kada je pojedinim konkretnim merenjima zabranjen pristup usled pojačane fizičke zaštite. Definisani FDIA su podeljeni na nasumične i ciljane, gde napadač unosi željenu promenu u vektor promenljivih stanja, odnosno režim razmatranog sistema. Ideja FDIA detaljnije je obrađena u glavi 4, i u osnovi se svodi na promenu tačno određenog skupa merenja za precizno proračunate vrednosti, sve u skladu sa aktuelnom matricom Jacobian-a, kako bi se ciljane promenljive stanja promenila na željenu vrednost, pritom zaobilazeći detekciju postojanja loših merenja. Na ovaj način je napadač, odnosno haker, u mogućnosti da menja sliku o stanju EES-a koja je vidljiva iz kontrolnog centra, i na koju se oslanjaju sve energetske funkcije. Nakon inicijalnog uvođenja ideje FDIA za slučaj DC estimacije stanja, ubrzo su se pojavili naučni radovi gde je koncept FDIA proširen i na komercijalno mnogo zastupljenije nelinearne (AC) estimatore stanja [12].

U ovoj doktorskoj disertaciji analizirani su FDIA na AC estimaciju stanja, za najkritičniji scenario gde napadač poseduje kompletno znanje o EES-u koji napada, u smislu električnog modela mreže, aktuelne topologije, vektora stanja i slično, a nema nikakvih ograničenja po pitanju resursa kojima može da pristupi. Predložena je originalna metoda za detekciju ovakvih napada u realnom vremenu, i verifikovana na dve reprezentativne test mreže. Predstavljena metoda publikovana je u [13]. Cilj metode je unapređenje postojećih algoritama detekcije, prevazilaženjem koncepta normalizovanih reziduala merenja, a sve u realnom vremenu, kako bi se pravovremeno detektovali maliciozni napadi i preduzele odgovarajuće mere kojima bi se eliminisale, ili bar ublažile posledice napada.

1.2 Pregled stanja u oblasti

Detekcija i identifikacija loših merenja predstavlja jedan od integralnih modula procesa estimacije stanja počevši od prvih komercijalno zastupljenih softvera za menadžment prenosnih mreža [1], [6]. U inicijalnim algoritmima, nakon potvrde postojanja loših merenja, pristupalo se izbacivanju merenja sa najvećim normalizovanih rezidualom iz vektora merenja u okviru jednog prolaza estimacije stanja [1]. Nekoliko prolaza bilo je neophodno kako bi se izbacila sva loša merenja, što je činilo ovu tehniku veoma neefikasnom. Potom je osmišljen novi pristup koji je omogućio simultanu eliminaciju većeg broja nezavisnih, odnosno nekorelisanih loših merenja [1]. Za korelisana loša merenja predložene su novije tehnike, kao što je testiranje hipoteze, koje se opet zasnivaju na normalizovanim rezidualima [7]. Ove tehnike su i danas najzastupljenije u komercijalnim EMS softverskim paketima.

Sa kreiranjem malicioznog napada na estimator stanja putem injektiranja loših merenja koja su u stanju da izbegnu detekciju tradicionalnim algoritmima baziranim na normalizovanim rezidualima (*FDIA*) [11], otkriven je veliki nedostatak, odnosno ranjivost aktuelnih tehnika. Nakon što su *FDIA* prvi put definisani za linearne (DC) estimatore stanja, u [12] je opisana njihova konstrukcija za komercijalno mnogo zastupljenije nelinearne (AC) estimatore stanja.

Značajan broj radova koji su nakon toga objavljeni na temu *FDIA* može se svrstati u jednu od tri kategorije:

1. **Ranjivost estimatora stanja:** Slabosti postojećih tehnika za detekciju i identifikaciju loših merenja su analizirane iz perspektive napadača. Predlagani su načini za konstrukciju *FDIA* uz minimalne potrebne resurse i maksimalni uticaj na EES [11], [12], [14], [15], [16], [17], [18], [19], [20], [21], [22], [23], [24], [25]. Dok je pri konstrukciji većine napada zahtevano potpuno poznavanje topologije mreže i parametara elemenata, u drugim radovima pretpostavljen je donekle redukovan skup podataka, gde su napadi bazirani isključivo na poznavanju vektora merenja [19], [20], [21], [22], [23], [24].
2. **Posledice *FDIA*:** Posledice napada analizirane su iz ugla naprednih EMS funkcija, kao što su N-1/N-X analiza sigurnosti, optimalni tokovi snaga, automatsko upravljanje proizvodnim jedinicama i tržišne aplikacije [26], [27], [28], [29].
3. **Odbrana od *FDIA*:** Radovi iz ove kategorije fokusirani su na detekciju ovog tipa napada i zaštitu EES-a. Predlagane su nove tehnike za detekciju loših merenja, kao i strategije za optimalno postavljanje uređaja za merenje fazora napona (*PMU – Phasor Measurement Unit*) [18], [30], [31], [32], [33], [34], [35], [36], [37], [38], [39], [40], [41], [42].

Jedan od skorašnjih radova iz prve kategorije analizira posledice i način kreiranja *FDIA* isključivo na osnovu dostupnih informacija samo o jednom podskupu mreže, kao i relacija poznatog podskupa mreže i ostatka EES-a dobijenih na osnovu raspoloživih istorijskih podataka [25].

Od radova iz treće kategorije, u [37] je za praćenje dinamike promena merenih vrednosti u cilju detekcije *FDIA* predloženo korišćenje Kullback-Leibler-ovog rastojanja. Statističko ponašanje procesa estimacije stanja kroz metod kumulativne sume (*CUSUM*) korišćeno je za detekciju sajber napada u [38]. Još jedan detektor baziran na statističkoj konzistentnosti predstavljen je u [41]. Predloženi algoritam je u stanju da detektuje samo nesavršene *FDIA* (kod kojih napadač nije u potpunosti poznao sistem, ili nije imao pristup svim potrebnim resursima), pri tome koristeći *PMU* merenja kao apsolutno sigurna, što nije uvek tačna pretpostavka [43]. U [42] je predloženo poređenje vektora merenja dobijenog u koraku predikcije Kalman filtera sa vektorom realno pristiglih merenja iz polja, korišćenjem vrednosti kosinusa ugla između ta dva vektora (*eng. cosine similarity*). Primenjeni model zavisnosti merenja od promenljivih stanja u ovom radu bio je linearan, dok je za tranzicionu matricu vektora promenljivih stanja korišćena jedinična matrica – čime je omogućena primena linearnog Kalman filtera za dobijanje prediktovanog vektora merenja. Međutim, u većini

komercijalnih estimatora stanja koristi se model zavisnosti merenja od promenljivih stanja koji je izrazito nelinearan, što odgovara fizici sistema, posebno uzimajući u obzir strujna i merenja pozicije regulacione sklopke transformatora. Ovo implicira potencijalnu upotrebu neke od nadogradnji osnovnog Kalman filtera pogodne za nelinearne sisteme, kao što su Extended (prošireni) Kalman filter (*EKF*) i Unscented Kalman filter (*UKF*).

Tehnike Kalman filtera su prvi put korišćene za dinamičku estimaciju stanja u [44], da bi potom bili uloženi značajni naponi kako bi se popravile njihove performanse [45], [46], [47], [48], [49], [50], [51]. EKF predstavlja u praksi najčešće korišćen algoritam za dinamičku estimaciju stanja nelinearnih sistema. Za dobro definisan tranzicioni model i zavisnost merenja od promenljivih stanja, prošireni Kalman filter se smatra standardom za dinamičku estimaciju u navigacionim sistemima i globalnom sistemu pozicioniranja (*GPS*). Međutim, zbog potrebe za linearizacijom nelinearnih funkcija razvojem u Tejlorov polinom prvog reda, EKF se ne može smatrati optimalnim estimatorom, već njegovom aproksimacijom prvog reda [45]. Predložena su unapređenja EKF-a [46], [47], kako bi se poboljšale performanse i robusnost prilikom uvažavanja izrazito nelinearnih merenja. Dodatno, iterativni EKF je predložen u [48]. UKF je prvi put predstavljen kao algoritam za dinamičku estimaciju stanja u [50], kombinujući Unscented transformaciju i Kalman filter, i može se smatrati aproksimacijom optimalnog estimatora trećeg reda.

Istraživanje u ovoj doktorskoj disertaciji takođe pripada trećoj kategoriji naučnih radova, gde se predlaže nova tehnika za detekciju FDIA u realnom vremenu, za nakritičniji slučaj u kome napadač u potpunosti poznaje razmatrani EES i ima neograničen pristup merenjima. Predložena tehnika publikovana je u [13], i zasniva se na poređenju statičkog estimatora stanja zasnovanog na metodi minimuma sume ponderisanih kvadrata odstupanja estimiranih od merenih vrednosti, sa jedne strane, i dinamičke estimacije stanja UKF metodom, sa druge strane.

1.3 Potreba za istraživanjem i ciljevi istraživanja

Usled konstantnog rasta EES-a, i rastućeg oslanjanja na informacionu i telekomunikacionu infrastrukturu, obezbeđivanje sistema od malicioznih (hakerskih) napada postalo je jedan od ključnih zahteva savremenog doba. SCADA sistemi su podložni napadima, kako na pripadajuću telekomunikacionu infrastrukturu, tako i direktno na kontrolne centre i mernu opremu u polju (glava 4). Razmena podataka preko telekomunikacione mreže vrši se ne samo preko optičkih vlakana, već i preko mikrotalasnih i satelitskih kanala, i najčešće nije enkriptovana – ostavljajući značajan prostor za potencijalne hakerske napade. Čak su i merenja fazora napona i struja, koja se generalno smatraju značajno sigurnijim od klasičnih SCADA merenja, podložna malicioznim napadima [43].

Osmišljavanjem FDIA koji nije moguće detektovati konvencionalnim tehnikama za detekciju i identifikaciju loših merenja [11], otvorila se mogućnost malicioznog uticaja na estimaciju stanja sa potencijalno kritičnim posledicama. Kreiranje ovog tipa napada kako na linearni, tako i na nelinearni estimator stanja zahteva ozbiljno angažovanje napadača, kao i pristupačnost odgovarajućih resursa. Napadaču je neophodno da poznaje električne parametre

mreže, njenu konektivnost, aktuelnu topologiju, opterećenje, angažovanje proizvodnih resursa i slične informacije koje se uglavnom čuvaju u tajnosti u kontrolnim i drugim centrima sa dobrom fizičkom sigurnošću. Međutim, skorašnji napadi na EES Ukrajine, decembra 2015. [52], i 2016. godine [53], koji predstavljaju primer izuzetno sofisticiranih sajber napada sa dalekosežnim posledicama, pokazali su da su čak i najkompleksniji FDIA praktično izvodljivi.

Iskustvo stečeno iz dva prethodno izvedena sajber napada upućuje na to da je ovaj tip terorističkog akta ne samo moguć, već predstavlja realističnu pretnju. U oba slučaja napadači (hakeri) su imali sve potrebne informacije i pristup resursima da izvrše maliciozno injektiranje loših merenja i izmenom rezultata estimacije stanja utiču kako na direktnu kontrolu EES-a, tako i indirektno putem različitih energetskih funkcija. Rezultat ovakvog napada mogao bi biti ne samo ostavljanje velikog broja potrošača bez napajanja, već trajno uništavanje proizvodnih resursa, prenosnih vodova, transformatora i ostalih elemenata EES-a. Udar na industriju, i generalno ekonomiju jedne zemlje, mogao bi biti nesaglediv. Samim tim, od ključnog je značaja razvoj novih tehnologija, algoritama i tehnika koje bi neke od ovih pretnji bar donekle umanjile, ako ne i u potpunosti eliminisale.

Pregledom literature koja se bavi odbranom od FDIA ustanovljeno je da još nije razvijen efikasan algoritam za detekciju ovakvih napada na nelinearan estimator stanja u realnom vremenu, za slučaj napadača koji u potpunosti poznaje matricu zavisnosti merenja od promenljivih stanja i ima pristup neograničenom broju resursa. Dinamički estimatori stanja zbog svog koraka predikcije mogu biti deo traženog odgovora, ali nikako i potpun odgovor s obzirom na brojne prednosti i izgrađeno poverenje u statičku estimaciju stanja kao glavni algoritam u stotinama komercijalnih EMS softvera širom sveta. Zato je sinergija statičke i dinamičke estimacije stanja, sa pažljivo određenom matricom tranzicije, predložena kao efikasan način detekcije FDIA.

Globalni cilj istraživanja u ovoj doktorskoj disertaciji jeste razvoj efikasnog algoritma za detekciju malicioznih napada injektiranjem loših merenja na nelinearan estimator stanja, za slučaj napadača koji u potpunosti poznaje razmatrani EES i ima neograničen pristup resursima – merenjima koje može da kompromituje. Radi postizanja navedenog globalnog cilja, identifikovani su sledeći individualni ciljevi:

1. Formulacija matrice tranzicije koraka predikcije dinamičke estimacije stanja, a na osnovu rezultata kratkoročne prognoze potrošnje i proizvodnje, i plana angažovanja tradicionalnih generatora. Očekuje se da će tako dobijene prediktovane vrednosti merenja dovoljno tačno oslikavati buduće stanje EES-a, za slučaj izostanka neplaniranih ispada u mreži;
2. Poređenje uticaja FDIA na vektor promenljivih stanja dobijen korišćenjem algoritama statičke i dinamičke estimacije stanja, sa posebnim osvrtom na korak predikcije u okviru dinamičke estimacije stanja;
3. Predlog glavnog algoritma za detekciju FDIA sinergijom statičke i dinamičke estimacije stanja, odnosno poređenjem estimiranih vektora promenljivih stanja iz ove dve metode;

4. Identifikacija slučajeva/situacija kada predloženi algoritam ne bi bio u stanju da detektuje FDIA, odnosno slučajeva kada bi “pogrešno” detektovao nepostojeći sajber napad.

1.4 Pregled doktorske disertacije

U 2. glavi doktorske disertacije predstavljene su osnove statičke estimacije stanja prenosnih mreža, koje predstavljaju i osnovu za predloženi algoritam detekcije. Poseban akcenat stavljen je na metod minimuma sume ponderisanih kvadrata odstupanja merenih od estimiranih vrednosti, kao i na odgovarajući modul za detekciju i identifikaciju loših merenja. Zatim je u 3. glavi dat pregled najzastupljenijih algoritama dinamičke estimacije stanja, uključujući Kalman filter, Extended (prošireni) Kalman filter, kao i Unscented Kalman filter. Opisana je i originalna metoda kreiranja tranzicione matrice zasnovana na kratkoročnoj prognozi potrošnje i proizvodnje. U 4. glavi detaljnije je opisan način konstrukcije FDIA, kako na DC, tako i na AC estimator stanja. Razmatrana je praktična izvodljivost ovakvih napada, i na kraju predstavljen predloženi algoritam detekcije sinergijom statičke i dinamičke estimacije stanja. Verifikacija predloženog algoritma detekcije na dve reprezentativne test mreže data je u glavi 5. Zaključci doktorske disertacije predstavljeni su u glavi 6, dok je korišćena literatura data u glavi 7.

2. Statička WLS estimacija stanja

Statička estimacija stanja jedna je od najvažnijih energetske funkcije u realnom vremenu u savremenim EES-ima. Pored toga što dispečerima pruža uvid u stanje sistema, ona takođe predstavlja osnovu za izvršavanje svih ostalih optimizacionih i naprednih monitoring funkcija, kao što su analiza sigurnosti, provera naponske stabilnosti, optimalni tokovi snaga i drugih.

Statička estimacija stanja je proces kojim se na bazi redundantnih merenja iz sistema određuju nepoznate promenljive vektora stanja, da bi se potom na osnovu tako dobijenog vektora stanja izvršio proračun kompletnog režima EES-a. Vektor promenljivih stanja predstavlja skup promenljivih koje jednoznačno određuju stanje sistema, i sastoji se od modula i uglova fazora napona u svim čvorovima EES-a. Koristeći izračunati vektor promenljivih stanja, kao i poznati model mreže i njene konektivnosti, jednoznačno se mogu odrediti i sve ostale sistemske promenljive koje su od interesa. Cilj estimacije stanja nije dobijanje apsolutno tačne, već pouzdane, efikasne i u datom trenutku najbolje procene stanja EES-a, uvažavajući zašumljenost analognih merenja, gubitak merenja usled prekida komunikacije, greške u parametrima mreže, pogrešne statuse rasklopne opreme i slično.

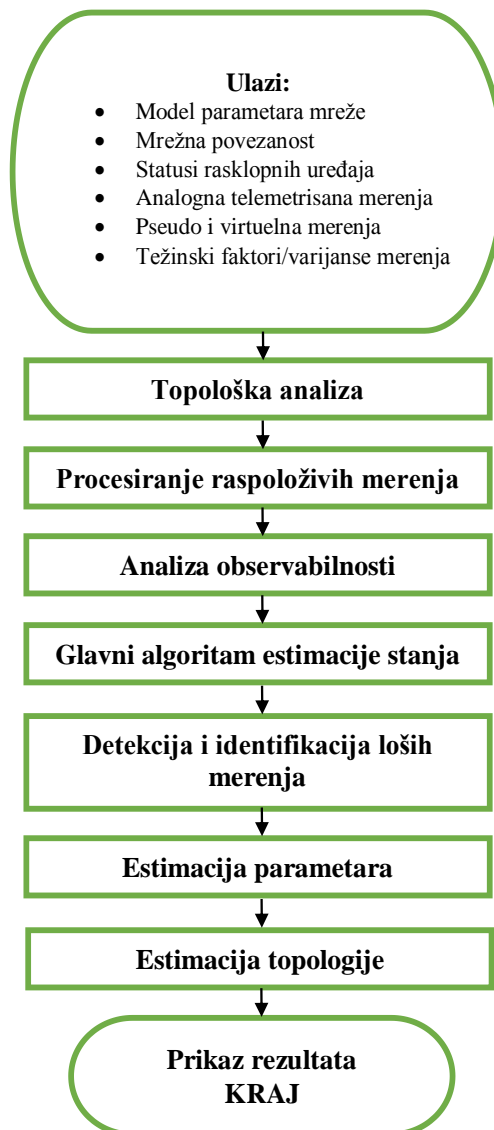
Osnovni ulazni podaci za statičku estimaciju stanja su:

- Model električnih parametara mreže;
- Topološki model mreže, koji se sastoji od mrežne povezanosti i statusa rasklopne opreme;
- Analogna telemetrisana merenja;
- Pseudo merenja koja se u EES dodaju kako bi se poboljšala observabilnost mreže, a generišu se na osnovu istorijskih i iskustvenih podataka;
- Virtuelna merenja, koja predstavljaju nulta injeckiranja u prolaznim čvorovima EES-a, koja se takođe dodaju sa ciljem poboljšanja observabilnosti mreže.

Statički estimator stanja najčešće se sastoji iz modula prikazanih blok-dijagramom na Slici 2.1:

1. **Topološka analiza** – uparivanje modela mrežne povezanosti sa statusima rasklopne opreme, kako bi se dobio topološki model mreže. Ovaj modul često je izdvojen kao posebna funkcija van samog estimatora stanja, da bi služio kao priprema ne samo za estimaciju stanja, već i za druge energetske funkcije;
2. **Procesiranje raspoloživih merenja** – kreiranje vektora merenja, uz izbacivanje očigledno loših merenja, kao i korekcije težinskih faktora preostalih merenja na osnovu rezultata pre-estimacionih (validacionih) testova (npr. test na prvi Kirhofov zakon). U okviru ovog modula vrši se i identifikacija potencijalnih virtuelnih i pseudo merenja na osnovu prognoze potrošnje, rasporeda angažovanja generatora i slično;
3. **Analiza observabilnosti** – određivanje da li je raspoloživi skup merenja dovoljan za dobijanje rezultata estimacije stanja za celu mrežu, odnosno deljenje mreže na observabilna i neobservabilna ostrva;

4. **Glavni algoritam estimacije stanja** – proračun promenljivih stanja na osnovu raspoloživog vektora merenja za sva observabilna ostrva. Takođe obuhvata i proračun celokupnog režima sistema na osnovu vektora promenljivih stanja (tokova aktivnih i reaktivnih snaga po granama, injektiranja generatora itd.);
5. **Detekcija i identifikacija loših merenja** – detekcija postojanja loših merenja u vektoru merenja. Nakon identifikacije istih, vrši se njihovo izbacivanje, odnosno smanjivanje težinskih faktora ili zamena pseudo merenjima, kako se ne bi ugrozila observabilnost sistema;
6. **Estimacija parametara** – identifikacija elemenata mreže sa lošim parametrima, kao što su npr. vodovi pogrešnih dužina, podužnih otpornosti i slično;
7. **Estimacija topologije** – identifikacija rasklopnih uređaja sa potencijalno lošim statusima (otvoren prekidač, dok merenja aktivne snage sa oba kraja voda pokazuju vrednost različitu od nule).



Slika 2.1: Blok-dijagram osnovnih modula statičke estimacije stanja

U ovoj glavi će detaljnije biti opisani moduli *glavnog algoritma estimacije stanja i detekcije i identifikacije loših merenja*, dok će ostali moduli biti samo kratko pomenuti, s obzirom da nisu od većeg interesa za problem kojim se bavi ova doktorska disertacija. Algoritam statičke estimacije stanja koji je korišćen i detaljnije opisan zasniva se na metodi minimizacije sume ponderisanih (otežanih) kvadrata odstupanja estimiranih od telemetrisanih merenja, poznatijoj kao WLS (*Weighted Least Squares*) estimacija stanja. Ovde su date osnove WLS estimacije stanja, uz definiciju vektora promenljivih stanja i vektora merenja, i uz poseban naglasak na tehnikama detekcije i identifikacije loših merenja.

2.1 Promenljive stanja

Promenljive stanja se najčešće predstavljaju n -dimenzionim vektorom stanja, koji se označava sa \mathbf{x} . Vektor promenljivih stanja predstavlja minimalni skup promenljivih koje jednoznačno određuju stanje celog sistema, odnosno na osnovu kojih je moguće proračunati kompletan režim sistema – tokove aktivnih i reaktivnih snaga po vodovima i transformatorima, injehtiranja generatora, potrošača, kondenzatora i kompenzatora reaktivne snage, gubitke snage u mreži i ostalo.

Vektor promenljivih stanja koji se koristi u WLS estimaciji stanja sastoji se od sledećih promenljivih:

- V_i - moduo fazora napona u i -tom čvoru, $i = 1, 2, \dots, N$, gde je N ukupan broj čvorova u EES-u;
- θ_i - ugao fazora napona u i -tom čvoru, $i = 1, 2, \dots, N$, $i \neq SL$, $\theta_{SL} = 0$, SL - oznaka za balansni (“slack”) čvor;
- a_{ij} - nenominalni odnos transformacije modula napona klasičnih regulacionih transformatora između čvorova i i j , $ij = l = 1, 2, \dots, L_{RT}$, gde je L_{RT} broj grana sa klasičnim regulacionim transformatorima;
- φ_{ij} - nenominalni odnos transformacije uglova fazora napona faznih regulacionih transformatora (*PST - Phase Shifting Transformer*) između čvorova i i j , $ij = l = 1, 2, \dots, L_{PST}$, gde je L_{PST} broj grana sa faznim regulacionim transformatorima;

Definisanjem a_{ij} kao promenljive stanja za klasični regulacioni transformator između čvorova i i j , uslovljava se moduo napona na sekundarnoj strani transformatora (V_j). Isto važi i za PST gde se odabirom φ_{ij} određuje ugao napona u j -tom čvoru (θ_j). Samim tim, vektor promenljivih stanja moguće je redukovati izbacivanjem zavisnih promenljivih V_j i θ_j , odnosno odgovarajućih promenljivih za svaku granu sa klasičnim ili PST transformatorom. U ovoj doktorskoj disertaciji nije korišćena prethodno izložena redukcija vektora promenljivih stanja, već je primenjen generalizovani princip, koji više odgovora problemu koji se razmatra. Dimenzionalnost vektora promenljivih stanja zato se u opštem slučaju postojanja klasičnih i faznih regulacionih transformatora može odrediti sledećom jednačinom:

$$n = 2N - 1 + L_{RT} + L_{PST} . \quad (2.1.1)$$

Uvažavajući prethodne napomene vezano za (ne)redukciju određenog broja promenljivih stanja, n -dimenzioni vektor promenljivih stanja može se predstaviti na sledeći način:

$$\mathbf{x} = \left[\mathbf{V}^T \quad \boldsymbol{\theta}^T \quad \mathbf{a}_l^T \quad \boldsymbol{\varphi}_l^T \right]^T ,$$

gde je:

$\mathbf{V} = [V_1 \quad \dots \quad V_i \quad \dots \quad V_N]^T$ - subvektor modula fazora napona u svim čvorovima EES- a, dužine N ;

$\boldsymbol{\theta} = [\theta_1 \quad \dots \quad \theta_i \quad \dots \quad \theta_N]^T$, $i \neq SL$ - subvektor uglova fazora napona u svim čvorovima EES-a, sem u balansnom čvoru, dužine $N - 1$;

$\mathbf{a}_l = [a_1 \quad \dots \quad a_l \quad \dots \quad a_{L_{RT}}]^T$ - subvektor nenominalnih odnosa transformacije klasičnih regulacionih transformatora, dužine L_{RT} ;

$\boldsymbol{\varphi}_l = [\varphi_1 \quad \dots \quad \varphi_l \quad \dots \quad \varphi_{L_{PST}}]^T$ - subvektor nenominalnih odnosa transformacije PST-ova, dužine L_{PST} .

2.2 Merenja

Skup svih merenja u sistemu najčešće se predstavlja M -dimenzionim vektorom merenja koji se obeležava sa \mathbf{z} . Zavisnost vektora merenja od vektora promenljivih stanja izražena je sledećom nelinearnom jednačinom:

$$\mathbf{z} = \mathbf{h}(\mathbf{x}) + \mathbf{e} , \quad (2.2.1)$$

gde je:

\mathbf{z} - M -dimenzioni vektor merenja;

$\mathbf{h}(\mathbf{x})$ - M -dimenziona vektorska funkcija;

\mathbf{x} - n -dimenzioni vektor promenljivih stanja;

\mathbf{e} - M -dimenzioni slučajni vektor grešaka merenja, normalne (Gauss-ove) raspodele, sa srednjom vrednošću $\mathbf{0}$ i matricom kovarijansi \mathbf{R} .

Vektor merenja \mathbf{z} se u opštem slučaju sastoji iz sledećih tipova merenja, bez obzira na njihovo poreklo (telemetrisana, pseudo, virtuelna):

1. P_{ij} - tok aktivne snage po grani mreže između čvorova i i j , $ij = l = 1, 2, \dots, L$, gde je L ukupan broj grana u mreži;
2. Q_{ij} - tok reaktivne snage po grani mreže između čvorova i i j , $ij = l = 1, 2, \dots, L$;
3. I_{ij} - intenzitet struje po grani mreže između čvorova i i j , $ij = l = 1, 2, \dots, L$;

4. P_i - injektiranje aktivne snage u i -ti čvor EES-a, $i = 1, 2, \dots, N$, gde je N ukupan broj čvorova u sistemu;
5. Q_i - injektiranje reaktivne snage u i -ti čvor EES-a, $i = 1, 2, \dots, N$;
6. I_i - injektiranje struje u i -ti čvor EES-a, $i = 1, 2, \dots, N$;
7. V_i - moduo fazora napona u i -tom čvoru EES-a, $i = 1, 2, \dots, N$;
8. θ_i - ugao fazora napona u i -tom čvoru EES-a, $i = 1, 2, \dots, N$;
9. a_{ij} - nenominalni odnos transformacije modula napona klasičnih regulacionih transformatora između čvorova i i j , $ij = l = 1, 2, \dots, L_{RT}$, gde je L_{RT} broj grana sa klasičnim regulacionim transformatorima;
10. φ_{ij} - nenominalni odnos transformacije uglova fazora napona faznih regulacionih transformatora između čvorova i i j , $ij = l = 1, 2, \dots, L_{PST}$, gde je L_{PST} broj grana sa faznim regulacionim transformatorima.

Prethodno nabrojani tipovi merenja (7-10) zapravo predstavljaju direktna merenja promenljivih stanja.

Na osnovu prethodne liste mogućih tipova merenja, M -dimenzioni vektor merenja (\mathbf{z}) moguće je predstaviti pomoću 10 subvektora na sledeći način:

$$\mathbf{z} = [\mathbf{P}_l^T \quad \mathbf{Q}_l^T \quad \mathbf{I}_l^T \quad \mathbf{P}^T \quad \mathbf{Q}^T \quad \mathbf{I}^T \quad \mathbf{V}^T \quad \boldsymbol{\theta}^T \quad \mathbf{a}_l^T \quad \boldsymbol{\varphi}_l^T]^T, \quad (2.2.2)$$

gde je:

$\mathbf{P}_l = [P_{l1} \quad \dots \quad P_{li} \quad \dots \quad P_{lL}]^T$ - subvektor merenja tokova aktivnih snaga po granama mreže, dužine L ;

$\mathbf{Q}_l = [Q_{l1} \quad \dots \quad Q_{li} \quad \dots \quad Q_{lL}]^T$ - subvektor merenja tokova reaktivnih snaga po granama mreže, dužine L ;

$\mathbf{I}_l = [I_{l1} \quad \dots \quad I_{li} \quad \dots \quad I_{lL}]^T$ - subvektor merenja intenziteta struja po granama mreže, dužine L ;

$\mathbf{P} = [P_1 \quad \dots \quad P_i \quad \dots \quad P_N]^T$ - subvektor merenja aktivnih injektiranja u čvorovima mreže, dužine N ;

$\mathbf{Q} = [Q_1 \quad \dots \quad Q_i \quad \dots \quad Q_N]^T$ - subvektor merenja reaktivnih injektiranja u čvorovima mreže, dužine N ;

$\mathbf{I} = [I_1 \quad \dots \quad I_i \quad \dots \quad I_N]^T$ - subvektor merenja injektiranja struje u čvorovima mreže, dužine N ;

$\mathbf{V} = [V_1 \quad \dots \quad V_i \quad \dots \quad V_N]^T$ - subvektor merenja modula fazora napona u čvorovima mreže, dužine N ;

$\theta = [\theta_1 \ \cdots \ \theta_i \ \cdots \ \theta_N]^T$, $i \neq SL$ - subvektor merenja ugla fazora napona u čvorovima mreže, dužine N ;

$\mathbf{a}_l = [a_1 \ \cdots \ a_l \ \cdots \ a_{L_{RT}}]^T$ - subvektor merenja nenominalnih odnosa transformacije klasičnih regulacionih transformatora, dužine L_{RT} ;

$\varphi_l = [\varphi_1 \ \cdots \ \varphi_l \ \cdots \ \varphi_{L_{PST}}]^T$ - subvektor merenja nenominalnih odnosa transformacije faznih regulacionih transformatora, dužine L_{PST} ;

Sva merenja koja sačinjavaju vektor merenja \mathbf{z} mogu se podeliti u sledeće 4 grupe, u zavisnosti od prirode njihovog nastanka:

1. Konvencionalna telemetrisana (SCADA) merenja;
2. Fazorska (PMU) merenja;
3. Pseudo merenja;
4. Virtuelna merenja.

2.2.1 Konvencionalna telemetrisana (SCADA) merenja

Ova merenja daljinski se očitavaju u veoma kratkim vremenskim intervalima, koji zavise od konfiguracije SCADA sistema, i tipično iznose između 1- 4 sekunde. U estimator stanja pristižu pomoću SCADA sistema najčešće na jedan od dva načina:

1. Periodičnim skeniranjem svih ili dela udaljenih terminalnih jedinica – RTU-ova;
2. Samostalnim “javljanjem” RTU-ova usled promene merenih vrednosti iznad definisanog praga tolerancije.

SCADA merenja brojačano čine najveći procenat vektora merenja (\mathbf{z}) i generlno omogućavaju uvid u stanje EES-a u realnom vremenu.

U ovu grupu merenja mogu se svrstati i ona koja dolaze u estimator stanja iz nekog drugog kontrolnog centra, korišćenjem npr. ICCP protokola. Razlog za postojanje ovakvih merenja često leži u činjenici da je oblast observabilnosti estimatora stanja jednog EES-a neretko šira od granica nadležnosti tog sistema, kako bi se uvažio i nezanemarljiv uticaj okolnih EES-a na prilike u lokalnom EES-u. Merenja koja na ovaj način dolaze do estimatora stanja često imaju određeni stepen kašnjenja u odnosu na realno vreme, koje ponekad iznosi i više desetina minuta, čime mogu da ugroze kvalitet rezultata estimacije stanja. Iz tog razloga, u okviru WLS estimacije stanja ovakvim merenjima se dodeljuju značajno niži težinski faktori od onih definisanih za standardna SCADA merenja.

2.2.2 Fazorska (PMU) merenja

Merenja fazora napona i struja, u svetskoj literaturi poznata kao PMU merenja, predstavljaju direktna merenja promenljivih stanja u sistemu. PMU uređaji su merni instrumenti koji su u stanju da mere ne samo moduo, već i ugao neke naizmenične veličine, jednovremenim uzimanjem uzoraka signala koristeći informacije od globalnog pozicionog

sistema (*GPS - Global Positioning System*). Za razliku od konvencionalnih SCADA merenja, PMU merenja se odlikuju sledećim karakteristikama:

- Velikom učestanošću merenja, koja se kreće i do 60 merenja u sekundi (tipični PMU uređaji generišu 48 merenja u sekundi);
- Velikom tačnošću merenja;
- Većom zaštićenošću od sajber napada u odnosu na konvencionalna merenja;
- Značajno većom cenom u odnosu na klasična SCADA merenja.

PMU merenja se prenose do koncentratora fazorskih podataka (*PDC - Phasor Data Concentrator*) pomoću specijalnog IEEE C37.118 protokola, gde se prikupljaju, vremenski poravnavaju, i dalje šalju kontrolnom centru sa ciljem poboljšanja uvida u stanje EES-a u realnom vremenu. Jedan od problema koji upotreba PMU merenja nameće jeste svakako skladištenje ogromne količine informacija u bazu podataka u veoma kratkom vremenskom intervalu, što predstavlja zahtev koji se danas postavlja pred savremene SCADA/EMS sisteme.

Najčešći, i najtrivijalniji način upotrebe izmerenih fazora napona predstavlja poređenje razlike uglova napona između određenih čvorova u mreži sa prethodno definisanom vrednošću. Ukoliko su razlike veće od predefinisanih, generiše se alarm u kontrolnoj sobi koji upozorava dispečera na potencijalnu nestabilnost EES-a. Pored estimacije stanja, gde se koriste kako bi se poboljšala robustnost, observabilnost mreže, tačnost rezultata, identifikaciju loših merenja i kvalitet estimacije parametara, fazorska merenja značajnu ulogu pronalaze i u analizi tranzijentnih pojava koja je omogućena usled tako visoke učestanosti merenja.

Kada bi u svakom čvoru EES-a postojalo merenje fazora napona, koje je pritom po definiciji i izuzetno tačno, raspolagalo bi se sa praktično određenim i kompletnim vektorom promenljivih stanja, pa samim tim i režimom sistema. Potreba za estimacijom stanja kao takvom bi se izgubila. Međutim, zbog visoke cene ovih merenja, postavljaju se isključivo na pažljivo odabrane lokacije koristeći algoritme koji su u fokusu mnogih naučnih radova u poslednjih nekoliko godina [54], [55], [56]. Samim tim ostaje i potreba za estimacijom stanja, koja pored klasičnih SCADA merenja koja se osvežavaju na svakih nekoliko sekundi, treba da se izbori i sa visokofrekventnim PMU merenjima.

U ovoj doktorskoj disertaciji, za uvažavanje fazorskih merenja u statičkoj estimaciji stanja koristi se princip baferovanja PMU merenja [57]. Srednja vrednost i varijansa N^{PMU} fazorskih merenja koja pristignu između dva uzastopna izvršavanja WLS estimacije stanja ($t_{k-1} \leq t_i \leq t_{k-1} + \Delta t^{\text{SE}}$) mogu se predstaviti sledećim jednačinama:

$$\mu_z = \frac{1}{N^{\text{PMU}}} \sum_{i=1}^{N^{\text{PMU}}} z(t_i); \quad (2.2.2.1)$$

$$\text{var}(\mu_z) = \frac{1}{(N^{\text{PMU}})^2} \sum_{i=1}^{N^{\text{PMU}}} \text{var}\{z(t_i)\} = \frac{\sigma^2}{N^{\text{PMU}}}. \quad (2.2.2.2)$$

U WLS estimaciju stanja ulazi jedino srednja vrednost PMU merenja μ_z , dok se varijansa $\text{var}(\mu_z)$ koristi kako bi se odredio težinski faktor tako dobijenog fazorskog merenja.

S obzirom da i pored svoje velike tačnosti PMU merenja imaju određenu grešku, korišćenjem bafera, odnosno srednje vrednosti, ova greška se svodi na minimum.

U procesu finog tjuniranja mreže, težinski faktori PMU merenja koja čine mali procenat vektora merenja \mathbf{z} , postavljaju se na vrednosti značajno više od onih za konvencionalna SCADA merenja, u skladu sa njihovom visokom tačnošću.

2.2.3 Pseudo merenja

Pseudo merenja se ne dobijaju očitavanjem sa određenog tipa mernog uređaja, već predstavljaju pretpostavljene (planirane/očekivane) vrednosti određenih veličina, koje se sa odgovarajućim stepenom poverenja mogu uključiti u vektor merenja \mathbf{z} . Ovi “generisani” podaci uglavnom se zasnivaju na:

- Istorijskim podacima (krive potrošnje);
- Rezultatima prognoze (obnovljivi izvori energije);
- Planovima (raspored angažovanja tradicionalnih generatora, uključivanje/isključivanje regulacionih resursa reaktivne snage);
- Procenama dispečera/inženjera.

Pseudo merenja se u vektor merenja najčešće dodaju kako bi se poboljšala observabilnost mreže, ali i povećala redundansa merenja. Problem observabilnosti često se javlja u podprenosnim mrežama koje neretko imaju veoma mali broj telemetrisanih merenja, i to uglavnom merenja struje - slično kao i distributivne mreže. Za razliku od distributivnih mreža, konfiguracija im može biti izrazito upetljana, namećući WLS algoritam kao metod estimacije stanja. Da bi postale observabilne, u vektor merenja ovakvih mreža dodaje se značajan broj pseudo merenja.

S obzirom da pseudo merenja predstavljaju samo pretpostavljene vrednosti na osnovu određenih pravila, uobičajeno im se postavlja niži težinski faktor nego konvencionalnim SCADA merenjima. Postojanje velikog broja pseudo merenja u vektoru merenja, što je čest slučaj za podprenosne mreže, može imati negativan uticaj kako na konvergenciju, tako i na kvalitet rezultata estimacije stanja.

2.2.4 Virtuelna merenja

Virtuelna merenja predstavljaju još jedan tip fiktivnih merenja, koja se u vektor merenja dodaju sa ciljem poboljšanja observabilnosti EES-a, kao i povećanja redundanse merenja. Odnose se na nulte vrednosti injektiranja snage u prolaznim čvorovima EES-a, odnosno čvorovima za koje je iz električnog modela mreže poznat izostanak bilo kakve potrošnje ili proizvodnje. Ova merenja su u potpunosti određena, odnosno za razliku od pseudo merenja koja se smatraju za “manje tačna”, virtuelna se tretiraju kao “vrlo tačna”, s obzirom da su njihove vrednosti poznate bez ikakve greške. U WLS estimaciju stanja ulaze sa izrazito velikim težinskim faktorom. Kao što je slučaj i sa pseudo merenjima, veliki broj ovakvih merenja može izazvati numeričku nestabilnost estimatora stanja.

Realni slučajevi u kojima može doći do generisanja velikog broja virtuelnih merenja su situacije kada se u električnom modelu mreže nađu vodovi koji su podeljeni na veliki broj

manjih segmenata između kojih se nalaze prolazni čvorovi. Vodovi se na ovakav način nikada ne unose ručno u model mreže, ali se mogu dobiti automatskim importom iz geografskog informacionog sistema (GIS), gde se ponekad vrši modelovanje i pozicioniranje svakog stuba prenosnih vodova. Najbolje rešenje u ovakvim situacijama predstavlja ponovno spajanje pojedinačnih segmenata voda u jedinstven element, pre samog proračuna estimacije stanja. Ovakva obrada najčešće se implementira u okviru modula za topološku analizu.

2.2.5 Greške i težinski faktori merenja

Bitan faktor koji utiče na tačnost rezultata WLS estimacije stanja je svakako kvalitet merenja koja se koriste u algoritmu. Neki od tipičnih uzroka grešaka merenja dati su u Tabeli 2.1.

Tabela 2.1: Neki od najčešćih uzroka grešaka merenja

Tip merenja	Najčešći uzroci greške merenja
a) Konvencionalna SCADA merenja	<ul style="list-style-type: none"> • Otkazi mernih uređaja, RTU-ova, ili IED-a; • Sistemske greške u mernim uređajima; • Privremeni ili trajni otkazi komunikacionih kanala; • Šumovi koji nastaju u komunikacionim kanalima; • Veliko kašnjenje merenih signala, kao u ranije navedenom slučaju ICCP konekcije sa drugim kontrolnim centrima; • Loša konfiguracija akvizicije merenja; • Pogrešan ili nepotpun model merenja u okviru električnog modela mreže i to: <ol style="list-style-type: none"> a. Greške pri asocijaciji elemenata i pripadajućih merenja; b. Suprotna usmerenja tokova snage modelovanih merenja u odnosu na realna; c. Pogrešno dodeljena merna jedinica merenja (npr. kW umesto MW).
<ul style="list-style-type: none"> • PMU merenja 	<ul style="list-style-type: none"> • Otkazi mernih uređaja i komunikacionih kanala; • Sistemske greške mernih naponskih i/ili strujnih transformatora; • Neadekvatan algoritam procesiranja uzoraka merenja pri nenominalnim učestanostima sistema (npr. 49.5 Hz umesto 50.0 Hz);

	<ul style="list-style-type: none"> • Šumovi koji nastaju u komunikacionim kanalima; • Nesinhronizovanost usled privremenog gubitka ili greške sinhronizacionog GPS signala.
<ul style="list-style-type: none"> • Pseudo merenja 	<ul style="list-style-type: none"> • Nedovoljno tačne krive dnevnog opterećenja potrošača; • Pogrešni planovi angažovanja tradicionalnih proizvodnih jedinica; • Nedovoljno kvalitetne prognoze potrošnje, kao i proizvodnje obnovljivih izvora energije; • Netačni rezultati drugih aplikacija i sistema koji se indirektno koriste kao pseudo merenja (rezultati estimatora stanja susednih EES-a na povezanim vodovima/transformatorima).
<ul style="list-style-type: none"> • Virtuelna merenja 	<ul style="list-style-type: none"> • Virtuelna merenja smatraju se kao apsolutno tačna. Retke greške nastaju sa izostankom modelovanja postojećih šantova u određenim čvorovima mreže, kao npr. manjih generatora, potrošača, kondenzatorskih baterija i slično.

Kako bi se u algoritmu statičke estimacije stanja uvažile greške merenja, svim merenjima se pridružuju varijanse (σ^2), odnosno težinski faktori (W) koji predstavljaju vrednost obrnuto proporcionalnu varijansi. Što je varijansa manja, odnosno težinski faktor veći, merenje je pouzdanije. Varijanse merenja definišu se preko matrice kovarijansi merenja (\mathbf{R}), pomoću relacije:

$$\mathbf{R} = \text{cov}\{\mathbf{e}\} = E\{\mathbf{e}^T \mathbf{e}\} = \text{diag}\{\sigma_m^2\}; m = 1, 2, \dots, M, \quad (2.2.5.1)$$

gde je \mathbf{e} vektor grešaka merenja, σ_m^2 varijansa m -tog merenja. Matrica težinskih faktora merenja definiše se kao inverzija matrice \mathbf{R} :

$$\mathbf{W} = \mathbf{R}^{-1} = \text{diag}\{1/\sigma_m^2\}. \quad (2.2.5.2)$$

Vrednost težinskog faktora u zavisnosti od varijanse merenja najčešće se kreće u rasponu od nekoliko hiljada, pa do milion [1], [6].

U slučaju konvencionalnih SCADA merenja, težinski faktori se uobičajeno definišu preko varijanse merenja na jedan od sledeća 3 načina:

1. Kada je varijansa specificirana kao konkretan ulazni podatak za neko merenje, ili tip merenja, težinski faktor računa se preko relacije (2.2.5.2).
2. Kada je poznata klasa tačnosti mernog instrumenta, prvo se izračunava standardna devijacija merenja na osnovu sledeće relacije:

$$\sigma_m = k_m / 100, \quad (2.2.5.3)$$

gde je k_m klasa tačnosti instrumenta kojim se sprovodi m -to merenje. Potom se težinski faktor određuje primenom (2.2.5.2).

- Standardna devijacija m -tog merenja izračunava se na osnovu empirijskog izraza:

$$\sigma_m = \frac{0.02 \cdot |\text{Merenje}| \cdot \text{Opseg_merenja}}{3}. \quad (2.2.5.4)$$

Težinski faktori pseudo merenja definišu se ili kao specificirani ulazni podatak, ili na osnovu empirijskih izraza, uvažavajući izvor pseudo merenja i njegovu verodostojnost – kvalitet prognoze potrošnje, dnevnih dijagrama potrošnje, plana angažovanja generatora i slično. Tipično su značajno niži od težinskih faktora za konvencionalna SCADA merenja. Sa druge strane, težinski faktori virtuelnih merenja najčešće uzimaju visoke vrednosti bliske million.

2.2.6 Redundansa merenja

S obzirom na različite izvore grešaka merenja koji su opisani u tački 2.2.5, korisno je raspolagati sa što većim brojem merenja u odnosu na broj promenljivih stanja, kako bi se postigla zadovoljavajuća tačnost WLS algoritma. Redundansa merenja se definiše kao odnos broja dostupnih merenja (M) i minimalno potrebnog broja nezavisnih merenja, koji je praktično jednak broju promenljivih stanja n [6], [1], [58]:

$$R_d = \frac{M}{n}, \quad (2.2.6.1)$$

pri čemu je $M > n$, odnosno predstavljeno u procentima:

$$R_d = \left(\frac{M}{n} - 1 \right) \cdot 100[\%]. \quad (2.2.6.2)$$

Prenosne mreže su tradicionalno dobro pokrivene konvencionalnim SCADA merenjima, i stepen redundanse kod njih je najčešće između 1,8 i 2,8. Bitno je naglasiti da nije potrebna samo redundansa na nivou celog sistema, već i lokalna, odnosno merenja moraju biti ravnomerno raspoređena po različitim delovima mreže. Što se tiče subprenosnih i distributivnih mreža, redundansa merenja je značajno niža, pogotovu u slučaju distributivnih, gde neretko iznosi samo 0,1. Uz dodavanje velikog broja pseudo merenja, redundansa se penje na vrednosti malo iznad jedinice, kakva je obično za subprenosne mreže (1,1 – 1,5), pre dodavanja pseudo merenja koja i ovde imaju značajnu ulogu.

Značaj redundanse merenja je veliki za statičku estimaciju stanja, jer omogućava:

- Povećanje tačnosti estimiranog vektora promenljivih stanja;
- Detekciju i identifikaciju loših merenja;
- Identifikaciju i korekciju loših parametara elemenata;
- Identifikaciju i korekciju topoloških grešaka.

U ovoj doktorskoj disertaciji detaljnije će se razmatrati proces detekcije i identifikacije loših merenja u prenosnim mrežama – poglavlje 2.6, koji se značajno razlikuje

od onog u distributivnim mrežama, gde je uobičajena izuzetno niska redundansu merenja i veliki udeo pseudo merenja u vektoru merenja [59].

2.3 Procesiranje raspoloživih merenja

Modul *procesiranja raspoloživih merenja* predstavlja jedan od integralnih modula globalnog algoritma statičke estimacije stanja, gde se nakon prethodno završene topološke analize vrši formiranje inicijalnog vektora merenja (\mathbf{z}), kao i matrice kovarijansi (\mathbf{R}) - odnosno matrice težinskih faktora (\mathbf{W}). U okviru ovog modula vrši se eliminacija i/ili korekcija očigledno loših merenja, kao i ažuriranje težinskih faktora merenja na osnovu određenog skupa pre-estimacionih testova, odnosno testova konzistentnosti.

Kao rezultat pre-estimacionih testova, sva merenja se svrstavaju u jednu od sledeće četiri kategorije:

1. Ispravna;
2. Sumnjiva;
3. Pogrešna;
4. Sirova.

Pogrešna merenja su ona koja nisu zadovoljila određeni broj pre-estimacionih testova. Ona se ili izbacuju iz vektora merenja, ili se zadržavaju kako bi se izbegao problem observabilnosti, uz smanjivanje njihovog težinskog faktora na minimalnu vrednost. Sumnjiva merenja su zadovoljila jedne, ali nisu zadovoljila neke druge pre-estimacione testove, i ne može se jednoznačno zaključiti u kojim tačno merenjima je problem. Ovakvim merenjima se koriguje težinski faktor, najčešće smanjivanjem za red veličine sa svakim testom koji nisu zadovoljila. Ispravna merenja su ona koja su zadovoljila skoro sve pre-estimacione testove, i njihovi težinski faktori se samo neznatno koriguju. Za sirova merenja pre-estimacioni testovi nisu mogli da se izvrše, najčešće zbog problema sa redundantnošću, tako da ne postoji nikakav dodatni uvid u njihov kvalitet. Težinski faktori sirovih merenja se ne menjaju u sklopu modula za procesiranje raspoloživih merenja.

U nastavku su dati neki od uobičajenih pre-estimacionih testova:

1. Test na operativne granice

U okviru ovog testa, merenja se upoređuju sa logičkim operativnim granicama merenih veličina, kako bi se jednoznačno identifikovala abnormalna merenja. Primeri ovakvih granica su opterećenja vodova preko 50% nominalne struje, vrednosti napona 30% ispod ili iznad nominalnih vrednosti i slično. Ukoliko bilo koje merenje ne zadovolji ovaj test, automatski se klasifikuje kao pogrešno, bez obzira na rezultate ostalih testova. Samim tim vrši se njegovo izbacivanje iz vektora merenja, ili postavljanje odgovarajućeg težinskog faktora na minimalnu vrednost.

2. Tokovi snaga na krajevima grana

Za poznata merenja tokova aktivnih i reaktivnih snaga na suprotnim krajevima vodova i transformatora, vrši se njihovo upoređivanje uz uvažavanje procenjenih gubitaka u samom elementu. Ukoliko je npr. razlika vrednosti tokova aktivnih snaga na početku i kraju voda značajno veća od procenjenih gubitaka, merenja aktivne

snage sa oba kraja voda se označavaju kao da nisu zadovoljila test, jer nije moguće zaključiti samo na osnovu ove analize koje od dva merenja je pogrešno. Merenja koja ne zadovolje test *tokova snaga na krajevima grana* najčešće se klasifikuju kao sumnjiva.

3. Test na prvi Kirhofov zakon

Ukoliko se raspolaže sa merenjima injektiranja u čvor, kao i merenjima tokova snaga po incidentnim granama čvora, proračunava se algebarska suma ovih merenja. Po prvom Kirhofovom zakonu, proračunata suma bi trebalo da bude bliska nuli – iz tog razloga se upoređuje sa predefinisanim malom vrednošću. Merenja koja ne zadovolje ovaj test se slično kao u prethodnom slučaju označavaju kao sumnjiva.

4. Test na redundantna merenja u čvoru

Kada je dostupan redundantan skup zavisnih merenja u čvoru, kao što su merenja aktivnih i reaktivnih injektiranja snage u čvoru, injektiranja struje i prividne snage, kao i napona čvora, moguće je međusobno ih upoređivati korišćenjem jednačina tokova snaga. Ukoliko se proračunate i izmerene vrednosti ne poklapaju, ne može se sa sigurnošću tvrditi do kog merenja je problem, tako da se kao i u prethodnim slučajevima sva merenja iz skupa označavaju kao sumnjiva, odnosno snižava im se težinski faktor.

5. Test konzistentnosti analognih merenja sa statusima rasklopne opreme

U okviru ovog testa proverava se usaglašenost merenja tokova snaga i struja po granama mreže sa odgovarajućim statusima rasklopne opreme. Ako je npr. prekidač sa jednog kraja voda otvoren, dok merenje toka aktivne snage na tom istom vodu prikazuje vrednost različitu od nule, očigledno se može zaključiti da je ili analogno merenja pogrešno, ili je pogrešan status prekidača. Analognim merenjima koja ne zadovolje ovaj test snižavaju se težinski faktori, a ona se klasifikuju kao sumnjiva.

Navedeni skup testova nikako nije konačan, jer se može kreirati mnogo drugih testova koji odgovaraju određenim specifičnim situacijama u mreži i pomažu u ranoj detekciji problematičnih merenja.

Rezultati pre-estimacionih testova intenzivno se koriste i u inicijalnim fazama ugradnje novih SCADA/EMS sistema, kada se vrši proces finog podešavanja merenja sa ciljem dobijanja na prvom mestu konvergencije statičkog estimatora stanja, a potom i što boljeg poklapanja estimiranog režima sa merenim. Ovaj proces najčešće traje između 3 meseca i 2 godine, u zavisnosti od veličine mreže, kvaliteta parametara elemenata mreže, redundanse merenja itd., i u okviru njega se postepeno skraćuje lista pogrešnih, odnosno sumnjivih merenja, sa par stotina ili čak hiljada, na desetinu.

2.4 Analiza observabilnosti

Observabilnost nekog dinamičkog sistema definiše se kao mogućnost da se na osnovu raspoloživih merenja izlaznih promenljivih može rekonstruisati vektor promenljivih stanja. Ukoliko je raspoloživi skup merenja takav da se može izvršiti statička estimacija stanja i dobiti procena vektora svih promenljivih stanja, onda se EES smatra observabilnim. Potpuna

observabilnost ne zavisi samo od broja merenja, odnosno njihove redundanse, već i od geografske raspodele i lokacije merenja, topologije i parametara mreže, odnosno u statičkoj estimaciji stanja se pored globalne mora voditi računa i o lokalnoj observabilnosti, odnosno lokalnim redundansama merenja. *Analiza observabilnosti* predstavlja integralni modul statičke estimacije stanja koji se sastoji iz sledeća tri suštinska koraka:

- Testa observabilnosti – ukoliko je pozitivan, kompletna mreža je observabilna;
- Identifikacije observabilnih i neobservabilnih ostrva, odnosno delova mreže, ukoliko je test observabilnosti negativan;
- Dodavanja minimalnog skupa pseudo merenja kako bi neobservabilni delovi mreže postali observabilni.

Sami testovi observabilnosti moraju definisati potrebne i/ili dovoljne uslove, pri čemu se mogu razmatrati uslovi numeričke [60], [1], [6], [61], [62] i topološke, odnosno kombinovane numeričko/topološke observabilnosti [63], [64], [6], [65], [66].

Što se topološke observabilnosti tiče, ona zavisi isključivo od konfiguracije mreže i rasporeda merenja. Za njeno određivanje najčešće se koriste metode teorije grafova, pri čemu se smatra da je sistem observabilan ako u grafu postoji sveobuhvatno stablo punog ranga [64]. Sa druge strane, uslov numeričke observabilnosti jeste da Jacobian matrica $\mathbf{H}(\mathbf{x})$ (tačke 2.5.2) ima pun rang, veći ili jednak broju promenljivih stanja sistema, što garantuje nesingularnost matrice pojačanja $\mathbf{G}(\mathbf{x})$.

Podelom mreže na observabilna i neobservabilna ostrva identifikuju se lokacije na koje je potrebno dodati pseudo merenja kako bi neobservabilna ostrva učinili observabilnim. Merenja čijom eliminacijom nastaju neobservabilni delovi mreže, odnosno čijim dodavanjem dobijamo observabilne, nazivaju se kritičnim merenjima. Ponekad postoje situacije kada u određenom neobservabilnom delu mreže ne postoji dovoljno informacija da bi se generisala pseudo merenja, i tada taj deo mreže ostaje neobservabilan, odnosno za njega nije moguće estimirati režim. Međutim, zadatak koji se postavlja pred statičku estimaciju stanja je da i u takvim situacijama pruži rezultate za preostali observabilni deo mreže.

Prenosne mreže se uglavnom projektuju tako da budu u potpunosti observabilne, sa visokom redundansom merenja. Do neobservabilnosti može doći privremeno usled otkaza određenih telekomunikacionih kanala i/ili mernih uređaja. Baš u takvim situacijama, kada se dispečer ne može osloniti na merenja, neophodna je estimacija stanja koja bi pružila uvid u tokove snaga u problematičnom delu mreže.

Za razliku od prenosnih mreža, distributivne mreže imaju mali broj konvencionalnih SCADA merenja, a značajan broj pseudo merenja koja im obezbeđuju observabilnost sa kojom u praksi retko imaju problema. Problem observabilnosti najuočljiviji je u izrazito upetljanim subprenosnim mrežama, koje često poput distributivnih mreža nemaju dovoljan broj telemetrisanih merenja, a opet zbog svoje konfiguracije predstavljaju veliki izazov za proračun i dodavanje kvalitetnih pseudo merenja.

Bitno je napomenuti da je sa dodavanjem pseudo merenja potrebno biti veoma obazriv, jer preveliki broj ovih “kvazi” merenja može degradirati kvalitet rezultata estimacije stanja. Zato je uvek potrebno dodati samo minimalan skup pseudo merenja da bi se celokupna mreža učinila observabilnom.

2.5 Metod minimuma sume ponderisanih kvadrata odstupanja (WLS)

Statička estimacija stanja je procedura u kojoj se vektor nepoznatih promenljivih stanja određuje na osnovu skupa uzoraka, konkretno merenja, koja u generalnom slučaju nisu dovoljno tačna. Samim tim su i procene nepoznatih veličina netačne. Osnovni zadatak statičke estimacije stanja je pronalaženje „najbolje“ procene nepoznatih veličina za dati skup merenja [1], [6], [58], [65]. Najčešće korišćeni optimizacioni kriterijumi u okviru modula *glavnog algoritma estimacije stanja* su [1], [6], [65]:

- Maksimizacija verovatnoće da je estimirani vektor promenljivih stanja ($\hat{\mathbf{x}}$) tačan;
- Minimizacija sume ponderisanih kvadrata odstupanja estimiranih vrednosti merenja ($\hat{\mathbf{z}}$) u odnosu na izmerene (\mathbf{z});
- Minimizacija očekivanih vrednosti sume kvadrata odstupanja estimiranih vrednosti vektora promenljivih stanja ($\hat{\mathbf{x}}$) u odnosu na stvarne (\mathbf{x}) (kriterijum minimalne varijanse).

U ovoj doktorskoj disertaciji biće data formulacija optimizacionog problema statičke estimacije stanja metodom minimuma sume ponderisanih (otežanih) kvadrata odstupanja estimiranih vrednosti merenja u odnosu na izmerene, kao i pregled nekih od numeričkih metoda pogodnih za rešavanje ovog problema.

2.5.1 Formulacija optimizacionog problema

Koristeći se parametrima elemenata, kao i osnovnim jednačinama tokova snaga po granama i čvorovima, svako merenje je moguće izraziti kao funkciju promenljivih stanja. To znači da se merenja aktivnih i reaktivnih tokova snaga po granama, merenja modula struje po granama, fazora napona u čvorovima, injektiranja aktivne i reaktivne snage u čvorovima i druga, mogu predstaviti kao funkcija fazora napona u čvorovima sistema, nenominalnih odnosa transformacije klasičnih i faznih regulacionih transformatora itd. S obzirom na prirodu EES-a, ove funkcije su u opštem slučaju izrazito nelinearne, i u generalizovanom obliku mogu se predstaviti preko sledeće relacije:

$$z_m = h_m(\mathbf{x}) + e_m = h_m(\mathbf{V}, \boldsymbol{\theta}, \mathbf{a}_l, \boldsymbol{\varphi}_l) + e_m; \quad m = 1, 2, \dots, M. \quad (2.5.1.1)$$

gde su:

- z_m - opšta oznaka za m -to merenje vektora merenja \mathbf{z} ;
- $h_m(\cdot)$ - funkcija nelinearne zavisnosti m -te merene veličine od vektora promenljivih stanja;
- \mathbf{x} - vektor promenljivih stanja dimenzije $n = 2N - 1 + L_{RT} + L_{PST}$;
- e_m - slučajna greška m -tog merenja normalne (Gauss-ove) raspodele, sa očekivanom srednjom vrednošću nula ($E\{e_m\} = 0$) i varijansom σ_m^2 , gde je $\sigma_m^2 = E\{e_m^T e_m\}; m = 1, 2, \dots, M$;
- \mathbf{V} - N -dimenzioni vektor nepoznatih modula fazora napona u čvorovima mreže;

- $\boldsymbol{\theta}$ - $(N - 1)$ -dimenzioni vektor nepoznatih uglova fazora napona u čvorovima mreže;
- \mathbf{a}_l - L_{RT} -dimenzioni vektor nepoznatih nenominalnih odnosa transformacije modula fazora napona klasičnih regulacionih transformatora;
- $\boldsymbol{\varphi}_l$ - L_{PST} -dimenzioni vektor nepoznatih nenominalnih odnosa transformacije uglova fazora napona faznih regulacionih transformatora.

Važno je napomenuti da je broj merenja u sistemu (M) veći od broja promenljivih stanja (n), ali sam sistem jednačina nije protivurečan, zahvaljujući uključivanju slučajne promenljive e_m koja modeluje nepreciznost merene veličine. Greške u merenjima potiču od nesavršenosti mernih instrumenata, komunikacionih kanala, itd., što je detaljnije opisano u tački 2.2.5.

Na osnovu prethodnih razmatranja, problem statičke estimacije stanja moguće je definisati na sledeći način:

“Odrediti vrednosti promenljivih stanja pri kojima se ima minimalna suma kvadrata odstupanja između merenih i estimiranih vrednosti sistemskih veličina, pri čemu se svakoj razlici (rezidualu merenja) mora dodeliti odgovarajući stepen poverenja, odnosno težina.”

Pomenuta težina/verodostojnost se uključuje u funkciju optimizacije *deljenjem* reziduala merenja sa odgovarajućom varijansom, odnosno *množenjem* sa korespondentnim težinskim faktorom. Ovako definisan problem se u matematičkoj formi može predstaviti na sledeći način:

$$\min_{\mathbf{v}, \boldsymbol{\theta}, \mathbf{a}_l, \boldsymbol{\varphi}_l} \left\{ J(\mathbf{V}, \boldsymbol{\theta}, \mathbf{a}_l, \boldsymbol{\varphi}_l) = \sum_{m=1}^M \frac{[z_m - h_m(\mathbf{V}, \boldsymbol{\theta}, \mathbf{a}_l, \boldsymbol{\varphi}_l)]^2}{\sigma_m^2} \right\}, \quad (2.5.1.2)$$

gde je $J(\mathbf{V}, \boldsymbol{\theta}, \mathbf{a}_l, \boldsymbol{\varphi}_l)$ suma ponderisanih kvadrata reziduala merenja koju je potrebno minimizovati.

Specificirani problem je nelinearan optimizacioni problem bez ograničenja, koji je potrebno rešiti po nepoznatim vektorima promenljivih stanja ($\mathbf{V}, \boldsymbol{\theta}, \mathbf{a}_l, \boldsymbol{\varphi}_l$), kako bi se dobile njihove optimalne procene/estimacije ($\hat{\mathbf{V}}, \hat{\boldsymbol{\theta}}, \hat{\mathbf{a}}_l, \hat{\boldsymbol{\varphi}}_l$). Naziv ovog problema je statički estimator stanja po metodi minimuma sume ponderisanih kvadrata odstupanja (WLS), pošto su svi reziduali merenja otežani veličinom $1/\sigma_m^2 = W_m$, koja predstavlja težinski faktor merenja. Problem (2.5.1.2) se može izraziti i u vektorskoj formi:

$$\min_{\mathbf{x}} \left\{ J(\mathbf{x}) = [\mathbf{z} - \mathbf{h}(\mathbf{x})]^T \mathbf{W}[\mathbf{z} - \mathbf{h}(\mathbf{x})] \right\}, \quad (2.5.1.3)$$

gde su novouvedeni vektori i matrice definisani kao:

$\mathbf{x} = [\mathbf{V}^T \quad \boldsymbol{\theta}^T \quad \mathbf{a}_l^T \quad \boldsymbol{\varphi}_l^T]^T$ - vektor promenljivih stanja sistema (poglavljje 2.1);

$\mathbf{z} = [z_1 \quad \cdots \quad z_i \quad \cdots \quad z_M]^T$ - vektor merenja (poglavljje 2.2);

$\mathbf{h} = [h_1(\mathbf{V}, \boldsymbol{\theta}, \mathbf{a}_l, \boldsymbol{\varphi}_l) \cdots h_i(\mathbf{V}, \boldsymbol{\theta}, \mathbf{a}_l, \boldsymbol{\varphi}_l) \cdots h_M(\mathbf{V}, \boldsymbol{\theta}, \mathbf{a}_l, \boldsymbol{\varphi}_l)]^T$ - vektor nelinearnih zavisnosti merenja od promenljivih stanja;

$\mathbf{W} = \mathbf{R}^{-1} = E\{\mathbf{e}^T \mathbf{e}\} = \text{diag}\{1/\sigma_m^2\}$ - matrica težinskih faktora merenja (tačka 2.2.5).

Rešavanjem problema (2.5.1.3) dobijaju se estimirane vrednosti svih promenljivih stanja ($\hat{\mathbf{V}}, \hat{\boldsymbol{\theta}}, \hat{\mathbf{a}}_l, \hat{\boldsymbol{\phi}}_l$), nakon čega je moguće proračunati i ostatak režima EES-a. Slede koraci detekcije i identifikacije loših merenja, kao i estimacije topologije i parametara.

2.5.2 Jacobian matrica i matrica pojačanja

Matrica Jacobian-a ($\mathbf{H}(\mathbf{x})$) predstavlja ($M \times n$)-dimenzionu matricu osetljivosti promene funkcije zavisnosti merenja od promenljivih stanja ($\mathbf{h}(\mathbf{x})$) na promenu vektora promenljivih stanja (\mathbf{x}). Jacobian matrica matematički se predstavlja na sledeći način:

$$\mathbf{H}(\mathbf{x}) = \left. \frac{\partial \mathbf{h}(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}} \right|_{\mathbf{x}=\hat{\mathbf{x}}} = \begin{bmatrix} \frac{\partial h_1(\mathbf{x})}{\partial x_1} & \frac{\partial h_1(\mathbf{x})}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial h_1(\mathbf{x})}{\partial x_n} \\ \frac{\partial h_2(\mathbf{x})}{\partial x_1} & \frac{\partial h_2(\mathbf{x})}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial h_2(\mathbf{x})}{\partial x_n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial h_M(\mathbf{x})}{\partial x_1} & \frac{\partial h_M(\mathbf{x})}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial h_M(\mathbf{x})}{\partial x_n} \end{bmatrix}. \quad (2.5.2.1)$$

Na osnovu strukture vektora promenljivih stanja definisane u poglavlju 2.1, kao i strukture vektora merenja definisane u poglavlju 2.2, matrica Jacobian-a može se predstaviti i na sledeći, detaljniji način:

$$\mathbf{H}(\mathbf{V}, \boldsymbol{\theta}, \mathbf{a}_l, \boldsymbol{\varphi}_l) = \begin{bmatrix} \frac{\partial \mathbf{P}_l}{\partial \mathbf{V}} & \frac{\partial \mathbf{P}_l}{\partial \boldsymbol{\theta}} & \frac{\partial \mathbf{P}_l}{\partial \mathbf{a}_l} & \frac{\partial \mathbf{P}_l}{\partial \boldsymbol{\varphi}_l} \\ \frac{\partial \mathbf{Q}_l}{\partial \mathbf{V}} & \frac{\partial \mathbf{Q}_l}{\partial \boldsymbol{\theta}} & \frac{\partial \mathbf{Q}_l}{\partial \mathbf{a}_l} & \frac{\partial \mathbf{Q}_l}{\partial \boldsymbol{\varphi}_l} \\ \frac{\partial \mathbf{I}_l}{\partial \mathbf{V}} & \frac{\partial \mathbf{I}_l}{\partial \boldsymbol{\theta}} & \frac{\partial \mathbf{I}_l}{\partial \mathbf{a}_l} & \frac{\partial \mathbf{I}_l}{\partial \boldsymbol{\varphi}_l} \\ \frac{\partial \mathbf{P}}{\partial \mathbf{V}} & \frac{\partial \mathbf{P}}{\partial \boldsymbol{\theta}} & \frac{\partial \mathbf{P}}{\partial \mathbf{a}_l} & \frac{\partial \mathbf{P}}{\partial \boldsymbol{\varphi}_l} \\ \frac{\partial \mathbf{Q}}{\partial \mathbf{V}} & \frac{\partial \mathbf{Q}}{\partial \boldsymbol{\theta}} & \frac{\partial \mathbf{Q}}{\partial \mathbf{a}_l} & \frac{\partial \mathbf{Q}}{\partial \boldsymbol{\varphi}_l} \\ \frac{\partial \mathbf{I}}{\partial \mathbf{V}} & \frac{\partial \mathbf{I}}{\partial \boldsymbol{\theta}} & \frac{\partial \mathbf{I}}{\partial \mathbf{a}_l} & \frac{\partial \mathbf{I}}{\partial \boldsymbol{\varphi}_l} \\ \frac{\partial \mathbf{V}}{\partial \mathbf{V}} & \frac{\partial \mathbf{V}}{\partial \boldsymbol{\theta}} & \frac{\partial \mathbf{V}}{\partial \mathbf{a}_l} & \frac{\partial \mathbf{V}}{\partial \boldsymbol{\varphi}_l} \\ \frac{\partial \boldsymbol{\theta}}{\partial \mathbf{V}} & \frac{\partial \boldsymbol{\theta}}{\partial \boldsymbol{\theta}} & \frac{\partial \boldsymbol{\theta}}{\partial \mathbf{a}_l} & \frac{\partial \boldsymbol{\theta}}{\partial \boldsymbol{\varphi}_l} \\ \frac{\partial \mathbf{a}_l}{\partial \mathbf{V}} & \frac{\partial \mathbf{a}_l}{\partial \boldsymbol{\theta}} & \frac{\partial \mathbf{a}_l}{\partial \mathbf{a}_l} & \frac{\partial \mathbf{a}_l}{\partial \boldsymbol{\varphi}_l} \\ \frac{\partial \boldsymbol{\varphi}_l}{\partial \mathbf{V}} & \frac{\partial \boldsymbol{\varphi}_l}{\partial \boldsymbol{\theta}} & \frac{\partial \boldsymbol{\varphi}_l}{\partial \mathbf{a}_l} & \frac{\partial \boldsymbol{\varphi}_l}{\partial \boldsymbol{\varphi}_l} \end{bmatrix}. \quad (2.5.2.2)$$

Glavni izazov prilikom formiranja matrice Jacobian-a predstavlja definisanje svih izvoda datih prethodnom jednačinom (2.5.2.2). Prvo je potrebno na osnovu jednačina tokova snaga formirati zavisnosti svake merene veličine od promenljivih stanja, a potom diferencirati dobijene izraze. U velikim prenosnim sistemima broj promenljivih stanja može preći 20 hiljada, a imajući u vidu redundansu merenja u takvim sistemima, može se zaključiti da se radi o matricama značajnih dimenzija.

Matrica pojačanja (informaciona matrica) formira se na osnovu Jacobian matrice ($\mathbf{H}(\mathbf{x})$) korišćenjem sledećeg izraza:

$$\mathbf{G}(\mathbf{x}) = \mathbf{H}(\mathbf{x})^T \mathbf{W} \mathbf{H}(\mathbf{x}). \quad (2.5.2.3)$$

Ova matrica koristi se u različitim numeričkim metodama pogodnim za rešavanje optimizacionog problema definisanog u tački 2.5.1, kao što će i biti prikazano u narednom poglavlju.

2.5.3 Numeričke metode za rešavanje WLS problema

Optimizacioni problem definisan u (2.5.1.3) može se rešiti korišćenjem različitih numeričkih metoda. U ovoj tački biće predstavljene neke od tih metoda, čija efikasnost najviše zavisi od dimenzionalnosti i konfiguracije problema.

Da bi se odredio minimum optimizacione funkcije $J(\mathbf{x})$, potrebno je izvršiti diferenciranje te funkcije po vektoru promenljivih stanja \mathbf{x} , i tako dobijen izvod izjednačiti sa nulom:

$$\left. \frac{\partial \mathbf{J}(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}} \right|_{\mathbf{x}=\hat{\mathbf{x}}} = \mathbf{0}, \quad (2.5.3.1)$$

$$-\left. \frac{\partial \mathbf{h}(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}} \right|_{\mathbf{x}=\hat{\mathbf{x}}} \mathbf{W}[\mathbf{z} - \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}})] = \mathbf{0}, \quad (2.5.3.2)$$

odnosno:

$$-\mathbf{H}(\hat{\mathbf{x}})^T \mathbf{W}[\mathbf{z} - \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}})] = \mathbf{0}, \quad (2.5.3.3)$$

gde su:

$\mathbf{H}(\hat{\mathbf{x}})$ - matrica Jacobian-a (tačka 2.5.2) u tački ($\mathbf{x} = \hat{\mathbf{x}}$);

\mathbf{W} - matrica težinskih faktora;

\mathbf{z} - vektor merenja;

$\mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}})$ - vektor nelinearnih funkcija zavisnosti merenih veličina od promenljivih stanja.

Teorijski gledano, može postojati više vrednosti estimiranog vektora $\hat{\mathbf{x}}$ koje zadovoljavaju jednakost (2.5.3.3). Međutim, višestruki optimizacioni problemi nisu od praktičnog značaja, tako da se ova činjenica praktično zanemaruje, odnosno traži se fizički prihvatljivo rešenje.

Neke od najčešće korišćenih numeričkih metoda za rešavanje WLS problema su [1], [6]:

- Metod normalnih jednačina;
- Metod ortogonalnih transformacija (Givens-ovih rotacija);
- Hibridni metod;
- Metod Peters-a i Wilkinson-a;
- Normalne jednačine sa ograničenjima tipa jednakosti;
- Hachtel-ov metod;
- Metod blokovske formulacije.

U *metodi normalnih jednačina*, da bi se dobilo rešenje nelinearne jednačine (2.5.3.3), estimirani vektor promenljivih stanja $\hat{\mathbf{x}}$ dobija se iterativnim rešavanjem sledećeg sistema linearizovanih jednačina:

$$\mathbf{G}(\mathbf{x}^{(k)}) \Delta \mathbf{x}^{(k)} = \mathbf{H}(\mathbf{x}^{(k)})^T \mathbf{W} \Delta \mathbf{z}^{(k)}; \quad k = 0, 1, 2, \dots \quad (2.5.3.4)$$

$$\mathbf{x}^{(k+1)} = \mathbf{x}^{(k)} + \Delta \mathbf{x}^{(k)}, \quad (2.5.3.5)$$

gde su:

$\mathbf{G}(\mathbf{x}^{(k)})$ - matrica pojačanja u k -toj iteraciji;

$\mathbf{H}(\mathbf{x}^{(k)})$ - matrica Jacobian-a u k -toj iteraciji;

$\Delta \mathbf{z}^{(k)} = \mathbf{z} - \mathbf{h}(\mathbf{x}^{(k)})$ - priraštaj vektora merenja u k -toj iteraciji.

Kada je skup merenja dovoljno redundantan i pravilno distribuiran, odnosno kada je sistem potpuno observabilan, tada je Jacobian matrica punog ranga, pa je i matrica pojačanja nesingularna matrica, čime je obezbeđena numerička stabilnost proračuna.

U realnim EES-ima, sistem normalnih jednačina (2.5.3.4) se zbog svoje dimenzionalnosti ne rešava inverzijom matrice pojačanja $\mathbf{G}(\mathbf{x}^{(k)})$, jer je takav postupak vremenski izrazito neefikasan, a neretko i divergentan. Za njegovo rešavanje uobičajeno se koristi metod trougaone faktorizacije retkih matrica (najčešće *Cholesky* faktorizacija), primenjen na matricu pojačanja, koja nakon faktorizacije dobija sledeći oblik:

$$\mathbf{G}(\mathbf{x}^{(k)}) = \mathbf{U}^T \mathbf{U}, \quad (2.5.3.6)$$

gde je \mathbf{U} gornje trougaona matrica. Posle faktorizacije matrice pojačanja, nepoznati priraštaj vektora promenljivih stanja $\Delta \mathbf{x}^{(k)}$ dobija se zamenom unazad.

Važna karakteristika sistema jednačina koji se rešava je numerička uslovljenost samih jednačina. Sistem jednačina je slabo uslovljen ako mala izmena u matrici koeficijenata ($\mathbf{G}(\mathbf{x}^{(k)})$) i vektoru desne strane ($\mathbf{H}(\mathbf{x}^{(k)})^T \mathbf{W} \Delta \mathbf{z}^{(k)}$) dovodi do značajnih promena u rešenju ($\Delta \mathbf{x}^{(k)}$). Kao mera uslovljenosti sistema jednačina koristi se sledeći koeficijent [1], [6]:

$$\kappa = \|\mathbf{G}(\mathbf{x}^{(k)})\| \cdot \|\mathbf{G}(\mathbf{x}^{(k)})\|^{-1}, \quad (2.5.3.7)$$

gde $\|\mathbf{G}(\mathbf{x}^{(k)})\|$ označava normu matrice $\mathbf{G}(\mathbf{x}^{(k)})$. Ovaj koeficijent jednak je jedinici za jedinične matrice, dok teži beskonačnosti za singularne matrice. U statičkoj estimaciji stanja, do *slabe uslovljenosti* sistema jednačina dolazi usled sledećih situacija:

- Korišćenjem visokih težinskih faktora za virtuelna merenja;
- Priključenjem dugih i kratkih vodova u istom čvoru mreže;
- Značajnog udela merenja injektiranja u vektoru merenja.

S obzirom na problem slabe uslovljenosti sistema jednačina, metod normalnih jednačina rešen pomoću *Cholesky* faktorizacije ne može biti jedino i osnovno rešenje problema WLS estimacije stanja.

Jedna od dve osnovne ideje za rešavanje problema slabe uslovljenosti u statičkoj estimaciji stanja je izbegavanje formiranja matrice pojačanja $\mathbf{G}(\mathbf{x})$. *Metod ortogonalnih transformacija* je robusna numerička tehnika, koja upotrebom *Givens*-ovih rotacija rešava probleme slabe uslovljenosti na izuzetno efikasan način [1], [6], [67]. Ova metoda omogućava da se virtuelnim merenjima dodele vrlo visoki težinski faktori, i tako izbegne degradacija rezultata statičke estimacije stanja.

Hibridni metod predstavlja kombinaciju *metode ortogonalnih transformacija* i *metode normalnih jednačina*, a zasniva se na posebnom obliku predstavljanja matrice pojačanja. Poređenjem rezultata statičke estimacije stanja hibridnom i metodom ortogonalnih transformacija, pokazano je da u normalnim uslovima hibridni metod daje bolje rezultate [6], [68].

Metoda Peters-a i Wilkinson-a predstavlja alternativni metod kojim se vrši LU dekompozicija modifikovane Jacobian matrice:

$$\tilde{\mathbf{H}} = \frac{\mathbf{H}}{\sqrt{\mathbf{R}}} = \mathbf{L}\mathbf{U}, \quad (2.5.3.8)$$

Prednost ove metode predstavlja činjenica da je proizvod matrica $\mathbf{L}^T \mathbf{L}$ manje slabo uslovljen nego proizvod matrica $\tilde{\mathbf{H}}^T \mathbf{H}$.

Druga osnovna ideja za rešenje problema slabe uslovljenosti u statičkoj estimaciji stanja predstavljena je u okviru *metode normalnih jednačina sa ograničenjima tipa jednakosti* i zasniva se na izdvajanju virtuelnih merenja od ostalih telemetrisanih odnosno pseudo merenja, i njihovom zasebnom tretmanu kao ograničenja tipa jednakosti. Na ovaj način izbegava se jedan od najčešćih razloga slabe uslovljenosti matrice pojačanja izazvan izuzetno visokim težinskim faktorima virtuelnih merenja. U ovoj metodi formira se standardni WLS optimizacioni problem [1], [6], [69]:

$$\min_{\mathbf{x}} \{J(\mathbf{x}) = [\mathbf{z} - \mathbf{h}(\mathbf{x})]^T \mathbf{W}[\mathbf{z} - \mathbf{h}(\mathbf{x})]\}, \quad (2.5.3.9)$$

uz dodatak ograničenja tipa jednakosti:

$$\mathbf{c}(\mathbf{x}) = \mathbf{0}, \quad (2.5.3.10)$$

sa kojima je moguće proširiti optimizacionu funkciju korišćenjem *Lagrange*-ovih koeficijenata:

$$\mathfrak{J}(\mathbf{x}, \boldsymbol{\lambda}) = \frac{1}{2} [\mathbf{z} - \mathbf{h}(\mathbf{x})]^T \mathbf{W}[\mathbf{z} - \mathbf{h}(\mathbf{x})] - \boldsymbol{\lambda}^T \mathbf{c}(\mathbf{x}), \quad (2.5.3.11)$$

gde su:

$\boldsymbol{\lambda}$ - vektor *Lagrange*-ovih multiplikatora;

$\mathbf{c}(\mathbf{x})$ - ograničenja tipa jednakosti koja predstavljaju virtuelna merenja.

Potrebni uslovi za minimum optimizacionog kriterijuma $\mathfrak{J}(\mathbf{x}, \boldsymbol{\lambda})$ su:

$$\frac{\partial \mathfrak{J}(\mathbf{x}, \boldsymbol{\lambda})}{\partial \mathbf{x}} = \mathbf{H}(\mathbf{x})^T \mathbf{W}[\mathbf{z} - \mathbf{h}(\mathbf{x})] + \mathbf{C}(\mathbf{x})^T \boldsymbol{\lambda} = \mathbf{0}, \quad (2.5.3.12)$$

$$\frac{\partial \mathfrak{J}(\mathbf{x}, \boldsymbol{\lambda})}{\partial \boldsymbol{\lambda}} = \mathbf{c}(\mathbf{x}) = \mathbf{0}, \quad (2.5.3.13)$$

gde je $\mathbf{C}(\mathbf{x}) = \left. \frac{\partial \mathbf{c}(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}} \right|_{\mathbf{x}=\hat{\mathbf{x}}}$.

Koristeći *Gauss-Newton*-ov metod, prethodni sistem nelinearnih jednačina može se iterativno rešiti koristeći sledeću šemu:

$$\Delta \mathbf{z}^{(k)} = \mathbf{z} - \mathbf{h}(\mathbf{x}^{(k)}), \quad (2.5.3.14)$$

$$\begin{bmatrix} \mathbf{H}(\mathbf{x}^{(k)})^T \mathbf{W} \mathbf{H}(\mathbf{x}^{(k)}) & \mathbf{C}(\mathbf{x}^{(k)})^T \\ \mathbf{C}(\mathbf{x}^{(k)}) & \mathbf{0} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \Delta \mathbf{x}^{(k)} \\ -\boldsymbol{\lambda} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{H}(\mathbf{x}^{(k)})^T \mathbf{W} \Delta \mathbf{z}^{(k)} \\ -\mathbf{c}(\mathbf{x}^{(k)}) \end{bmatrix}, \quad (2.5.3.15)$$

$$\mathbf{x}^{(k+1)} = \mathbf{x}^{(k)} + \Delta \mathbf{x}^{(k)}. \quad (2.5.3.16)$$

Bitno je napomenuti da matrica kovarijansi, odnosno težinskih faktora, više ne sadrži ekstremno velike vrednosti, s obzirom da su virtuelna merenja izmeštana u ograničenja, čime je otklonjen jedan od najčešćih uzroka slabe uslovljenosti sistema jednačina u statičkoj estimaciji stanja. Nedostatak ove metode je što matrica koeficijenata ($\mathbf{H}(\mathbf{x}^{(k)})^T \mathbf{W} \mathbf{H}(\mathbf{x}^{(k)})$) nije više pozitivno definitna, tako da je neophodno obratiti pažnju na očuvanje numeričke stabilnosti pri trougaonoj faktorizaciji, što predstavlja izvesno ograničenje u primeni ove metode. Eventualna slaba uslovljenost sistema jednačina (2.5.3.15) može se jednostavno korigovati skaliranjem člana koji odgovara optimizacionom kriterijumu u proširenoj *Lagrange*-ovoj funkciji (2.5.3.11):

$$\mathfrak{J}(\mathbf{x}, \lambda_s) = \alpha \mathbf{J}(\mathbf{x}) - \lambda_s^T \mathbf{c}(\mathbf{x}), \quad (2.5.3.17)$$

dok iterativna šema dobija oblik:

$$\begin{bmatrix} \alpha \mathbf{H}(\mathbf{x}^{(k)})^T \mathbf{W} \mathbf{H}(\mathbf{x}^{(k)}) & \mathbf{C}(\mathbf{x}^{(k)})^T \\ \mathbf{C}(\mathbf{x}^{(k)}) & \mathbf{0} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \Delta \mathbf{x}^{(k)} \\ -\lambda_s \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha \mathbf{H}(\mathbf{x}^{(k)})^T \mathbf{W} \Delta \mathbf{z}^{(k)} \\ -\mathbf{c}(\mathbf{x}^{(k)}) \end{bmatrix}, \quad (2.5.3.18)$$

Da bi se dobila mala vrednost koeficijenta slabe uslovljenosti κ za koeficijent α je potrebno usvojiti neku od sledećih vrednosti:

$$\alpha = \frac{1}{\max \{w_m\}}, \text{ ili } \alpha = \frac{M}{\sum_{m=1}^M w_m}, \quad (2.5.3.19)$$

gde je w_m težinski faktor m -tog merenja.

U ovoj doktorskoj disertaciji, za statičku (WLS) estimaciju stanja korišćen je prethodno izloženi *metod normalnih jednačina sa ograničenjima tipa jednakosti*. U nastavku će ukratko biti izložene još dve metode koje se takođe oslanjaju na ideju izdvajanja virtuelnih merenja kao ograničenja tipa jednakosti.

U *Hachtel-ovoj metodi*, u kojoj su virtuelna merenja takođe izmeštena od ostalih merenja u ograničenja tipa jednakosti, vrši se uključivanje reziduala merenja (\mathbf{r}) kao nezavisnih promenljivih koje se rešavaju istovremeno sa \mathbf{x} i λ [70]. Prednost ove metode je u činjenici da nije neophodno formirati matricu pojačanja (kao kod metode ortogonalnih transformacija ili kod hibridne metode), tako da se glavni izvor slabe uslovljenosti izbegava, a on se ne pojavljuje ni u vektoru merenja. Međutim, matrica koeficijenata i ovde nije uvek pozitivno definitna, što može dovesti do numeričke nestabilnosti prilikom LDU faktorizacije. Ovde se takođe može izvršiti skaliranje kako bi se eliminisala slaba uslovljenost jednačina.

Metod blokovske formulacije, nakon izdvajanja virtuelnih merenja u ograničenja tipa jednakosti, eliminiše preostali uzrok slabe uslovljenosti jednačina time što merenja injektiranja izdvaja u poseban blok u odnosu na ostale tipove merenja. Dobijeni metod predstavlja hibrid između *Hachtel-ove metode* i klasične *metode normalnih jednačina sa ograničenjima tipa jednakosti* [71], [72].

2.5.4 Algoritam WLS estimacije stanja

Nakon formulacije optimizacionog problema WLS estimacije stanja, opisa procesa kreiranja matrica Jacobian-a i pojačanja, kao i pregleda najčešće korišćenih numeričkih metoda za rešavanje ovog optimizacionog problema, može se pristupiti formiranju glavnog algoritma statičke estimacije stanja koji je prikazan blok-dijagramom na Slici 2.2, i sastoji se od sledećih koraka:

Priprema. U okviru modula za *procesiranje raspoloživih merenja* i *analizu observabilnosti* izvršeno je kreiranje konačnog vektora merenja (\mathbf{z}) koji se sastoji od:

- Konvencionalnih telemetrisanih (SCADA) merenja;
- Fazorskih (PMU) merenja;
- Pseudo merenja.

Formirana je matrica težinskih faktora merenja (\mathbf{W}), kako na osnovu ulaznih/specificiranih vrednosti varijansi/težinskih faktora pojedinačnih merenja, tako i na osnovu rezultata pre-estimacionih testova.

Skup virtuelnih merenja izdvojen je van vektora merenja \mathbf{z} .

Korak 1. Na osnovu skupa virtuelnih merenja definisati ograničenja tipa jednakosti $\mathbf{c}(\mathbf{x}) = \mathbf{0}$.

Korak 2. Na osnovu izraza (2.5.3.19) proračunati koeficijent skaliranja α .

Korak 3. Postaviti početnu vrednost vektora promenljivih stanja $\mathbf{x}^{(0)}$. Za početnu vrednost vektora $\mathbf{x}^{(0)}$ najčešće se postavlja rezultat izvršenja estimacije stanja za prethodni vremenski trenutak.

Korak 4. Inicijalizovati brojač iteracija na $k = 0$.

Korak 5. Izračunati priraštaj vektora merenja $\Delta \mathbf{z}^{(k)} = \mathbf{z} - \mathbf{h}(\mathbf{x}^{(k)})$.

Korak 6. Izračunati vrednosti matrice Jacobian-a $\mathbf{H}(\mathbf{x}) = \frac{\partial \mathbf{h}(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}}$ i matrice $\mathbf{C}(\mathbf{x}) = \frac{\partial \mathbf{c}(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}}$ u tački $\mathbf{x} = \mathbf{x}^{(k)}$.

Korak 7. Izračunati priraštaj vektora promenljivih stanja u k -toj iteraciji $\Delta \mathbf{x}^{(k)}$ na osnovu sistema jednačina (2.5.3.18).

Korak 8. Proveriti da li je zadovoljen kriterijum konvergencije:

$$\max |\Delta \mathbf{x}_i^{(k)}| \leq \varepsilon, \quad i = 1, 2, \dots, n. \quad (2.5.4.1)$$

gde je ε specificirana vrednost kriterijuma konvergencije. Najčešće se vrednost kriterijuma konvergencije definiše po tipu promenljive stanja ($\mathbf{V}, \boldsymbol{\theta}, \mathbf{a}_l, \boldsymbol{\varphi}_l$), odnosno ne govori se o skalaru, već o vektoru $\boldsymbol{\varepsilon} = [\varepsilon_v \quad \varepsilon_\theta \quad \varepsilon_a \quad \varepsilon_\varphi]$.

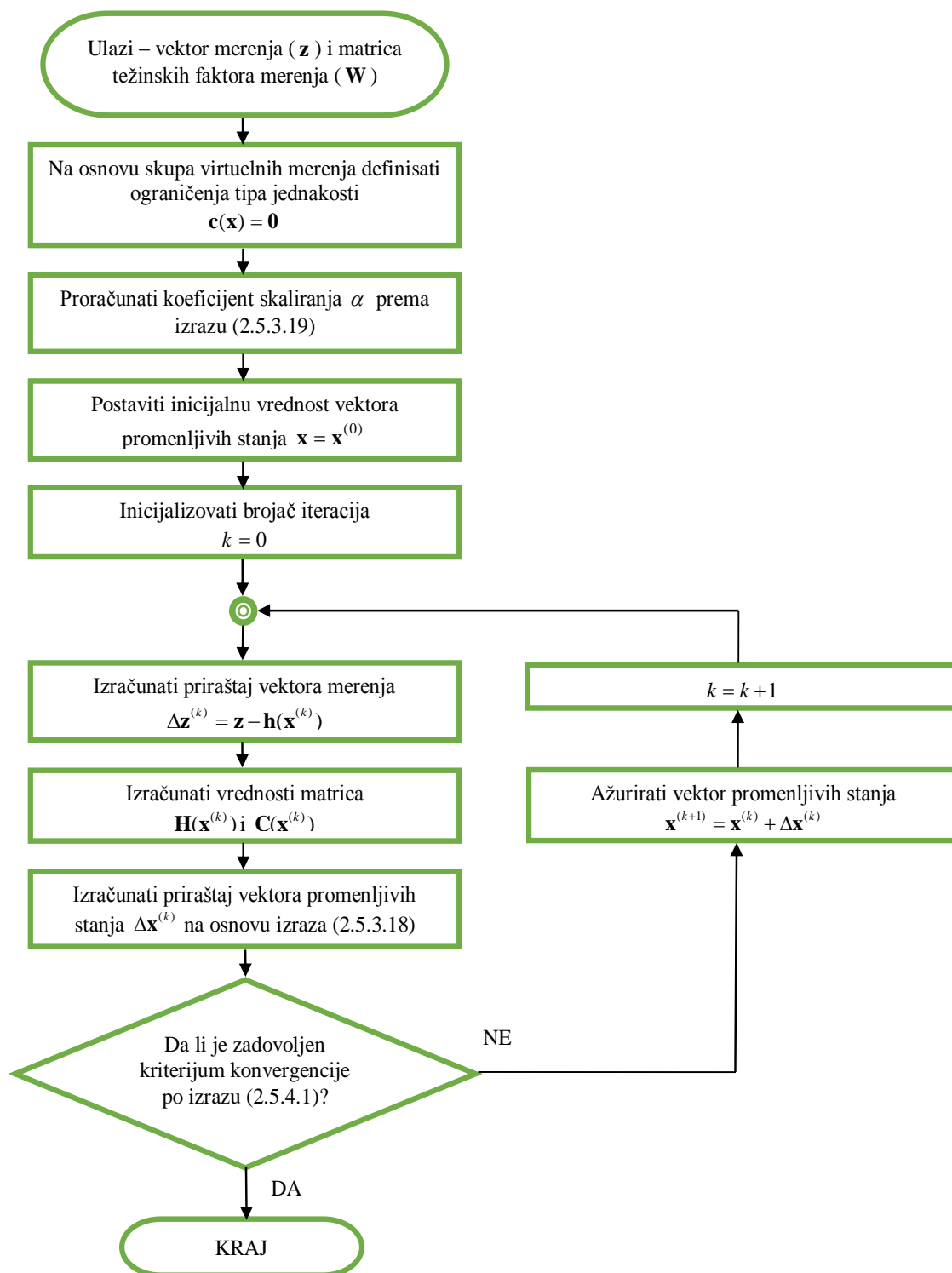
Ukoliko je zadovoljen kriterijum konvergencije, vrednost vektora promenljivih stanja iz tekuće iteracije ($\mathbf{x}^{(k)}$) uzeti kao rešenje. Ukoliko kriterijum nije zadovoljen, preći na **Korak 9**.

Korak 9. Ažurirati vektor promenljivih stanja korišćenjem priraštaja koji je proračunat u **Koraku 7** na osnovu jednačine (2.5.3.16): $\mathbf{x}^{(k+1)} = \mathbf{x}^{(k)} + \Delta \mathbf{x}^{(k)}$.

Korak 10. Povećati brojač iteracija za 1: $k = k + 1$. Preći na **Korak 5**.

Kao što je ranije pomenuto, veće prenosne mreže mogu imati nekoliko hiljada visokonaponskih čvorova, odnosno mogu se naći interkonektivni sistemi sa više od 10 000 čvorova, odnosno preko 20 000 promenljivih stanja. Iako značajnih dimenzija, takvi sistemi predstavljaju sve manji numerički izazov za savremene metode i računare. Uz visoku tačnost raspoloživih merenja, odnosno dobro određene težinske faktore merenja, WLS algoritam najčešće konvergira u manje od 10 iteracija. Problemi nastaju kada je kvalitet merenja loš, a težinski faktori nisu podešeni tako da realno oslikavaju stanje u mreži, bez obzira na veličinu same mreže. S obzirom na upetljanost prenosnih i subprenosnih mreža i veliki broj raspoloživih merenja (kako telemetrisanih, tako i pseudo), proces finog podešavanja težinskih faktora merenja je često veoma dug i mukotrpan, i neretko traje po nekoliko godina. Konačan rezultat

ovakvog finog podešavanja je veoma dobra procena režima EES-a, koja je i najpotrebnija baš u sistemima sa lošim merenjima, gde dispečeri ne mogu da se oslone na sirova merenja.



Slika 2.2: Blok dijagram glavnog algoritma WLS estimacije stanja

2.6 Detekcija i identifikacija loših merenja

Jedan od najznačajnijih modula statičke estimacije stanja je svakako *detekcija i identifikacija loših merenja*. U okviru ovog modula vrši se na prvom mestu detekcija postojanja loših podataka (odnosno merenja) u sistemu, a potom i njihova identifikacija i eliminacija. Sa izbacivanjem loših merenja iz vektora merenja (\mathbf{z}), odnosno smanjivanjem težinskih faktora takvih merenja, značajno se poboljšava kvalitet rezultata estimacije stanja, a samim tim i svih ostalih funkcija za monitoring, kontrolu i optimizaciju rada EES-a koje se na tim rezultatima zasnivaju.

U okviru modula za *procesiranje raspoloživih merenja*, pre-estimaciona analiza na osnovu heurističkih testova konzistentnosti klasifikuje merenja u više kategorija: *ispravna*, *pogrešna*, *sumnjiva* i *sirova* (poglavlje 2.3). Pored *pogrešnih*, koja su jednoznačno određena, za *sumnjiva* i *sirova* merenja nije moguća definitivna potvrda o njihovom kvalitetu, bez samih rezultata statičke estimacije stanja. Svrha algoritamske detekcije i identifikacije opisane u ovom poglavlju jeste identifikacija baš takvih loših merenja koja nisu mogla biti otkrivena u procesu pre-estimacione analize.

U ovoj glavi doktorske disertacije dat je pregled klasično korišćenih metoda za detekciju i identifikaciju loših merenja u komercijalnim EMS softverskim paketima zasnovanim na statičkoj estimaciji stanja.

2.6.1 Klasične metode za detekciju loših merenja

Osnovni zadatak metoda za detekciju loših merenja je utvrđivanje da li u korišćenom skupu merenja postoje loša merenja, ali ne i identifikacija takvih merenja. Identifikaciji se pristupa tek nakon pozitivnog testa detekcije, odnosno po potvrdi postojanja loših merenja.

Detekcija postojanja loših merenja izvršava se nakon završetka glavnog algoritma estimacije stanja pomoću sledeća dva testa [1]:

1. Poređenjem estimiranog optimizacionog kriterijuma sa odgovarajućim pragom (Hi-kvadrat test).
2. Poređenjem maksimalnog normalizovanog reziduala merenja sa odgovarajućim pragom.

Detekcija Hi-kvadrat testom

Slučajna promenljiva Y , koja predstavlja sumu kvadrata k nezavisnih slučajnih promenljivih X sa normalnim (Gauss-ovim) raspodelama, poseduje Hi-kvadrat (χ^2) distribuciju sa k stepeni slobode [1], [6]. Broj stepeni slobode određen je brojem nezavisnih promenljivih koje ulaze u sumu kvadrata. Za funkciju koja ima χ^2 distribuciju i specificirani broj stepeni slobode, jednostavno se može odrediti verovatnoća da funkcija poprimi određenu vrednost, odnosno može se odrediti prag ispod kog se sa određenom (zadatom) verovatnoćom vrednost funkcije nalazi.

Funkcija cilja WLS estimacije stanja može se posmatrati kao slučajna promenljiva Y , odnosno kao funkcija sa Hi-kvadrat distribucijom ukoliko se zanemare vandijagonalni elementi matrice kovarijansi \mathbf{R} , odnosno korelacije između merenja:

$$J(\hat{\mathbf{x}}) = \sum_{m=1}^M \frac{[z_m - h_m(\hat{\mathbf{x}})]^2}{\sigma_m^2}. \quad (2.6.1.1)$$

gde su:

- $\hat{\mathbf{x}}$ - estimirani vektor promenljivih stanja;
- M - ukupan broj merenja u sistemu;
- $h_m(\hat{\mathbf{x}})$ - estimirana vrednost m -tog merenja;
- z_m - izmerena vrednost m -tog merenja;
- σ_m^2 - varijansa m -tog merenja.

Broj stepeni slobode funkcije cilja statičke WLS estimacije stanja manji je ili jednak razlici ukupnog broja merenja M i broja promenljivih stanja n . Za odabranu verovatnoću pouzdanosti testa (npr. 95%), označenu sa vpt , i broj stepeni slobode funkcije cilja ($M - n$), može se odrediti prag $\chi_{M-n, vpt}^2$ koristeći neku od publikovanih statističkih tablica. Prag predstavlja najveću prihvatljivu vrednost funkcije cilja koja ne ukazuje na postojanje loših merenja. Ukoliko je vrednost funkcije cilja veća od $\chi_{M-n, vpt}^2$, sa verovatnoćom od vpt (npr. 95%) može se biti siguran u postojanje loših merenja.

Sam Hi-kvadrat test detekcije postojanja loših merenja može se napisati na sledeći način:

- Ako je $J(\hat{\mathbf{x}}) \geq \chi_{M-n, vpt}^2$ test je pozitivan, odnosno sa verovatnoćom vpt je detektovano prisustvo loših merenja u vektoru merenja;
- Ako je $J(\hat{\mathbf{x}}) < \chi_{M-n, vpt}^2$ test je negativan, odnosno sa verovatnoćom vpt možemo tvrditi da u korišćenom vektoru merenja ne postoje loša merenja.

Izbor verovatnoće pouzdanosti testa (vpt) je veoma bitan, jer direktno utiče na prag: veće vrednosti verovatnoće daće veću vrednost praga. Prag je potrebno odrediti tako da pruži optimalan odnos „lažnih“ pozitivnih i „lažnih“ negativnih detekcija, odnosno da pruži globalni minimum oba. „Lažne“ pozitivne detekcije su pozitivni rezultati detekcije u slučajevima nepostojanja loših merenja (preosetljivost testa), dok su „lažne“ negativne detekcije one kod kojih test nije detektovao postojanje loših merenja u skupu gde su takva merenja prisutna (nedovoljno osetljiv test). Veće vrednosti praga smanjuju broj lažnih pozitivnih detekcija, ali povećavaju broj lažnih negativnih detekcija, dok je za manje vrednosti praga situacija obrnuta.

Detekcija poredenjem maksimalnog normalizovanog reziduala merenja

S obzirom da je u formulaciji Hi-kvadrat testa funkcija cilja aproksimativno predstavljena korišćenjem dijagonalne matrice kovarijansi merenja, određena greška je unešena u sam test, koji zato za pojedine slučajeve neće biti u stanju da detektuje postojanje loših merenja. Iz tog razloga je razvijen drugi test baziran na normalizovanim rezidualima merenja.

Normalizovani rezidual m -tog merenja proračunava se na sledeći način [1]:

$$r_{Nm} = \frac{|r_m|}{\sqrt{\Omega_{mm}}} = \frac{|z_m - h_m(\hat{\mathbf{x}})|}{\sqrt{\Omega_{mm}}}, \quad (2.6.1.2)$$

gde je Ω_{mm} m -ti dijagonalni član matrice kovarijansi reziduala merenja Ω .

Vektor normalizovanih reziduala merenja \mathbf{r}_N ima standardnu normalnu raspodelu u odsustvu loših merenja ($r_{Nm} \sim N(0,1)$), pa se postojanje loših merenja može detektovati poređenjem maksimalnog normalizovanog reziduala sa statistički određenim pragom za željeni nivo osetljivosti ($N_{(1-\alpha/2)\max}$). Određivanje praga se u praksi najčešće vrši na jedan od sledećih načina:

- Korišćenjem gornje granice standardne normalne raspodele $N_{(1-0,0026/2)\max} = 3\sigma = 3$ što predstavlja najzastupljeniji pristup, gde je verovatnoća pojave lošeg merenja 0,26 % [1];
- Očitavanjem praga iz funkcije standardne normalne raspodele za željenu vrednost verovatnoće pojave lošeg merenja, npr. za verovatnoću od 3% $N_{(1-0,03/2)\max} = 2,17$ [6];
- Korišćenjem dinamičkog praga koji se računa za svaki rezidual posebno na osnovu kovarijanse reziduala i varijanse merenja po sledećem izrazu:

$$\beta_m = N_{(1-\alpha/2)\max} \frac{\sqrt{\Omega_{mm}}}{\sigma_m}. \quad (2.6.1.3)$$

Ukoliko bilo koji normalizovani rezidual naruši svoj prag β_m test je pozitivan, odnosno detektovano je prisustvo loših merenja.

Test maksimalnog normalizovanog reziduala merenja je utoliko bolji od Hi-kvadrat testa što koristi kovarijanse reziduala merenja Ω_{mm} umesto varijansi merenja σ_m^2 prilikom normalizacije reziduala, ali i dalje zanemaruje vandijagonalne elemente matrice kovarijansi, odnosno pogodan je za detekciju postojanja loših merenja jedino u sistemima gde je stepen korelacije merenja relativno nizak.

2.6.2 Klasične metode za identifikaciju loših merenja

Nakon detekcije postojanja loših merenja korišćenjem testova predstavljenih u tački 2.6.1, prelazi se na identifikaciju individualnih merenja koja su netačna, i kao takva narušavaju tačnost rezultata statičke estimacije stanja. Nakon pronalaska ovakvih merenja, ona se iz vektora merenja izbacuju, zamenjuju sa pseudo merenjima, ili im se drastično smanjuju težinski faktori.

U procesu identifikacije loših merenja razlikuju se slučajevi jednostrukih i višestrukih loših merenja, gde su druga u praksi mnogo češća, posebno u inicijalnim fazama implementacije EMS softverskih paketa. Višestruka loša merenja mogu se podeliti u 3 grupe [1]:

- Nekorelisana loša merenja – vrednost jednog merenja, odnosno njegova greška, ne utiče na grešku drugog lošeg merenja;

- Korelisana, neusklađena loša merenja – merenja su korelisana, ali im se vrednosti greške menjaju na različit način, odnosno dok jedna vrednost raste, druga opada, i obrnuto;
- Korelisana, usklađena loša merenja – merenja su korelisana i vrednosti greške im se menjaju na isti način, odnosno sa rastom jedne raste i druga.

Klasične metode za identifikaciju loših merenja u okviru WLS estimacije stanja kreirane su za potrebe prenosnih mreža, i uglavnom se baziraju na analizi reziduala merenja [1], [6], [7], [8], [9], [10]. U skorije vreme, posebna pažnja je pridana i distributivnim mrežama, gde su razvijeni specijalizovani algoritmi za identifikaciju loših merenja po fazama [59]. U okviru ove glave doktorske disertacije detaljnije će biti predstavljene neke od klasičnih metoda identifikacije koje su prilagođene prenosnim mrežama:

1. Metod sukcesivnih eliminacija [1]
 - a. Identifikacija jednog merenja sa najvećim normalizovanim rezidualom iznad praga u svakom prolazu;
 - b. Istovremena identifikacija grupe merenja sa normalizovanim rezidualima iznad praga u svakom prolazu;
2. Identifikacija loših merenja testiranjem hipoteze (HTI) [7], [8];
3. Kompenzacioni metod [6], [9].

Metod sukcesivnih eliminacija

Ovaj metod zasniva se na proračunu normalizovanih reziduala merenja i njihovom poređenju sa odgovarajućim pragom, definisanim na isti način kao i u okviru drugog testa detekcije iz tačke 2.6.1. U prvoj varijanti metode, pronalazi se i eliminiše jedno po jedno merenje sa najvećim normalizovanim rezidualom, u skladu sa sledećim koracima:

Korak 1. Izvršiti glavni algoritam WLS estimacije stanja i proračunati vektor reziduala merenja:

$$\mathbf{r} = \mathbf{z} - \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}}). \quad (2.6.2.1)$$

Korak 2. Izračunati normalizovane rezidualne merenja koristeći izraz (2.6.1.2).

Korak 3. Proveriti postojanje loših merenja testovima za detekciju opisanim u tački 2.6.1. Ukoliko su rezultati testova negativni, smatrati da ne postoje loša merenja u razmatranom vektoru merenja i izaći iz modula za detekciju i identifikaciju loših merenja. Ukoliko su rezultati testova pozitivni, preći na **Korak 4.**

Korak 4. Pronaći najveći normalizovani rezidual merenja r_{Nk} unutar vektora \mathbf{r}_N . S obzirom da je prethodno detektovano postojanje loših merenja, ovaj rezidual je očekivano da bude veći od odabranog/proračunatog praga.

Korak 5. Eliminirati merenje k , korigovati mu vrednost, zameniti ga sa pseudo merenjem, ili mu smanjiti težinski faktor. Preći na **Korak 1.**

U drugoj varijanti ove metode, umesto samo jednog merenja sa najvećim normalizovanim rezidualom, u jednom prolazu se eliminišu sva merenja sa normalizovanim rezidualima iznad definisanog praga. Time je smanjen broj prolaza koji je neophodan da bi se uklonila sva loša merenja, odnosno vreme izvršenja proračuna je značajno skraćeno. Međutim, u slučaju postojanja snažnih korelacija između merenja može doći do izbacivanja i nekih dobrih

merenja pod uticajem loših. Zato se u pojedinim izvedbama ove varijante naknadno radi sekvencijalno vraćanje jednog po jednog merenja u skup i proveravanje testova detekcije, kako ne bi došlo do konačnog gubitka dobrih merenja. Ovaj naknadni postupak značajno opterećuje sam proračun i smanjuje vremensku prednost ove varijante u odnosu na inicijalnu.

Obe varijante metode sukcesivnih eliminacija zahtevaju višestruku estimaciju vektora promenljivih stanja, čime drastično produžavaju vreme izvršavanja ukupnog algoritma estimacije stanja. Izbegavanjem eliminacije loših merenja, odnosno njihovom korekcijom u **Koraku 5**, zadržava se struktura vektora merenja, pa nije neophodna ponovna faktorizacija matrice pojačanja čime se donekle štedi na računarskom vremenu [1]. I pored toga, s obzirom da se estimator stanja u savremenim EMS sistemima izvršava u proseku na svakih 30-60s, praktična primena ove metode pri svakom izvršavanju estimatora stanja dovodi se u pitanje.

Eliminacija loših merenja često se izbegava ne samo zbog potrebe za ponovnom faktorizacijom matrice pojačanja, već i zbog observabilnosti EES-a koja može biti ugrožena u mrežama sa nižom globalnom ili lokalnom redundansom. Ovo je često slučaj u subprenosnim i distributivnim mrežama. Tu se zato češće pribegava korekciji postojećih merenja, njihovom zamenom sa raspoloživim pseudo merenjima, ili smanjivanju težinskih faktora merenja.

Metodom sukcesivnih eliminacija mogu se uspešno identifikovati jednostruka loša merenja, višestruka nekorelisana i višestruka korelisana, ali neusklađena loša merenja [1]. Identifikacija korelisanih usklađenih loših merenja može biti propuštena ovim testom.

Identifikacija loših merenja testiranjem hipoteze

Za razliku od prethodno opisane metode koja se temelji na normalizovanim rezidualima merenja, identifikacija testiranjem hipoteze sprovodi se na bazi estimiranih grešaka merenja [7], [8]. Estimirane greške merenja mogu se dobiti iz vektora reziduala korišćenjem sledećeg izraza:

$$\mathbf{r} = \mathbf{S}\mathbf{e}, \quad (2.6.2.2)$$

gde je $\mathbf{S} = \frac{\partial \mathbf{r}}{\partial \mathbf{z}}$ matrica osetljivosti reziduala merenja na promene merenja.

S obzirom da je rang matrice \mathbf{S} manji ili jednak razlici ukupnog broja merenja i broja promenljivih stanja ($\text{rang}\{\mathbf{S}\} \leq M - n$), kompletan vektor grešaka merenja nije moguće estimirati, već samo njegov podskup. Iz tog razloga sva merenja se dele u dve grupe:

1. Validna, označena indeksom v ;
2. Sumnjiva, označena indeksom s .

Koristeći ovu metodu, samo loša merenja unutar skupa *sumnjivih* će biti identifikovana, tako da je inicijalna podela vektora merenja na *validna* i *sumnjiva* izuzetno značajna. Ova podela najčešće se vrši odabirom merenja sa najvećim normalizovanim rezidualima u skup *sumnjivih*, čime se donekle prenosi problem usklađeno-korelisanih loših merenja iz prethodne metode (metode sukcesivnih eliminacija) na ovu. Takođe, maksimalan broj loših merenja u mreži je ograničen na $M - n$, što je opravdana pretpostavka u slučaju prenosnih mreža, sem u slučajevima inicijalne instalacije EMS softvera kada je veliki procenat merenja sumnjiv.

Nakon podele skupa merenja, jednačina (2.6.2.2) se može napisati u raspregnutoj formi:

$$\mathbf{r}_v = \mathbf{S}_{vv}\mathbf{e}_v + \mathbf{S}_{vs}\mathbf{e}_s, \quad (2.6.2.3)$$

$$\mathbf{r}_s = \mathbf{S}_{sv}\mathbf{e}_v + \mathbf{S}_{ss}\mathbf{e}_s. \quad (2.6.2.4)$$

gde su:

- $\mathbf{r}_v, \mathbf{r}_s$ - subvektori vektora reziduala za validna i sumnjiva merenja, respektivno;
- $\mathbf{S}_{vv}, \mathbf{S}_{vs}, \mathbf{S}_{sv}, \mathbf{S}_{ss}$ - submatrice matrice osetljivosti \mathbf{S} koje odgovaraju validnim i sumnjivim merenjima;
- $\mathbf{e}_v, \mathbf{e}_s$ - subvektori grešaka merenja koji odgovaraju skupu validnih i sumnjivih merenja, respektivno.

Pod pretpostavkom da su merenja iz skupa *validnih* bez grešaka, odnosno da je $E[\mathbf{e}_v] = 0$, estimacija grešaka merenja \mathbf{e}_s može se proračunati iz jednačine (2.6.2.4) na sledeći način:

$$\hat{\mathbf{e}}_s = \mathbf{S}_{ss}^{-1}\mathbf{r}_s. \quad (2.6.2.5)$$

Ovako estimirane greške merenja iz *sumnjivog* skupa dalje se koriste za identifikaciju loših merenja testiranjem hipoteze. Testiranje hipoteze je opšti metod odlučivanja oko prihvatanja ili odbijanja određenog iskaza [1]. Iskaz koji se testira označava se kao osnovna hipoteza H_0 . Odbijanje osnovne hipoteze znači prihvatanje njoj komplementarne, alternativne hipoteze H_1 . U konkretnom slučaju identifikacije loših merenja, osnovna i alternativna hipoteza definišu se na sledeći način:

- H_0 - merenje i je validno;
- H_1 - merenja i je sa greškom.

Na osnovu statističkog ponašanja estimiranih grešaka validnih, odnosno loših merenja (njihove raspodele), i željene osetljivosti samog testa, odnosno odnosa „lažno“ pozitivnih i „lažno“ negativnih detekcija, definišu se pragovi poređenja za svako sumnjivo merenje ponaosob. Poređenjem estimirane greške merenja sa izračunatim pragom, vrši se prihvatanje osnovne, odnosno alternativne hipoteze.

Kompenzacioni metod

Identifikacija loših merenja kompenzacionom metodom sprovodi se u dve faze [9]:

1. Merenja sa najvećim normalizovanim rezidualima sukcesivno se eliminišu i dodaju listi sumnjivih merenja, koja se označava kao *kompenzacioni skup*. Ostala merenja analiziraju se na prisustvo loših podataka korišćenjem prvog i drugog testa iz tačke 2.6.1. Za ovo testiranje uobičajeno se koriste normalizovani reziduali koji se obezbeđuju korišćenjem linearne zavisnosti poremećaja reziduala merenja od vektora poremećaja merenja. Svaki ciklus ovakvog procesiranja označava se kao identifikacioni prolaz. Kada su oba testa detekcije postojanja loših podataka zadovoljena, za sva sumnjiva merenja pretpostavlja se da su ujedno i loša.
2. Konačna klasifikacija sumnjivih merenja vrši se poređenjem njihovih normalizovanih estimiranih grešaka merenja sa statistički izvedenim pragovima

(slično određenim kao u detekciji testiranjem hipoteze). Merenja koja se ocene kao validna vraćaju se u skup tačnih merenja, a potom se vrši konačna statička estimacija stanja bez ponovne faktorizacije matrice pojačanja, jer se loša merenja koriguju, a ne eliminišu iz vektora merenja.

Za razliku od metode sukcesivnih eliminacija, gde je potrebno višestruko ponovno izvršavanje glavnog algoritma estimacije stanja i proračunavanje reziduala merenja, u ovoj metodi ažurirani reziduali dobijaju se iz neiterativnog postupka, gde se koristi linearna zavisnost poremećaja reziduala merenja od vektora poremećaja merenja:

$$\Delta \mathbf{r} = \mathbf{S} \Delta \mathbf{z}, \quad (2.6.2.6)$$

$$\mathbf{r}_{\text{novi}} = \mathbf{r}_{\text{stari}} + \Delta \mathbf{r} = \mathbf{r}_{\text{stari}} + \mathbf{S} \Delta \mathbf{z}. \quad (2.6.2.7)$$

Intenzivna testiranja na različitim mrežama [10] potvrđuju osnovanost korišćenja izraza (2.6.2.6), odnosno linearnost čak i za velike promene vektora merenja $\Delta \mathbf{z}$. Korišćenjem izraza (2.6.2.7) moguće je proračunati vektor reziduala merenja nakon kompenzacije merenja sa najvećim normalizovanim rezidualom u prethodnom identifikacionom prolazu, a bez ponovnog izvršavanja estimacije stanja koje je neophodno u metodi sukcesivnih eliminacija. Ovo je aproksimativni metod koji unosi određenu grešku u sam proračun, ali značajno skraćuje vreme potrebno za kreiranje liste sumnjivih merenja.

U drugoj fazi ove metode vrši se konačna klasifikacija loših merenja korišćenjem postupka sličnog onom opisanom u okviru metode testiranja hipoteze. Kompenzaciona metoda zato na neki način predstavlja unapređenje metode testiranja hipoteze, gde je značajno poboljšan proces kreiranja inicijalnog skupa sumnjivih merenja.

3. Dinamička estimacija stanja

U prethodnoj glavi doktorske disertacije opisana je statička WLS estimacija stanja, gde se kompletan vektor promenljivih stanja određuje samo na bazi merenja dobijenih za jedan vremenski trenutak. U ovoj glavi biće opisane rekurzivne metode estimacije stanja, koje se zasnivaju na vremenskoj sekvenci preseka raspoloživih merenih vrednosti (*snapshot*).

Pored estimatora za praćenje promenljivih stanja (*Tracking State Estimator*), biće analizirani linearni dinamički, i na kraju nelinearni dinamički estimatori stanja. Poseban akcenat biće stavljen na Unscented Kalman filter, koji će u kasnijim poglavljima biti korišćen za detekciju malicioznih napada injektiranjem loših merenja. U tački 3.3.4 biće predstavljen inovativan način formiranja tranzicione matrice, dok će u poglavlju 3.4 pažnja biti posvećena metodama za detekciju i identifikaciju loših merenja u dinamičkoj estimaciji stanja.

3.1 Estimator za praćenje promenljivih stanja

Ovo je posebna vrsta dinamičkih estimatora stanja koji se baziraju na statičkom modelu mreže i pretpostavci da se izvođenje kompletnih ciklusa merenja ponavlja u intervalima koji su manji od vremenske konstante sistema, odnosno da se vektor promenljivih stanja \mathbf{x} malo menja između dva uzastopna vremenska trenutka (t_{n-1} i t_n) [6], [73]. Za početnu vrednost vektora promenljivih stanja u trenutku t_n postavlja se procenjena (estimirana) vrednost iz prethodnog vremenskog trenutka $\hat{\mathbf{x}}(t_{n-1})$ bazirana na poznavanju vektora merenja $\mathbf{z}(t_{n-1})$. Za izračunavanje stanja sistema u trenutku t_n koristi se rekurzivna šema koja je obrađena u nastavku.

Model telemetrisanih merenja u trenutku t_n iz jednačine (2.2.1) može se napisati u sledećem obliku:

$$\mathbf{z}(t_n) = \mathbf{h}[\mathbf{x}(t_n)] + \mathbf{e}(t_n); \quad t_n = t_1, t_2, \dots, t_N, \quad (3.1.1)$$

pri čemu je očekivana srednja vrednost grešaka merenja jednaka nuli ($E\{\mathbf{e}(t_n)\} = 0$), dok je njihova kovarijansa:

$$\text{cov}\{\mathbf{e}(t_n)^T \mathbf{e}(t_k)\} = \begin{cases} \mathbf{R}(t_n) & t_n = t_k \\ \mathbf{0} & t_n \neq t_k \end{cases}. \quad (3.1.2)$$

Ako se pretpostavi da je vremenska razlika između trenutaka t_{n-1} i t_n mala, korekcija vektora promenljivih stanja između ova dva trenutka ($\mathbf{x}(t_n) - \hat{\mathbf{x}}(t_{n-1})$) biće dovoljno mala da bi se ažuriranje izvedeno na osnovu izraza (2.5.3.4) moglo izvršiti u samo jednoj iteraciji [6]:

$$\mathbf{G}(t_{n-1})[\mathbf{x}(t_n) - \hat{\mathbf{x}}(t_{n-1})] = \mathbf{H}(t_{n-1})\mathbf{R}^{-1}\{\mathbf{z}(t_n) - \mathbf{h}[\hat{\mathbf{x}}(t_{n-1})]\}. \quad (3.1.3)$$

Rešavanjem prethodnog sistema normalnih jednačina za uzorak merenja $\mathbf{z}(t_n)$, uz korišćenje poznate estimacije vektora promenljivih stanja za prethodni vremenski trenutak $\hat{\mathbf{x}}(t_{n-1})$ kao inicijalnog rešenja, vektor promenljivih stanja u trenutku t_n dobija se u jednoj iteraciji. Opisani proces može se proširiti da bude iterativan, ograničavajući maksimalan broj iteracija, ili postavljajući uslov konvergencije da npr. maksimalna korekcija vektora

promenljivih stanja u jednoj iteraciji bude manja od zadatog praga. S obzirom da se računarski zahtevan proračun matrice pojačanja i njene inverzije vrši samo jednom, a potom koristi za ažuriranje vektora promenljivih stanja sa pristizanjem novih merenja, izvršavanje ovog tipa estimatora je izuzetno vremenski efikasno.

Prethodna formulacija estimatora za praćenje promenljivih stanja ne uvodi nikakve pretpostavke o dinamičkom ponašanju vektora promenljivih stanja $\mathbf{x}(t_n)$ u vremenu, pa nije potrebno definisati tranzicionu matricu kojom bi se korelisali vektori promenljivih stanja u dva uzastopna vremenska trenutka. Ovo nije slučaj za ostale dinamičke estimatore, gde određivanje tranzicione matrice ima značajnu ulogu.

Iako manje tačan od ostalih dinamičkih estimatora stanja, kao i statičke WLS estimacije stanja, estimator za praćenje promenljivih stanja pronašao je upotrebnu vrednost u EMS sistemima, gde ne postoji dovoljno računarskih resursa za učestano izvršavanje WLS estimacije stanja. U ovakvim sistemima, on se izvršava u kombinaciji sa WLS estimatorom, „prateći“ promene vektora promenljivih stanja između dva izvršenja WLS algoritma, a koristeći prethodno izračunate matrice pojačanja i Jacobian-a. Dodatno, u velikim EES-ima, gde ažuriranje svih SCADA signala traje duži vremenski period, estimator za praćenje promenljivih stanja može sekvencionalno da obrađuje novopristigla merenja, i postepeno ažurira vektor promenljivih stanja, za razliku od statičkog WLS estimatora koji zahteva presek svih merenja u sistemu da bi pružio kvalitetnu estimaciju.

3.2 Linearni dinamički estimator stanja (Kalman filter)

Estimator za praćenje promenljivih stanja predstavlja jednostavan i računarski efikasan algoritam koji je u stanju da u realnom vremenu isprati promene u vektoru promenljivih stanja. Međutim, s obzirom da ne modeluje dinamičke promene promenljivih stanja kroz vreme, često nije dovoljno tačan, i nije u stanju da izvrši predikciju vektora promenljivih stanja za naredni vremenski trenutak. Dinamički estimatori stanja modeluju promene vektora promenljivih stanja kroz vreme, i pružaju predikciju stanja za naredni vremenski trenutak, što je velika prednost u procesu upravljanja EES-ima.

U okviru ovog poglavlja razmatra se dinamički estimator stanja kod koga je model merenja predstavljen u standardnoj linearizovanoj formi:

$$\mathbf{z}(t_n) = \mathbf{H}(t_n)\mathbf{x}(t_n) + \mathbf{e}(t_n); t_n = t_1, t_2, \dots, t_N. \quad (3.2.1)$$

U najopštijem slučaju, tranzicioni proces između dva vremenska trenutka predstavlja se nelinearnom funkcijom $\mathbf{f}(t_n)$. Međutim, za kvazi-stacionarne uslove koji postoje u EES - ima, dovoljno dobra aproksimacija je korišćenje linearizovane matrice $\mathbf{F}(t_n)$. S obzirom na kompleksnost definisanja čak i tako linearizovane matrice prelaska vektora promenljivih stanja iz jednog vremenskog trenutka u drugi, kao tranziciona matrica se često koristi jedinična matrica (\mathbf{I}). Pojednostavljen model predikcije vektora promenljivih stanja u trenutku t_n ($\bar{\mathbf{x}}(t_n)$) dat je sledećom jednačinom [6]:

$$\bar{\mathbf{x}}(t_n) = \mathbf{F}(t_n)\hat{\mathbf{x}}(t_{n-1}) + \mathbf{v}(t_n) = \hat{\mathbf{x}}(t_{n-1}) + \mathbf{v}(t_n); t_n = t_1, t_2, \dots, t_N, \quad (3.2.2)$$

pri čemu se pretpostavlja da je poznata estimacija vektora stanja u trenutku t_{n-1} ($\hat{\mathbf{x}}(t_{n-1})$), dok se za grešku prediktovanog vektora promenljivih stanja u trenutku t_n pretpostavlja nulta srednja vrednost ($E\{\mathbf{v}(t_n)\} = \mathbf{0}$) i kovarijansa:

$$\text{cov}\{\mathbf{v}(t_n)^T \mathbf{v}(t_n)\} = \begin{cases} \mathbf{R}_v(t_n) & t_n = t_k \\ \mathbf{0} & t_n \neq t_k \end{cases}, \quad (3.2.3)$$

odnosno da su greške prediktovanog vektora promenljivih stanja slučajne promenljive.

U procesu dinamičke estimacije stanja, ažuriranje vektora promenljivih stanja vrši se na osnovu vektora raspoloživih realnih merenja u trenutku t_n ($\mathbf{z}(t_n)$), kao i na osnovu pseudo merenja dobijenih iz prediktovanog modela promenljivih stanja (3.2.2). Prošireni vektor merenja $\tilde{\mathbf{z}}(t_n)$ može se definisati na sledeći način:

$$\tilde{\mathbf{z}}(t_n) = \begin{pmatrix} \mathbf{z}(t_n) \\ \bar{\mathbf{x}}(t_n) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{z}(t_n) \\ \mathbf{F}(t_n)\hat{\mathbf{x}}(t_{n-1}) \end{pmatrix}. \quad (3.2.4)$$

Samim tim, iz jednačine (3.2.1) može se definisati linearizovani prošireni model merenja kao:

$$\tilde{\mathbf{z}}(t_n) = \tilde{\mathbf{H}}(t_n)\mathbf{x}(t_n) + \tilde{\mathbf{e}}(t_n); \quad t_n = t_1, t_2, \dots, t_N, \quad (3.2.5)$$

gde su prošireni vektor grešaka merenja i Jakobian matrica, respektivno:

$$\tilde{\mathbf{e}}(t_n) = \begin{pmatrix} \mathbf{e}(t_n) \\ \mathbf{v}(t_n) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{e}(t_n) \\ \bar{\mathbf{x}}(t_n) - \mathbf{F}(t_n)\hat{\mathbf{x}}(t_{n-1}) \end{pmatrix}, \quad (3.2.6)$$

$$\tilde{\mathbf{H}}(t_n) = \begin{pmatrix} \mathbf{H}(t_n) \\ \mathbf{I} \end{pmatrix}, \quad (3.2.7)$$

dok je proširena matrica kovarijansi grešaka merenja:

$$\tilde{\mathbf{R}}(t_n) = \begin{pmatrix} \mathbf{R}(t_n) & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{R}_{\bar{\mathbf{x}}}(t_n) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{R}(t_n) & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{F}(t_n)\mathbf{R}_{\hat{\mathbf{x}}}(t_{n-1})\mathbf{F}(t_n)^T + \mathbf{R}_v(t_n) \end{pmatrix}. \quad (3.2.8)$$

Iz prethodnog izraza interesantno je uočiti da je matrica kovarijansi prediktovanog vektora promenljivih stanja ($\mathbf{R}_{\bar{\mathbf{x}}}(t_n)$) jednaka zbiru matrice kovarijansi estimiranog vektora promenljivih stanja u prethodnom vremenskom trenutku ($\mathbf{R}_{\hat{\mathbf{x}}}(t_{n-1})$) i matrice kovarijansi grešaka prelaza sa jednog na drugi vremenski trenutak ($\mathbf{R}_v(t_n)$), u slučaju kada se za tranzicionu matricu ($\mathbf{F}(t_n)$) koristi jedinična matrica.

Na osnovu prethodnih razmatranja i (2.3.1.3) može se definisati prošireni linearizovani optimizacioni kriterijum kao [6]:

$$\min_{\mathbf{x}(t_n)} \left\{ \begin{aligned} & J(\mathbf{x}(t_n)) = \frac{1}{2} [\mathbf{z}(t_n) - \mathbf{H}(t_n)\mathbf{x}(t_n)]^T \mathbf{R}(t_n)^{-1} [\mathbf{z}(t_n) - \mathbf{H}(t_n)\mathbf{x}(t_n)] \\ & + \frac{1}{2} [\bar{\mathbf{x}}(t_n) - \mathbf{x}(t_n)]^T \mathbf{R}_{\bar{\mathbf{x}}}(t_n)^{-1} [\bar{\mathbf{x}}(t_n) - \mathbf{x}(t_n)] \end{aligned} \right\}, \quad (3.2.9)$$

čije je rešenje:

$$\hat{\mathbf{x}}(t_n) = [(\tilde{\mathbf{H}}(t_n)^T \tilde{\mathbf{R}}(t_n)^{-1} \tilde{\mathbf{H}}(t_n))]^{-1} \tilde{\mathbf{H}}(t_n)^T \tilde{\mathbf{R}}(t_n)^{-1} \tilde{\mathbf{z}}(t_n), \quad (3.2.10)$$

Koristeći izraze (3.2.4) – (3.2.8) jednačina (3.2.10) se može napisati u sledećoj formi:

$$\hat{\mathbf{x}}(t_n) = \left(\begin{bmatrix} \mathbf{H}(t_n) & \mathbf{I} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \mathbf{R}(t_n)^{-1} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{R}_{\bar{\mathbf{x}}}(t_n)^{-1} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \mathbf{H}(t_n) \\ \mathbf{I} \end{bmatrix} \right)^{-1} \begin{bmatrix} \mathbf{H}(t_n) \\ \mathbf{I} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \mathbf{R}(t_n)^{-1} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{R}_{\bar{\mathbf{x}}}(t_n)^{-1} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \mathbf{z}(t_n) \\ \bar{\mathbf{x}}(t_n) \end{bmatrix}; \quad (3.2.11)$$

$$\hat{\mathbf{x}}(t_n) = \left[\mathbf{R}_{\bar{\mathbf{x}}}(t_n)^{-1} + \mathbf{H}(t_n)^T \mathbf{R}(t_n)^{-1} \mathbf{H}(t_n) \right]^{-1} \left[\mathbf{H}(t_n)^T \mathbf{R}(t_n)^{-1} \mathbf{z}(t_n) + \mathbf{R}_{\bar{\mathbf{x}}}(t_n)^{-1} \bar{\mathbf{x}}(t_n) \right]. \quad (3.2.12)$$

Uvažavajući lemu o inverziji matrica i primenjujući odgovarajuće matrične operacije [6], konačno se dobija:

$$\hat{\mathbf{x}}(t_n) = \bar{\mathbf{x}}(t_n) + \mathbf{K}(t_n) [\mathbf{z}(t_n) - \mathbf{H}(t_n) \bar{\mathbf{x}}(t_n)], \quad (3.2.13)$$

gde je $\mathbf{K}(t_n)$ pseudo-inverzna matrica Kalmanovog pojačanja, data kao:

$$\mathbf{K}(t_n) = \mathbf{R}_{\bar{\mathbf{x}}}(t_n) \mathbf{H}(t_n)^T \left[\mathbf{R}(t_n) + \mathbf{H}(t_n) \mathbf{R}_{\bar{\mathbf{x}}}(t_n) \mathbf{H}(t_n)^T \right]^{-1}. \quad (3.2.14)$$

Matrica kovarijansi estimiranog stanja u trenutku t_n uz primenu leme o inverziji matrice [6] dobija se kao:

$$\mathbf{R}_{\hat{\mathbf{x}}}(t_n) = \left(\mathbf{R}_{\bar{\mathbf{x}}}(t_n)^{-1} + \mathbf{H}(t_n)^T \mathbf{R}(t_n)^{-1} \mathbf{H}(t_n) \right)^{-1} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}(t_n) \mathbf{H}(t_n)) \mathbf{R}_{\bar{\mathbf{x}}}(t_n). \quad (3.2.15)$$

Prethodno opisani algoritam linearne dinamičke estimacije stanja naziva se Kalman filter, po Rudolfu Kalmanu, jednom od prvih idejnih tvoraca ovog algoritma 60-tih godina 20.veka. Algoritam se u suštini sastoji od dva osnovna dela:

1. predikcije vektora promenljivih stanja u trenutku t_n na osnovu estimiranog vektora promenljivih stanja u prethodnom trenutku t_{n-1} i tranzicione matrice ($\mathbf{F}(t_n)$);
2. Ažuriranja/korekcije prediktovanog vektora promenljivih stanja korišćenjem realnih merenja pristiglih za trenutak t_n .

Kalman filter našao je široku primenu u tehnologiji, gde se od samih početaka koristi za navigaciju i upravljanje vozilima, prvenstveno avionima i satelitima. Intenzivno se koristi i u robotici, telekomunikacijama, kao i u elektroenergetici. Osnovni algoritam pogodan je za različite tipove linearnih sistema, dok se njegove unapređene verzije, kao što je Extended (prošireni) Kalman filter, koriste u prirodi mnogo češćim nelinearnim sistemima.

Osnovni algoritam Kalman filtera prikazan je blok-dijagramom na Slici 3.1, i sastoji se od sledećih koraka:

- Korak 1.** Postaviti (izračunati) inicijalni vektor promenljivih stanja $\hat{\mathbf{x}}(t_0)$ i njegovu matricu kovarijansi $\mathbf{R}_{\hat{\mathbf{x}}}(t_0)$. Za inicijalne vrednosti mogu se uzeti rezultati statičke WLS estimacije stanja.
- Korak 2.** Postaviti vremenski trenutak $t_n = t_1$.
- Korak 3.** Ažurirati tranzicionu matricu $\mathbf{F}(t_n)$ prelaska vektora promenljivih stanja iz trenutka t_{n-1} u trenutak t_n . Ovo je opcioni korak, jer se često za tranzicionu matricu uzima jedinična, ili neka druga konstantna matrica.
- Korak 4.** Izračunati prediktovani vektor promenljivih stanja za trenutak t_n ($\bar{\mathbf{x}}(t_n)$) po jednačini (3.2.2).

Korak 5. Izračunati matricu kovarijansi prediktovanog vektora promenljivih stanja za trenutak t_n po sledećem izrazu:

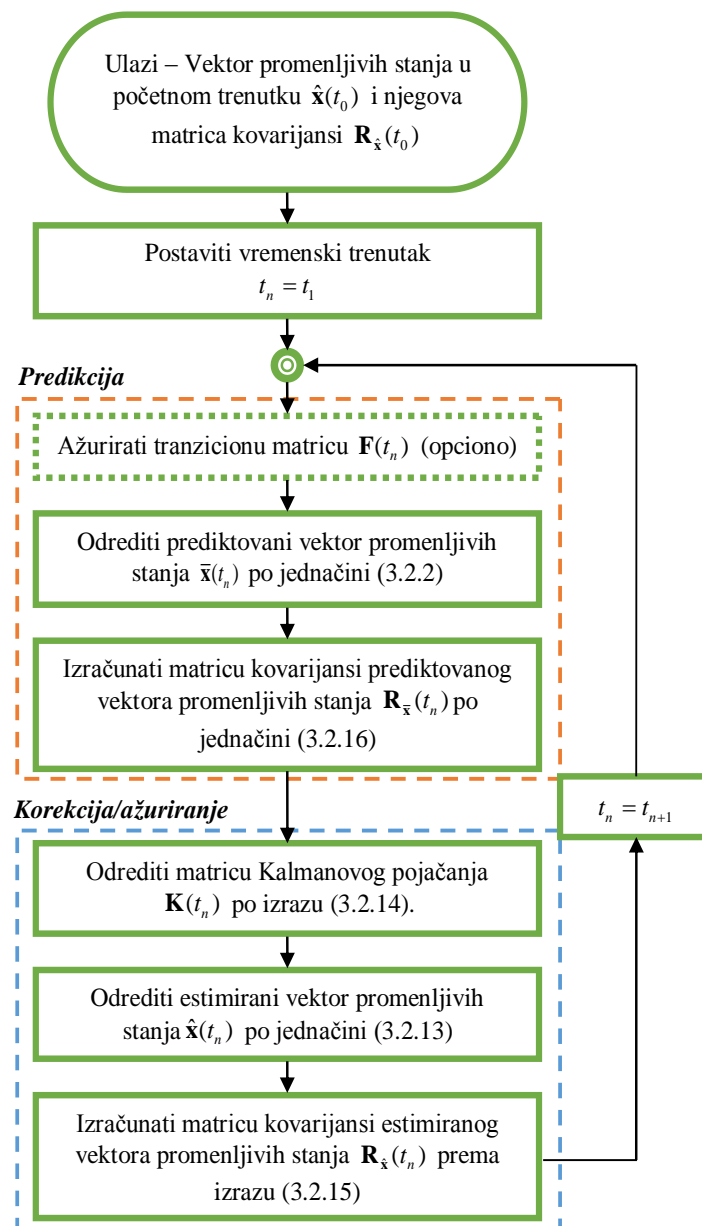
$$\mathbf{R}_{\bar{\mathbf{x}}}(t_n) = \mathbf{F}(t_n)\mathbf{R}_{\bar{\mathbf{x}}}(t_{n-1})\mathbf{F}(t_n)^T + \mathbf{R}_v(t_n). \quad (3.2.16)$$

Korak 6. Odrediti matricu Kalmanovog pojačanja $\mathbf{K}(t_n)$ po izrazu (3.2.14).

Korak 7. Odrediti estimirani vektor promenljivih stanja u trenutku t_n ($\hat{\mathbf{x}}(t_n)$) po jednačini (3.2.13).

Korak 8. Izračunati matricu kovarijansi estimiranog vektora promenljivih stanja u trenutku t_n ($\mathbf{R}_{\hat{\mathbf{x}}}(t_n)$) prema izrazu (3.2.15).

Korak 9. Preći na sledeći vremenski trenutak $t_n = t_{n+1}$. Vratiti se na **Korak 3**.



Slika 3.1: Blok-dijagram osnovnog algoritma Kalman filtera

3.3 Nelinearni dinamički estimator stanja

Linearizovani oblik zavisnosti merenja od promenljivih stanja (3.2.1), korišćenjem matrice Jacobian-a ($\mathbf{H}(t_n)$), ne opisuje ponašanje EES-a na dovoljno tačan način zbog izrazite nelinearnosti takvog sistema. Iz tog razloga se linearni dinamički estimatori stanja retko koriste u savremenim EMS softverskim paketima, već njihove unapređene verzije pogodne za nelinearne sisteme, kao što su Extended (prošireni) Kalman filter i Unscented Kalman filter.

Kod nelinearnih dinamičkih estimatora stanja, funkcija tranzicije vektora promenljivih stanja iz jednog vremenskog trenutka u drugi, kao i zavisnost merenja od promenljivih stanja, mogu biti nelinearne funkcije kao što je dato sledećim izrazima [6]:

$$\mathbf{x}(t_n) = \mathbf{f}(\hat{\mathbf{x}}(t_{n-1})) + \mathbf{v}(t_n); \quad t_n = t_1, t_2, \dots, t_N, \quad (3.3.1)$$

$$\mathbf{z}(t_n) = \mathbf{h}(\bar{\mathbf{x}}(t_n)) + \mathbf{e}(t_n); \quad t_n = t_1, t_2, \dots, t_N. \quad (3.3.2)$$

Prilikom implementacije nelinearnih dinamičkih estimatora stanja, funkcije $\mathbf{f}(\cdot)$ i $\mathbf{h}(\cdot)$ mogu se koristiti u svojoj nelinearnoj formi, a mogu se po potrebi koristiti i njihove linearizovane verzije - Jacobian matrice \mathbf{F} i \mathbf{H} . Ukoliko se za obe funkcije u osnovnom modelu koriste Jacobian matrice, onda se izvršava linearna dinamička estimacija stanja korišćenjem osnovnog Kalman filtera. Ukoliko, sa druge strane, bar jedna funkcija ostane u svojoj nelinearnoj formi, izvršava se nelinearna dinamička estimacija stanja. Za primenu u EES-ima, za tranzicionu funkciju se često uzima linearizovana matrica \mathbf{F} , dok se zavisnost merenja od vektora promenljivih stanja zadržava u nelinearnom obliku $\mathbf{h}(\cdot)$.

3.3.1 Extended (prošireni) Kalman filter

Prošireni Kalman filter se kao i osnovni sastoji iz dva suštinska koraka: predikcije i korekcije/ažuriranja vektora promenljivih stanja za naredni vremenski trenutak t_n . Bazira se na linearizaciji nelinearnih funkcija oko tekuće radne tačke koristeći razvoj u Tejlorov polinom prvog reda [45], [46], [74]:

$$\mathbf{f}(\mathbf{x}(t_n)) \approx \mathbf{f}(\hat{\mathbf{x}}(t_{n-1})) + \mathbf{F}(t_n)(\mathbf{x}(t_n) - \hat{\mathbf{x}}(t_{n-1})), \quad (3.3.1.1)$$

$$\mathbf{h}(\mathbf{x}(t_n)) \approx \mathbf{h}(\bar{\mathbf{x}}(t_n)) + \mathbf{H}(t_n)(\mathbf{x}(t_n) - \bar{\mathbf{x}}(t_n)). \quad (3.3.1.2)$$

gde su:

$$\mathbf{F}(t_n) = \left. \frac{\partial \mathbf{f}(\mathbf{x}(t_n))}{\partial \mathbf{x}(t_n)} \right|_{\mathbf{x}(t_n) = \hat{\mathbf{x}}(t_{n-1})} \quad - \text{matrica Jacobian-a (parcijalnih izvoda) nelinearne tranzicione funkcije vektora promenljivih stanja u tački } \hat{\mathbf{x}}(t_{n-1});$$

$$\mathbf{H}(t_n) = \left. \frac{\partial \mathbf{h}(\mathbf{x}(t_n))}{\partial \mathbf{x}(t_n)} \right|_{\mathbf{x}(t_n) = \bar{\mathbf{x}}(t_n)} \quad - \text{matrica Jacobian-a (parcijalnih izvoda) nelinearne funkcije zavisnosti merenja od promenljivih stanja u tački } \bar{\mathbf{x}}(t_n).$$

Za razliku od osnovnog Kalman filtera koji se smatra „optimalnim“ estimatorom, minimizujući srednju kvadratnu grešku, prošireni Kalman filter to nije, sem za slučaj linearnih

funkcija tranzicije i zavisnosti merenja od promenljivih stanja, kada se zapravo svodi na osnovni Kalman filter.

Algoritam proširenog Kalman filtera veoma je sličan algoritmu osnovnog Kalman filtera i sastoji se iz sledećih koraka:

Korak 1. Postaviti (izračunati) inicijalni vektor promenljivih stanja $\hat{\mathbf{x}}(t_0)$ i njegovu matricu kovarijansi $\mathbf{R}_{\hat{\mathbf{x}}}(t_0)$.

Korak 2. Postaviti vremenski trenutak $t_n = t_1$.

Korak 3. Izračunati matricu Jacobian-a tranzicione funkcije $\mathbf{F}(t_n)$ prelaska vektora promenljivih stanja iz trenutka t_{n-1} u trenutak t_n .

Korak 4. Izračunati prediktovani vektor promenljivih stanja za trenutak t_n ($\bar{\mathbf{x}}(t_n)$) po izrazu:

$$\bar{\mathbf{x}}(t_n) = \mathbf{f}(\hat{\mathbf{x}}(t_{n-1})). \quad (3.3.1.3)$$

Korak 5. Izračunati matricu kovarijansi prediktovanog vektora promenljivih stanja za trenutak t_n po izrazu (3.2.16).

Korak 6. Izračunati matricu Jacobian-a zavisnosti merenja od promenljivih stanja $\mathbf{H}(t_n)$, u tački $\mathbf{x}(t_n) = \bar{\mathbf{x}}(t_n)$.

Korak 7. Odrediti matricu Kalmanovog pojačanja $\mathbf{K}(t_n)$ po izrazu (3.2.14).

Korak 8. Odrediti estimirani vektor promenljivih stanja u trenutku t_n ($\hat{\mathbf{x}}(t_n)$) po jednačini (3.2.13).

Korak 9. Izračunati matricu kovarijansi estimiranog vektora promenljivih stanja u trenutku t_n ($\mathbf{R}_{\hat{\mathbf{x}}}(t_n)$) prema izrazu (3.2.15).

Korak 10. Preći na sledeći vremenski trenutak $t_n = t_{n+1}$. Vratiti se na **Korak 3**.

Prethodno opisan algoritam proširenog Kalman filtera predstavlja u praksi najčešće korišćen algoritam za dinamičku estimaciju stanja nelinearnih sistema. Za dobro definisan tranzicioni model i zavisnost merenja od promenljivih stanja, prošireni Kalman filter se smatra standardom za dinamičku estimaciju u navigacionim sistemima i globalnom sistemu pozicioniranja [49], [75]. Međutim, zbog potrebe za linearizacijom nelinearnih funkcija razvojem u Tejlorov polinom, odnosno potrebe za kreiranjem matrica Jacobian-a, ovaj metod ima i određene nedostatke [49]:

- Predložena linearizacija je pouzdana jedino u slučaju kada se viši stepeni Tejlorovog polinoma zaista mogu zanemariti, odnosno ako je problem „blago“ nelinearan. U suprotnom, korišćena aproksimacija je nedovoljno dobra, što može dovesti do loših estimiranih vrednosti, kao i divergencije estimatora. Ukoliko je vremenski korak između dva uzastopna izvršenja dinamičke estimacije stanja veliki, EKF postaje nestabilan.
- Linearizacija se može izvršiti samo u slučajevima kada Jacobian matrice postoje, što nije uvek slučaj.
- Proces određivanja matrica Jacobian-a je podložan greškama, i zahteva značajno računarsko vreme, odnosno kapacitete. Netačno proračunate matrice Jacobian-a čest su uzrok divergencije estimatora stanja.

U literaturi su pored proširenog Kalman filtera prvog reda, opisani i prošireni Kalman filteri sa razvojem u Tejlorov polinom drugog i višeg stepena [51]. Upotreba ovih filtera, i pored toga što pružaju u nekim slučajevima bolju konvergenciju i kvalitet estimacije od standardnog proširenog Kalman filtera, je u praksi bila veoma mala. Razlog tome je potreba za proračunom računarski veoma zahtevne i greškama podložne matrice Hessian-a (parcijalnih izvoda drugog reda).

3.3.2 Iterativni prošireni Kalman filter

Prošireni Kalman filter predstavlja standard za dinamičku estimaciju „blago“ nelinearnih sistema, vršeći linearizaciju razvojem u Tejlorov polinom prvog stepena oko fiksne radne tačke. Međutim, performanse mu se drastično pogoršavaju ako su tranziciona funkcija, ili zavisnost merenja od promenljivih stanja, izrazito nelinearne funkcije, kao što je to slučaj za funkciju $\mathbf{h}(\cdot)$ u EES-ima.

Osnovna ideja iterativnog proširenog Kalman filtera (*IEKF – Iterated Extended Kalman filter*) je da za ovakve slučajeve poboljša performanse filtera iterativno menjajući radnu tačku oko koje se vrši linearizacija u koraku ažuriranja/korekcije vektora promenljivih stanja [48]. Lokalni iterativni postupak najčešće se zaustavlja dostizanjem maksimalnog broja iteracija (i_{\max}), ili ispunjavanjem kriterijuma da su promene u estimiranim vektorima promenljivih stanja između dve uzastopne iteracije manji od predefinisano praga.

Nakon koraka predikcije vektora promenljivih stanja za trenutak t_n , koji su identični onima opisanim za prošireni Kalman filter (**Korak 1 – Korak 5**), koraci ažuriranja/korekcije vektora promenljivih stanja vrše se u više sukcesivnih iteracija [6]:

Korak 6. Postaviti brojač iteracija na $i = 1$, kao i vrednosti estimiranog vektora promenljivih stanja i njegove matrice kovarijansi u nultoj iteraciji na prediktovane vrednosti:

$$\hat{\mathbf{x}}^{(0)}(t_n) = \bar{\mathbf{x}}(t_n), \quad (3.3.2.1)$$

$$\mathbf{R}_{\hat{\mathbf{x}}}^{(0)}(t_n) = \mathbf{R}_{\bar{\mathbf{x}}}(t_n). \quad (3.3.2.2)$$

Korak 7. Izračunati matricu Jacobian-a zavisnosti merenja od promenljivih stanja $\mathbf{H}^{(i)}(t_n)$, gde indeks (i) označava i -tu iteraciju:

$$\mathbf{H}^{(i)}(t_n) = \left. \frac{\partial \mathbf{h}(\mathbf{x}(t_n))}{\partial \mathbf{x}(t_n)} \right|_{\mathbf{x}(t_n) = \hat{\mathbf{x}}^{(i-1)}(t_n)} ; i = 1, 2, 3, \dots \quad (3.3.2.3)$$

Korak 8. Odrediti matricu Kalmanovog pojačanja $\mathbf{K}^{(i)}(t_n)$ po izrazu:

$$\mathbf{K}^{(i)}(t_n) = \mathbf{R}_{\hat{\mathbf{x}}}^{(i-1)}(t_n) [\mathbf{H}^{(i)}(t_n)]^T \left[\mathbf{R}(t_n) + \mathbf{H}^{(i)}(t_n) \mathbf{R}_{\hat{\mathbf{x}}}^{(i-1)}(t_n) [\mathbf{H}^{(i)}(t_n)]^T \right]^{-1} ; i = 1, 2, 3, \dots \quad (3.3.2.4)$$

Korak 9. Odrediti estimirani vektor promenljivih stanja u trenutku t_n i i -toj iteraciji $\hat{\mathbf{x}}^{(i)}(t_n)$ po jednačini:

$$\hat{\mathbf{x}}^{(i)}(t_n) = \hat{\mathbf{x}}^{(i-1)}(t_n) + \mathbf{K}^{(i)}(t_n) \left[\mathbf{z}(t_n) - \mathbf{H}^{(i)}(t_n) \hat{\mathbf{x}}^{(i-1)}(t_n) \right] ; i = 1, 2, 3, \dots \quad (3.3.2.5)$$

Korak 10. Izračunati matricu kovarijansi estimiranog vektora promenljivih stanja u trenutku t_n i i -toj iteraciji $\mathbf{R}_{\hat{\mathbf{x}}}^{(i)}(t_n)$ prema izrazu:

$$\mathbf{R}_{\hat{\mathbf{x}}}^{(i)}(t_n) = (\mathbf{I} - \mathbf{K}^{(i)}(t_n)\mathbf{H}^{(i)}(t_n))\mathbf{R}_{\hat{\mathbf{x}}}^{(i-1)}(t_n); i=1,2,3,\dots \quad (3.3.2.6)$$

Korak 11. Ukoliko nije zadovoljen kriterijum konvergencije ($i < i_{\max}$ i $\max|\hat{\mathbf{x}}^{(i)}(t_n) - \hat{\mathbf{x}}^{(i-1)}(t_n)| > \varepsilon$, gde je ε specificirana vrednost praga konvergencije) povećati brojač iteracija na $i=i+1$ i vratiti se na **Korak 7**. Ukoliko je zadovoljen kriterijum konvergencije preći na **Korak 12**.

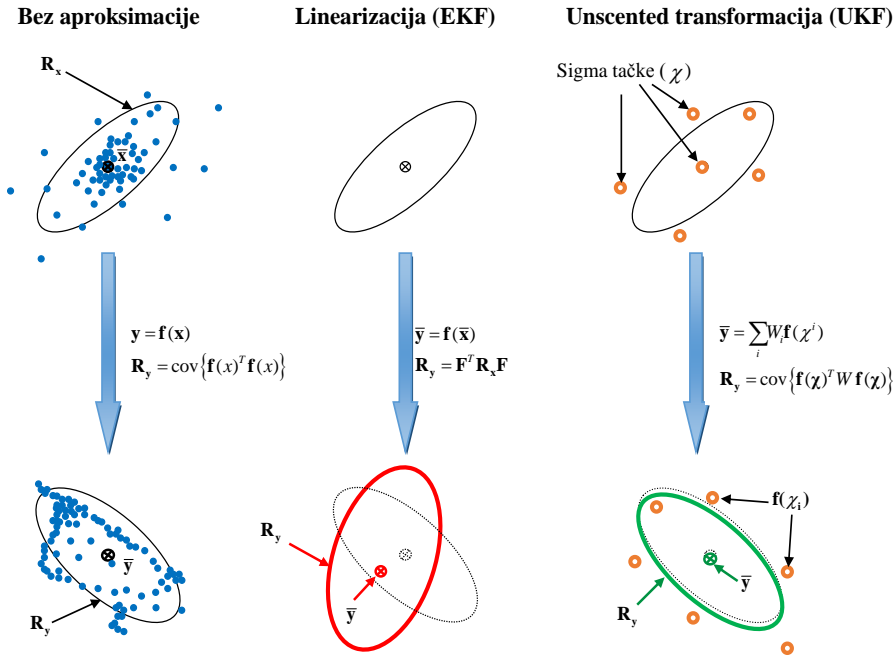
Korak 12. Preći na sledeći vremenski trenutak $t_n = t_{n+1}$. Vratiti se na **Korak 3**.

Iterativnim proširenim Kalman filterom poboljšava se konvergencija algoritma, kao i tačnost estimiranog radnog režima, ali na uštrb vremena izvršavanja proračuna koje se značajno produžava. Samim tim, prethodno izloženi algoritam obično teško zadovoljava potrebne uslove za često izvršavanje u realnom vremenu u EES-ima.

3.3.3 Unscented Kalman filter

Prošireni i iterativni prošireni Kalman filter problem nelinearnosti tranzicione funkcije prelaza vektora promenljivih stanja iz jednog vremenskog trenutka u drugi, i/ili funkcije zavisnosti merenja od promenljivih stanja, rešavaju linearizovanim razvojem u Tejlorov polinom prvog stepena oko aktuelne radne tačke. Za izrazito nelinearne funkcije zavisnosti merenja od promenljivih stanja kakve postoje u estimaciji stanja EES-a, primena proširenog Kalman filtera često može dovesti do divergencije proračuna ili netačnih rezultata estimacije stanja. Iterativnim proširenim Kalman filterom ovaj problem se donekle rešava, ali uz značajno produženje vremena izvršenja estimacije stanja. Problemi sa čestim greškama prilikom kreiranja matrica Jacobian-a prisutni su u oba algoritma.

Unscented Kalman filter problemu nelinearnosti pristupa na potpuno drugačiji način – pažljivo selektovani uzorak tačaka (sigma tačke), koji tačno oslikava pretpostavljenu Gauss-ovu raspodelu slučajnih promenljivih stanja, direktno se propagira kroz originalnu nelinearnu funkciju, da bi se potom transformisani vektor promenljivih stanja dobio kao srednja vrednost i kovarijansa Gauss-ove raspodele propagiranih tačaka uzorka (Slika 3.2). Bazična ideja ove transformacije sastoji se u tome da je lakše aproksimirati Gauss-ovu distribuciju nego proizvoljnu nelinearnu funkciju. UKF time postiže tačnost transformisanog vektora promenljivih stanja i njegove kovarijanse analognu onoj koja se dobija razvojem u Tejlorov polinom drugog reda, za svaki stepen nelinearnosti sistema. Dodatno, nije potrebno formirati problematične matrice Jacobian-a i Hessian-a.



Slika 3.2: Ilustrativni primer poređenja Unscented transformacije i propagacije kroz linearizovani model

UKF algoritam je prvi put predložen od strane Julier i Uhlmann-a u okviru [49], dok su dalja unapređena razvijana od Wan i van der Merwe [45] kao i drugih autora. Prva primena za dinamičku estimaciju stanja u EES-u predložena je u [50].

UKF se kao i prošireni Kalman filter sastoji od dva osnovna koraka: predikcije vektora promenljivih stanja na bazi tranzicione funkcije i korekcije/ažuriranja korišćenjem merenja pristiglih za trenutak t_n , kao što je i prikazano blok-dijagramom na Slici 3.3, koji se sastoji iz sledećih koraka:

Predikcija

Estimirani vektor promenljivih stanja u trenutku t_{n-1} ($\hat{x}(t_{n-1})$) i njemu odgovarajuća matrica kovarijansi ($R_{\hat{x}}(t_{n-1})$) proširuju se srednjom vrednošću ($E\{\mathbf{v}(t_n)\} = \mathbf{0}$) i matricom kovarijansi $R_v(t_n)$ greške tranzicionog procesa ($\mathbf{v}(t_n)$), respektivno:

$$\tilde{\mathbf{x}}(t_{n-1}) = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{x}}^T(t_{n-1}) & \mathbf{0} \end{bmatrix}^T, \quad (3.3.3.1)$$

$$\tilde{\mathbf{R}}_{\hat{\mathbf{x}}}(t_{n-1}) = \begin{bmatrix} \mathbf{R}_{\hat{\mathbf{x}}}(t_{n-1}) & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{R}_v(t_n) \end{bmatrix}, \quad (3.3.3.2)$$

$$\tilde{n} = 2n, \quad (3.3.3.3)$$

gde \tilde{n} predstavlja broj elemenata proširenog vektora promenljivih stanja ($\tilde{\mathbf{x}}(t_{n-1})$), dok $\tilde{\mathbf{R}}_{\hat{\mathbf{x}}}(t_{n-1})$ predstavlja proširenu matricu kovarijansi.

$2\tilde{n} + 1$ sigma tačaka, kao i njihovi težinskih faktori, određuju se na sledeći način, respektivno:

$$\boldsymbol{\chi}^i(t_{n-1}) = \begin{cases} \tilde{\mathbf{x}}(t_{n-1}), & i = 0, \\ \tilde{\mathbf{x}}(t_{n-1}) + \mathbf{B}_i, & i = 1, \dots, \tilde{n}, \\ \tilde{\mathbf{x}}(t_{n-1}) - \mathbf{B}_{i-\tilde{n}}, & i = \tilde{n} + 1, \dots, 2\tilde{n}. \end{cases} \quad (3.3.3.4)$$

$$W_i^s = \begin{cases} \kappa / (\tilde{n} + \kappa), & i = 0, \\ 1 / [2(\tilde{n} + \kappa)], & i = 1, \dots, 2\tilde{n}. \end{cases} \quad (3.3.3.5)$$

$$W_i^c = \begin{cases} \kappa / (\tilde{n} + \kappa) + (1 - \alpha^2 + \beta), & i = 0, \\ 1 / [2(\tilde{n} + \kappa)], & i = 1, \dots, 2\tilde{n}. \end{cases} \quad (3.3.3.6)$$

gde je:

- \mathbf{B}_i – i -ta kolona matrice $\mathbf{B} = \sqrt{(\tilde{n} + \kappa) \tilde{\mathbf{R}}_{\tilde{\mathbf{x}}}(t_{n-1})}$;
- α – koeficijent koji definiše raspodelu sigma tačaka oko proširenog vektora promenljivih stanja $\tilde{\mathbf{x}}(t_{n-1})$ (najčešće specificiran kao vrlo mali broj, npr. 0,001);
- β – koeficijent koji uključuje prethodno znanje o distribuciji vektora promenljivih stanja ($\beta = 2$ za Gauss-ovu raspodelu);
- κ – parametar skaliranja, koji se najčešće određuje po sledećoj formuli: $\kappa = \tilde{n}(\alpha^2 - 1)$;
- W_i^s (W_i^c) – težinski faktor koji se odnosi na i -tu sigma tačku i koristi za proračun prediktovanog vektora promenljivih stanja i matrice kovarijansi.

Prediktovane sigma tačke ($\bar{\boldsymbol{\chi}}^i(t_n)$) dobijaju se propagacijom prethodno odabranih sigma tačaka uz korišćenje originalne, u opštem slučaju nelinearne, tranzicione funkcije $\mathbf{f}(\mathbf{x}(t_{n-1}))$. One se potom koriste pri proračunu prediktovanog vektora promenljivih stanja u trenutku t_n , srednje vrednosti ($\bar{\mathbf{x}}(t_n)$) i kovarijanse ($\mathbf{R}_{\bar{\mathbf{x}}}(t_n)$):

$$\bar{\boldsymbol{\chi}}^i(t_n) = \mathbf{f}(\boldsymbol{\chi}^i(t_{n-1})), \quad (3.3.3.7)$$

$$\bar{\mathbf{x}}(t_n) = \sum_{i=0}^{2\tilde{n}} W_i^s \bar{\boldsymbol{\chi}}^i(t_n), \quad (3.3.3.8)$$

$$\mathbf{R}_{\bar{\mathbf{x}}}(t_n) = \sum_{i=0}^{2\tilde{n}} W_i^c (\bar{\boldsymbol{\chi}}^i(t_n) - \bar{\mathbf{x}}(t_n)) (\bar{\boldsymbol{\chi}}^i(t_n) - \bar{\mathbf{x}}(t_n))^T. \quad (3.3.3.9)$$

Korekcija / ažuriranje

Prethodno dobijeni prediktovani vektor promenljivih stanja, kao i prediktovana matrica kovarijansi stanja, proširuju se srednjom vrednošću ($E\{\mathbf{e}(t_n)\} = \mathbf{0}$) i matricom kovarijansi ($\mathbf{R}(t_n)$) vektora greški merenja ($\mathbf{e}(t_n)$), respektivno:

$$\tilde{\mathbf{x}}(t_n) = \begin{bmatrix} \bar{\mathbf{x}}^T(t_n) & \mathbf{0} \end{bmatrix}, \quad (3.3.3.10)$$

$$\tilde{\mathbf{R}}_{\tilde{\mathbf{x}}}(t_n) = \begin{bmatrix} \mathbf{R}_{\bar{\mathbf{x}}}(t_n) & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{R}(t_n) \end{bmatrix}, \quad (3.3.3.11)$$

$$\tilde{n} = 2n + n = 3n. \quad (3.3.3.12)$$

Nakon određivanja novog skupa sigma tačaka ($\boldsymbol{\chi}^i(t_n)$) korišćenjem jednačina (3.3.3.4)-(3.3.3.6) i proširenog prediktovanog vektora promenljivih stanja $\tilde{\mathbf{x}}(t_n)$ i njihove propagacije

kroz nelinearnu zavisnost merenja od promenljivih stanja $\mathbf{h}(\bar{\mathbf{x}}(t_n))$, dobijaju se prediktovani vektor merenja i prediktovana matrica kovarijansi merenja, respektivno:

$$\bar{\mathbf{z}}(t_n) = \sum_{i=0}^{2\bar{n}} W_i^s \bar{\mathbf{z}}^i(t_n), \quad (3.3.3.13)$$

$$\mathbf{R}_{\bar{\mathbf{z}}}(t_n) = \sum_{i=0}^{2\bar{n}} W_i^c (\bar{\mathbf{z}}^i(t_n) - \bar{\mathbf{z}}(t_n)) (\bar{\mathbf{z}}^i(t_n) - \bar{\mathbf{z}}(t_n))^T, \quad (3.3.3.14)$$

gde je $\bar{\mathbf{z}}^i(t_n)$ i -ta transformisana sigma tačka:

$$\bar{\mathbf{z}}^i(t_n) = \mathbf{h}(\chi^i(t_n)). \quad (3.3.3.15)$$

Matrica među-kovarijansi prediktovanih vektora promenljivih stanja i merenja definiše se na sledeći način:

$$\mathbf{R}_{\bar{\mathbf{x}}, \bar{\mathbf{z}}}(t_n) = \sum_{i=0}^{2\bar{n}} W_i^c (\bar{\chi}^i(t_n) - \bar{\mathbf{x}}(t_n)) (\bar{\mathbf{z}}^i(t_n) - \bar{\mathbf{z}}(t_n))^T, \quad (3.3.3.16)$$

dok se matrica Kalmanovog pojačanje proračunava kao:

$$\mathbf{K}(t_n) = \mathbf{R}_{\bar{\mathbf{x}}, \bar{\mathbf{z}}}(t_n) \mathbf{R}_{\bar{\mathbf{z}}}(t_n)^{-1}. \quad (3.3.3.17)$$

Estimirani vektor promenljivih stanja u trenutku t_n dobija se dodavanjem inovacije $(\mathbf{z}(t_n) - \bar{\mathbf{z}}(t_n))$ otežane matricom Kalmanovog pojačanja na prediktovani vektor promenljivih stanja:

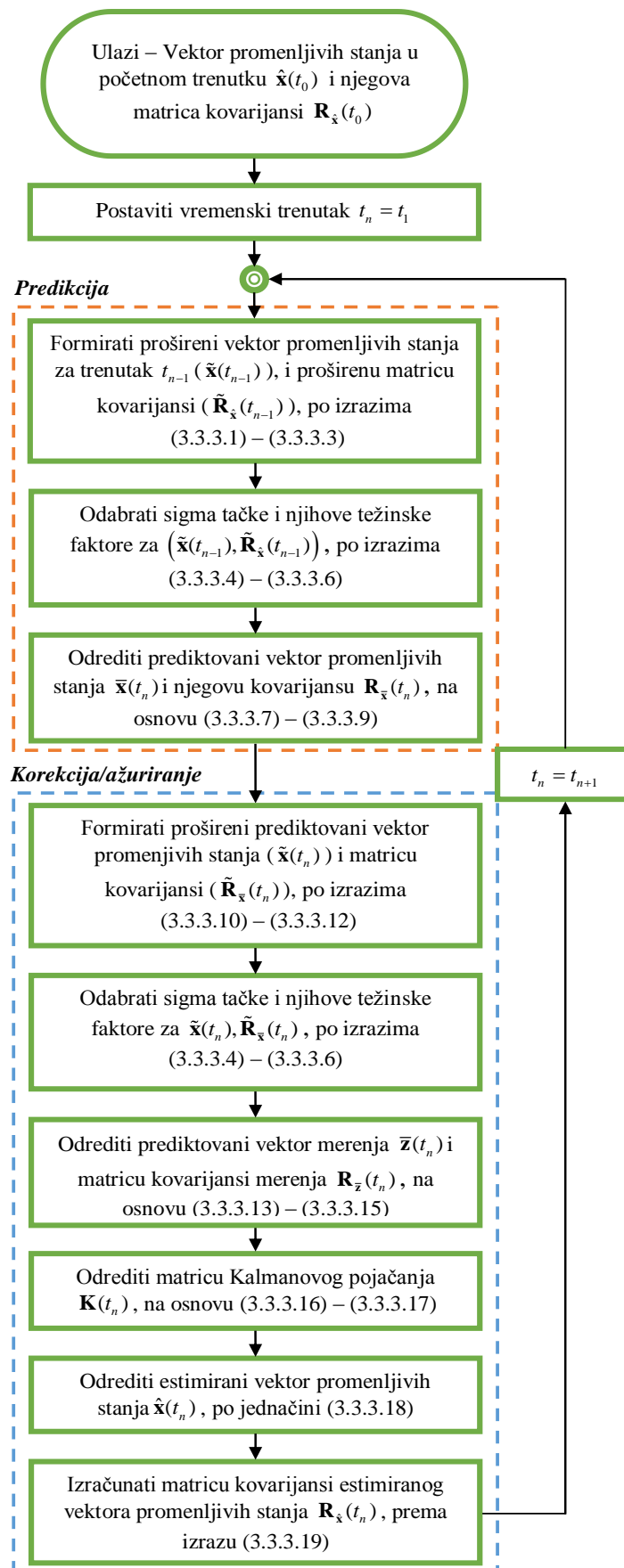
$$\hat{\mathbf{x}}(t_n) = \bar{\mathbf{x}}(t_n) + \mathbf{K}(t_n) (\mathbf{z}(t_n) - \bar{\mathbf{z}}(t_n)), \quad (3.3.3.18)$$

dok se ažurirana matrica kovarijansi stanja dobija iz sledeće jednačine:

$$\mathbf{R}_{\hat{\mathbf{x}}}(t_n) = \mathbf{R}_{\bar{\mathbf{x}}}(t_n) - \mathbf{K}(t_n) \mathbf{R}_{\bar{\mathbf{z}}}(t_n) \mathbf{K}^T(t_n). \quad (3.3.3.19)$$

Za nelinearne sisteme, UKF algoritam je jednostavniji za implementaciju od proširenog Kalman filtera, jer ne zahteva proračun matrica Jacobian-a i Hessian-a. Dodatno, aproksimacije koje se koriste u ovom algoritmu su tačne do trećeg reda za Gauss-ovu raspodelu, odnosno do drugog reda za ne-Gauss-ovu raspodelu, što je značajno tačnije od proširenog Kalman filtera čija tačnost je prvog reda aproksimacije.

U dinamičkoj estimaciji stanja EES-a za tranzicionu funkciju se uobičajeno koristi linearizovan oblik funkcije $\mathbf{f}(\mathbf{x}(t_{n-1}))$ u vidu matrice $\mathbf{F}(\mathbf{x}(t_{n-1}))$, tako da puna prednost ove metode dolazi do izražaja kod izrazito nelinearne funkcije zavisnosti merenja od promenljivih stanja $\mathbf{h}(\bar{\mathbf{x}}(t_n))$.



Slika 3.3: Blok-dijagram Unscented Kalman filtera

3.3.4 Formiranje tranzicione matrice

Kod nelinearnih dinamičkih estimatora stanja, funkcija tranzicije vektora promenljivih stanja iz jednog vremenskog trenutka u drugi, kao i zavisnost merenja od promenljivih stanja, mogu biti nelinearne funkcije (3.3.1) - (3.3.2). I pored toga, originalna tranziciona funkcija $\mathbf{f}(\cdot)$ se najčešće modeluje pomoću matrice tranzicije \mathbf{F} , koja bi teoretski trebalo da predstavlja matricu prvih izvoda tranzicione funkcije, odnosno njenu linearizaciju u radnoj tački. Razlog za ovu aproksimaciju nalazi se u činjenici da je u praksi teško odrediti tačnu nelinearnu zavisnost promene vektora promenljivih stanja između dva trenutka, što je posebno izraženo za velike i kompleksne dinamičke sisteme, kao što su elektroenergetski sistemi. Sa druge strane, funkcija zavisnosti merenja od promenljivih stanja je jednoznačno određena preko jednačina tokova snaga, i s obzirom na izrazitu nelinearnost, zadovoljavajuća tačnost procesa estimacije može se dobiti samo uvažavanjem te zavisnosti kao nelinearne. U okviru ove doktorske disertacije, za proces dinamičke estimacije stanja korišćen je matrični (linearizovani) oblik tranzicione funkcije, i originalni nelinearni oblik zavisnosti merenja od promenljivih stanja.

Jedna od najjednostavnijih, i često korišćenih formi tranzicione matrice \mathbf{F} , jeste jedinična matrica \mathbf{I} . Modelovanje tranzicione funkcije preko jedinične matrice podrazumeva da između dva uzastopna vremenska trenutka nije došlo do promene vektora promenljivih stanja, osim usled greške tranzicionog procesa ($\mathbf{v}(t_n)$ u izrazu (3.3.1)). Za estimaciju stanja u EES-ima je ovo veoma gruba aproksimacija, s obzirom na konstantne izmene režima mreže usled promene opterećenja potrošača, promene proizvodnje obnovljivih izvora energije (vetrogeneratori i solarne elektrane), i slično. Takođe, ni period izvršavanja estimacije stanja nije na svakih par sekundi, što bi donekle opravdalo ovakvu aproksimaciju, već u proseku između 30s i jednog minuta.

Napredniji način određivanja tranzicione matrice predstavljen je u [76], gde je korišćena *Holt*-ova dvostruka eksponencijalna tehnika predikcije, koja za razliku od jednostruke uvažava trend promene razmatrane veličine kroz vreme. Dinamički model sistema ovde je predstavljen sledećim izrazom:

$$\mathbf{x}(t_n) = \mathbf{F}(t_{n-1})\mathbf{x}(t_{n-1}) + \mathbf{G}(t_{n-1}) + \mathbf{v}(t_{n-1}); t_n = t_1, t_2, \dots, t_N, \quad (3.3.4.1)$$

gde su:

- $\mathbf{F}(t_{n-1})$ - n - dimenziona dijagonalna matrica tranzicije vektora promenljivih stanja;
- $\mathbf{G}(t_{n-1})$ - n - dimenzioni vektor trenda promene promenljivih stanja;
- $\mathbf{v}(t_{n-1})$ - n - dimenzioni vektor greške tranzicionog procesa, normalne Gauss-ove raspodele.

U okviru jednostruke eksponencijalne tehnike, predikcija vektora promenljivih stanja za naredni vremenski trenutak dobija se sabiranjem estimiranih vektora promenljivih stanja u prethodnim vremenskim trenucima, pri čemu su ovi vektori ponderisani opadajućim težinskim faktorima kako se zalazi dublje u istoriju (3.3.4.3). Dodatak *Holt*-ove dvostruke

eksponencijalne tehnike je komponenta trenda ($b_i(t_{n-1})$ u (3.3.4.2)), koja se određuje sabiranjem ponderisanih vrednosti trenda promene vektora promenljivih stanja iz prethodnih vremenskih trenutaka (3.3.4.4). Elementi prediktovanog vektora promenljivih stanja ($\bar{x}(t_n)$) dati su izrazom:

$$\bar{x}_i(t_n) = a_i(t_{n-1}) + b_i(t_{n-1}); \quad i = 1, 2, \dots, n, \quad (3.3.4.2)$$

gde su:

$$a_i(t_{n-1}) = \alpha_i \hat{x}_i(t_{n-1}) + (1 - \alpha_i) \bar{x}_i(t_{n-1}), \quad (3.3.4.3)$$

$$b_i(t_{n-1}) = \beta_i [a_i(t_{n-1}) - a_i(t_{n-2})] + (1 - \beta_i) b_i(t_{n-2}). \quad (3.3.4.4)$$

Koeficijenti α_i i β_i predstavljaju realne brojeve između 0 i 1 koji se određuju korišćenjem heurističkih pravila, a na osnovu istorijskih vrednosti vektora promenljivih stanja. Kada su vrednosti ovih koeficijenata bliže 1, daje se veći značaj prethodnoj estimaciji, odnosno poslednjem trendu, u odnosu na istorijske.

Tranziciona matrica $\mathbf{F}(t_{n-1})$ i vektor trenda promene promenljivih stanja $\mathbf{G}(t_{n-1})$ određuju se na sledeći način:

$$F_{ii}(t_{n-1}) = \alpha_i (1 + \beta_i), \quad (3.3.4.5)$$

$$G_i(t_{n-1}) = (1 + \beta_i)(1 - \alpha_i) \bar{x}_i(t_{n-1}) - \beta_i a_i(t_{n-2}) + (1 - \beta_i) b_i(t_{n-2}). \quad (3.3.4.6)$$

Ako se zanemari komponenta trenda iz *Holt*-ove metode, a za koeficijente α_i odaberu jedinice, tranziciona matrica postaje jedinična matrica, kao u prethodno razmatranom slučaju.

Opisana tehnika određivanja tranzicione matrice predstavlja unapređenje u odnosu na prethodnu, samim tim što ne podrazumeva stacionarno ponašanje vektora promenljivih stanja između dva vremenska trenutka, već uvažava njegov dotadašnji trend promene. Dokle god se vektor promenljivih stanja menja na isti način, tranziciona matrica definisana na ovaj način daje zadovoljavajuće predikcije. Međutim, u realnim EES-ima takvih trenutaka je malo, s obzirom na stalni rast i pad potrošnje i proizvodnje u toku dana, kao i na promene u topologiji koje se redovno dešavaju. Dodatno, estimator stanja najčešće se ne izvršava u ekvidistantnim vremenskim trenucima, s obzirom da automatsko izvršavanje pored periodične komponente najčešće uključuje i izvršavanje na promenu topologije i značajniju promenu merenja (iznad predefinisanog praga). Samim tim vektor trenda promene određen na osnovu dva izvršavanja estimacije stanja između kojih je prošlo npr. 30s, nikako ne može služiti za kvalitetnu predikciju stanja sistema u sledećem izvršavanju estimacije stanja nakon jednog minuta.

U okviru ove doktorske disertacije, za potrebe kreiranja tranzicione matrice, korišćena je originalna metodologija koja se zasniva na kratkoročnoj prognozi potrošnje i proizvodnje obnovljivih izvora energije, u kombinaciji sa jednačinama tokova snaga [13].

Vektor promenljivih stanja koji se koristi u proračunu tokova snaga (\mathbf{x}_{LF}) uobičajeno se sastoji od sledećih promenljivih:

- θ_i - ugao fazora napona u i -tom čvoru, $i = 1, 2, \dots, N$, $i \neq SL$, $\theta_{SL} = 0$, pri čemu je SL - oznaka za balansni ("slack") čvor. N predstavlja ukupan broj čvorova u sistemu;

V_i - moduo fazora napona u i -tom čvoru, $i = 1, 2, \dots, N$, $i \neq \{SL, PV\}$, $V_{SL, PV} = V_{reg}$
gde je PV oznaka za čvorove sa regulacijom aktivne snage i napona.

U vektorskoj formi može se predstaviti na sledeći način:

$$\mathbf{x}_{LF} = [\boldsymbol{\theta}^T \quad \mathbf{V}^T]^T,$$

gde je:

$\boldsymbol{\theta} = [\theta_1 \quad \dots \quad \theta_i \quad \dots \quad \theta_N]^T, i \neq SL$ - subvektor uglova fazora napona u svim čvorovima EES-a sem u balansnom čvoru, dužine $N - 1$;

$\mathbf{V} = [V_1 \quad \dots \quad V_i \quad \dots \quad V_N]^T, i \neq \{SL, PV\}$ - subvektor modula fazora napona u čvorovima sistema koji nisu PV i balansni, dužine $N - 1 - N_{PV}$, gde je N_{PV} broj PV čvorova u mreži.

Dimenzionalnost vektora promenljivih stanja problema tokova snaga data je sledećom jednačinom:

$$n_{LF} = 2N - 2 - N_{PV}. \quad (3.3.4.7)$$

Iz jednačina tokova snaga u svakoj iteraciji proračuna važi da je vektor promene injektiranja aktivne i reaktivne snage u čvorovima sistema $\begin{bmatrix} \Delta \mathbf{P} \\ \Delta \mathbf{Q} \end{bmatrix}$ jednak proizvodu matrice Jacobian-a (\mathbf{J}) i vektora promene promenljivih stanja ($\Delta \mathbf{x}_{LF}$):

$$\begin{bmatrix} \Delta \mathbf{P} \\ \Delta \mathbf{Q} \end{bmatrix} = \mathbf{J} \begin{bmatrix} \Delta \boldsymbol{\theta} \\ \Delta \mathbf{V} \end{bmatrix} = \mathbf{J} \Delta \mathbf{x}_{LF}, \quad (3.3.4.8)$$

gde su:

$\Delta \mathbf{P} = [\Delta P_1 \quad \dots \quad \Delta P_i \quad \dots \quad \Delta P_N]^T, i \neq SL$ - vektor promene injektiranja aktivne snage u svim čvorovima EES-a izuzev balansnog, dužine $N - 1$;

$\Delta \mathbf{Q} = [\Delta Q_1 \quad \dots \quad \Delta Q_i \quad \dots \quad \Delta Q_N]^T, i \neq \{SL, PV\}$ - vektor promene injektiranja reaktivne snage u svim čvorovima EES-a izuzev balansnog i PV čvorova, dužine $N - 1 - N_{PV}$.

Matrica Jacobian-a (\mathbf{J}), odnosno matrica prvih izvoda injektiranja aktivnih i reaktivnih snaga po promenljivim stanja, definisana je sledećim izrazima:

$$\mathbf{J}(\mathbf{x}_{LF}) = \begin{bmatrix} \left. \frac{\partial \mathbf{P}_i}{\partial \theta_j} \right|_{\mathbf{x}_{LF}=\hat{\mathbf{x}}_{LF}} & \left. \frac{\partial \mathbf{P}_i}{\partial V_j} \right|_{\mathbf{x}_{LF}=\hat{\mathbf{x}}_{LF}} \\ \left. \frac{\partial \mathbf{Q}_i}{\partial \theta_j} \right|_{\mathbf{x}_{LF}=\hat{\mathbf{x}}_{LF}} & \left. \frac{\partial \mathbf{Q}_i}{\partial V_j} \right|_{\mathbf{x}_{LF}=\hat{\mathbf{x}}_{LF}} \end{bmatrix}, \quad (3.3.4.9)$$

odnosno:

$$\mathbf{J}(\mathbf{x}_{LF}) = \begin{bmatrix} \frac{\partial P_1(\mathbf{x}_{LF})}{\partial \theta_1} & \dots & \frac{\partial P_1(\mathbf{x}_{LF})}{\partial \theta_N} & \frac{\partial P_1(\mathbf{x}_{LF})}{\partial V_1} & \dots & \frac{\partial P_1(\mathbf{x}_{LF})}{\partial V_N} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial P_N(\mathbf{x}_{LF})}{\partial \theta_1} & \dots & \frac{\partial P_N(\mathbf{x}_{LF})}{\partial \theta_N} & \frac{\partial P_N(\mathbf{x}_{LF})}{\partial V_1} & \dots & \frac{\partial P_N(\mathbf{x}_{LF})}{\partial V_N} \\ \frac{\partial Q_1(\mathbf{x}_{LF})}{\partial \theta_1} & \dots & \frac{\partial Q_1(\mathbf{x}_{LF})}{\partial \theta_N} & \frac{\partial Q_1(\mathbf{x}_{LF})}{\partial V_1} & \dots & \frac{\partial Q_1(\mathbf{x}_{LF})}{\partial V_N} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial Q_N(\mathbf{x}_{LF})}{\partial \theta_1} & \dots & \frac{\partial Q_N(\mathbf{x}_{LF})}{\partial \theta_N} & \frac{\partial Q_N(\mathbf{x}_{LF})}{\partial V_1} & \dots & \frac{\partial Q_N(\mathbf{x}_{LF})}{\partial V_N} \end{bmatrix}. \quad (3.3.4.10)$$

Uz pretpostavku o konstantnom faktoru snage ($\cos \varphi = \text{const.}$) u svakom PQ čvoru (čvoru sa regulacijom aktivnog i reaktivnog injektiranja snage) mreže, izraz (3.3.4.8) se može napisati u sledećem obliku:

$$\begin{bmatrix} \Delta \mathbf{P} \\ \Delta \mathbf{Q} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Delta \mathbf{P} \\ \text{tg } \varphi \Delta \mathbf{P} \end{bmatrix} = \mathbf{J} \Delta \mathbf{x}_{LF}. \quad (3.3.4.11)$$

U EES-ima sa savremenim EMS softverskim paketima, funkcija kratkoročne prognoze potrošnje izvršava se na svakih 5 -15min, pružajući uvid u prognozirano opterećenje potrošača, kao i proizvodnju obnovljivih izvora energije u svakom čvoru EES-a, na osnovu ažurne vremenske prognoze, kao i raspoloživih istorijskih podataka. Kratkoročna prognoza uvažava trenutnu topologiju, kao i planirane operacije nad rasklopnom opremom za prognozirani period.

Na Slici 3.4 data je kriva prognozirane potrošnje aktivne snage u i -tom čvoru EES-a za vremenski raspon od nekoliko minuta. Kriva je definisana u relativnim jedinicama, u odnosu na prosečnu potrošnju aktivne snage u razmatranom čvoru.

Prognozirana potrošnja aktivne snage u trenutku t_n ($P_{L,i}(t_n)$) može se predstaviti preko potrošnje aktivne snage u prethodnom trenutku t_{n-1} na sledeći način:

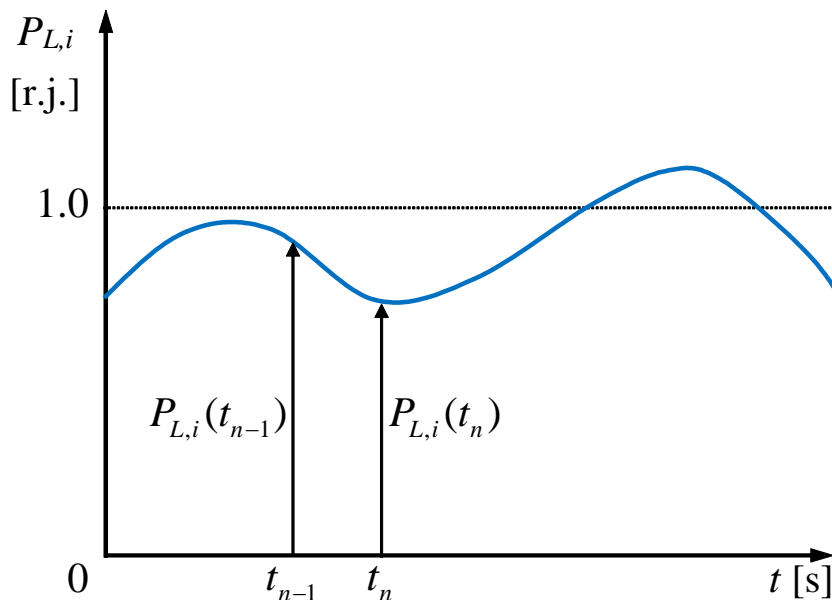
$$P_{L,i}(t_n) = [1 + p_{L,i}(t_{n-1})] P_{L,i}(t_{n-1}), \quad (3.3.4.12)$$

odnosno:

$$\Delta P_{L,i}(t_{n-1}) = P_{L,i}(t_n) - P_{L,i}(t_{n-1}) = p_{L,i}(t_{n-1}) P_{L,i}(t_{n-1}), \quad (3.3.4.13)$$

gde je:

- $p_{L,i}(t_{n-1})$ - koeficijent promene potrošnje aktivne snage u i -tom čvoru u trenutku t_n u odnosu na potrošnju u trenutku t_{n-1} ;
- $\Delta P_{L,i}(t_{n-1})$ - promena potrošnje aktivne snage u i -tom čvoru između dva vremenska trenutka t_n i t_{n-1} .



Slika 3.4: Prognozirana kriva potrošnje u r.j. za i -ti čvor mreže

Na sličan način može se definisati i koeficijent $p_{G,j}(t_{n-1})$ koji se odnosi na proizvodnju aktivne snage u j -tom čvoru. Iz funkcije kratkoročne prognoze potrošnje dostupna je kriva prognozirane proizvodnje obnovljivih izvora energije, kao što su vetrogeneratori i solarne elektrane, dok se plan angažovanja tradicionalnih generatora određuje na osnovu koeficijenata raspodele iz funkcije ekonomskog dispečinga, koja se slično kratkoročnoj prognozi izvršava prosečno na svakih 5min.

Promena injektiranja aktivne snage u k -tom čvoru EES-a u kome se u opštem slučaju pored potrošača nalaze i proizvodni resursi, dobija se na analogan način formiranjem krive ukupnog injektiranja u čvor, kao razlike prognoziranih krivih proizvodnje i potrošnje aktivnih snaga u posmatranom čvoru. Iz tako dobijene krive moguće je odrediti koeficijent promene injektiranja $p_k(t_{n-1})$ koji zadovoljava sledeću jednačinu:

$$\Delta P_k(t_{n-1}) = p_k(t_{n-1})P_k(t_{n-1}). \quad (3.3.4.14)$$

Na osnovu izraza (3.3.4.11) moguće je definisati tranzicionu matricu na sledeći način:

$$\mathbf{x}_{LF}(t_n) = \mathbf{x}_{LF}(t_{n-1}) + \Delta \mathbf{x}_{LF}(t_{n-1}) = \mathbf{x}_{LF}(t_{n-1}) + \mathbf{J}^{inv}(t_{n-1}) \begin{bmatrix} \Delta \mathbf{P}(t_{n-1}) \\ tg\varphi \Delta \mathbf{P}(t_{n-1}) \end{bmatrix}, \quad (3.3.4.15)$$

$$\mathbf{x}_{LF}(t_n) = \mathbf{F}_{LF}(t_{n-1})\mathbf{x}_{LF}(t_{n-1}), \quad (3.3.4.16)$$

odakle sledi da je matrica tranzicije u trenutku t_{n-1} jednaka:

$$\mathbf{F}_{LF}(t_{n-1}) = \mathbf{I} + \tilde{\mathbf{J}}^{inv}(t_{n-1}). \quad (3.3.4.17)$$

gde je:

- \mathbf{I} - n_{LF} - dimenziona jedinična matrica;
- $\tilde{\mathbf{J}}^{inv}(t_{n-1})$ - n_{LF} - dimenziona matrica čiji su elementi definisani na sledeći način:
- $$\tilde{J}_{ij}^{inv}(t_{n-1}) = J_{ij}^{inv}(t_{n-1}) \frac{s_i(t_{n-1})P_i(t_{n-1})}{x_i(t_{n-1})}.$$
- Koeficijent $s_i(t_{n-1})$ jednak je koeficijentu $p_i(t_{n-1})$ iz izraza (3.3.4.14) u slučaju jednačina aktivnih snaga, odnosno koeficijentu $tg\varphi_i p_i(t_{n-1})$ za slučaj jednačina reaktivnih snaga u i -tom čvoru.

Indeks “LF” u izrazu za tranzicionu matricu (3.3.4.17) označava da se kreirana matrica ($\mathbf{F}_{LF}(t_{n-1})$) odnosi na vektor promenljivih stanja problema tokova snaga \mathbf{x}_{LF} , a ne na vektor promenljivih stanja estimacije stanja. Nedostajući elementi vektora promenljivih stanja estimacije stanja smatraju se konstantnim (npr. moduli napona naponski regulisanih PV čvorova). Tražena matrica tranzicije ($\mathbf{F}(t_{n-1})$) zato se dobija proširivanjem matrice $\mathbf{F}_{LF}(t_{n-1})$ sa dodatnim vrstama sa jedinicama na dijagonali i ostalim vrednostima jednakim nuli, za svaku nedostajuću promenljivu stanja.

Tranziciona matrica formirana na ovaj način predstavlja značajno unapređenje u odnosu na prethodno izložene metode. Za razliku od *Holt*-ove metode, ona ne podrazumeva nastavak trenda promene vektora promenljivih stanja iz prethodnih vremenskih trenutaka, već određuje novi na osnovu rezultata kratkoročne prognoze potrošnje i proizvodnje, kao i koeficijenata ekonomskog dispečinga. Rezultati kratkoročne prognoze potrošnje i proizvodnje obnovljivih izvora energije koji uvažavaju tekuće i prognozirane vremenske prilike, kao i planirane radove na mreži, mogu se smatrati vrlo kvalitetnim s obzirom na često izvršavanje ove prognoze. Samim tim je ovako kreirana tranziciona matrica u stanju da “uhvati” većinu promena u vektoru promenljivih stanja. Situacije koje gore definisana matrica tranzicije ne bi mogla da podrži su iznenadni ispadi elemenata EES-a, kao što su ispadi vodova, transformatora i većih potrošača. Međutim, s obzirom na prirodu takvih događaja i njihovu učestalost, predložena matrica tranzicije je u stanju da pruži kvalitetne predikcije vektora promenljivih stanja većinu vremena. Jedna od korišćenih pretpostavki u opisanoj metodi podrazumeva konstantan faktor snage u potrošačkim čvorovima EES-a. Ova pretpostavka je u potpunosti osnovana za slučaj velikih prenosnih sistema, gde potrošački čvorovi u najvećem broju slučajeva zapravo predstavljaju ekvivalente distributivnih mreža.

3.4 Detekcija i identifikacija loših merenja

Jedan od osnovnih ciljeva kako statičke, tako i dinamičke estimacije stanja jeste detekcija i identifikacija loših merenja. Eliminacija, odnosno korekcija ovakvih merenja poboljšava kvalitet estimiranog režima, a samim tim i kontrolu, odnosno optimizaciju celog EES-a kroz napredne aplikacije koje se oslanjaju na rezultate estimacije stanja.

Tehnike koje se koriste za detekciju i identifikaciju loših merenja u dinamičkoj estimaciji stanja slične su onima koje su predstavljene za statičku estimaciju stanja. Međutim,

prednost dinamičke estimacije ogleđa se u postojanju prediktovanog vektora promenljivih stanja, odnosno radnog režima, i pre pristizanja realnih telemetrisanih merenja za posmatrani vremenski trenutak. Iz tog razloga, postupak detekcije i identifikacije loših merenja može se podeliti na dva dela:

1. Detekcija i identifikacija loših merenja poređenjem prediktovanih i merenih vrednosti, odnosno korišćenjem normalizovanog vektora inovacije (“*A Priori*”);
2. Detekcija i identifikacija loših merenja poređenjem estimiranih i merenih vrednosti, odnosno korišćenjem normalizovanih reziduala merenja (“*A Posteriori*”).

3.4.1 “*A Priori*” detekcija i identifikacija loših merenja

Postojanje prediktovanog vektora promenljivih stanja ($\bar{\mathbf{x}}(t_n)$), odnosno postojanje prediktovanog vektora merenja ($\bar{\mathbf{z}}(t_n)$), omogućava detekciju postojanja loših merenja poređenjem normalizovanog vektora inovacije $\boldsymbol{\tau}_N(t_n)$ sa unapred definisanim pragom [50].

Vektor inovacije definiše se kao razlika (realnih) merenih vrednosti i prediktovanih merenja:

$$\boldsymbol{\tau}(t_n) = \mathbf{z}(t_n) - \bar{\mathbf{z}}(t_n) = \mathbf{z}(t_n) - \mathbf{h}(\bar{\mathbf{x}}(t_n)), \quad (3.4.1.1)$$

pri čemu se u slučaju Unscented Kalman filtera prediktovani vektor merenja određuje pomoću propagiranih sigma tačaka po izrazu (3.3.3.13).

Matrica kovarijansi inovacionog vektora za prošireni Kalman filter data je sledećim izrazom:

$$\mathbf{R}_\tau(t_n) = \mathbf{H}(t_n)\mathbf{R}_{\bar{\mathbf{x}}}\mathbf{H}^T(t_n) + \mathbf{R}(t_n), \quad (3.4.1.2)$$

dok je u slučaju UKF određena sledećom jednačinom:

$$\mathbf{R}_\tau(t_n) = \mathbf{R}_z(t_n) + \mathbf{R}(t_n). \quad (3.4.1.3)$$

Elementi normalizovanog vektora inovacije ($\boldsymbol{\tau}_{N,m}(t_n)$) dobijaju se deljenjem elemenata vektora inovacije ($\boldsymbol{\tau}_m(t_n)$) sa kvadratnim korenom vrednosti dijagonalnih članovima matrice kovarijansi inovacionog vektora ($\sqrt{R_{\tau,mm}(t_n)}$):

$$\tau_{N,m}(t_n) = \frac{\tau_m(t_n)}{\sqrt{R_{\tau,mm}(t_n)}}; \quad m = 1, 2, \dots, M. \quad (3.4.1.4)$$

Detekcija i identifikacija loših merenja dalje se vrše na identičan način kao u statičkoj estimaciji stanja, određivanjem maksimalnog elementa normalizovanog vektora inovacije i njegovim poređenjem sa predefinisanim pragom, odnosno identifikacijom svih članova vektora koji su iznad praga.

Problem koji se javlja prilikom „*A Priori*“ detekcije i identifikacije loših merenja su „lažne“ detekcije u slučaju neplaniranih (iznenadnih) promena stanja EES-a, odnosno promena koje nisu obuhvaćene tranzicionom matricom. Iz tog razloga neophodno je napraviti razliku između postojanja loših merenja i neočekivanih promena vektora promenljivih stanja. U [50]

je za razdvajanje pomenutih slučajeva korišćen metod koji se zasniva na indeksu asimetričnosti vektora inovacije. U normalnim operativnim uslovima, distribucija vektora inovacije ($\tau(t_n)$) je simetrična. Pri iznenadnim promenama potrošnje ili proizvodnje u EES-u, odnosno ispadima vodova ili transformatora, vrednosti normalizovanog vektora inovacije će biti izrazito visoke za merenja koja se nalaze u blizini iznenadnog događaja, dok će vektor inovacije zadržati simetričnu distribuciju. Za razliku od prethodnog slučaja, pri postojanju loših merenja u vektoru merenja, distribucija inovacionog vektora će biti asimetrična, odnosno indeks asimetričnosti će imati visoku vrednost.

Indeks asimetričnosti definiše se kao količnik trećeg centralnog momenta ($\mu_{3,m}(t_n) = E\{(\tau_m - E\{\tau_m\})^3\}; m=1,2,\dots,M$) i trećeg stepena standardne devijacije, inovacionog vektora za trenutak t_n [50]:

$$\gamma_m(t_n) = \frac{\mu_{3,m}(t_n)}{\sigma_m^3(t_n)}; m=1,2,\dots,M. \quad (3.4.1.5)$$

Kada je distribucija simetrična, treći centralni moment $\mu_{3,m}(t_n)$ jednak je nuli, odnosno različit od nule u slučajevima asimetrične distribucije. Indeks asimetričnosti samim tim predstavlja bezdimenzionu meru asimetrije distribucije neke slučajne promenljive.

Za detekciju i identifikaciju loših merenja zato je potrebno ne samo da vrednosti normalizovanog inovacionog vektora budu iznad predefinisane praga, već i da indeksi asimetričnosti budu viši od svog praga γ_{\max} [50]:

$$\gamma_m(t_n) = \frac{\mu_{3,m}(t_n)}{\sigma_m^3(t_n)} > \gamma_{\max}. \quad (3.4.1.6)$$

Drugi način kojim bi se izbegle „lažne“ pozitivne detekcije loših merenja jeste korišćenje većih vrednosti za matricu kovarijansi greške tranzicionog procesa \mathbf{R}_v . Ovaj postupak ekvivalentan je pomeranju fokusa, odnosno težine dinamičke estimacije stanja, sa koraka predikcije, na korak ažuriranja/korekcije. Time se pored poželjnog smanjivanja „lažnih“ pozitivnih detekcija, drastično povećava i verovatnoća neželjenih „lažnih“ negativnih detekcija, što dovodi do nužnosti izvršavanja „*A Posteriori*“ detekcije i identifikacije loših merenja.

3.4.2 „*A Posteriori*“ detekcija i identifikacija loših merenja

„*A Posteriori*“ detekcija i identifikacija loših merenja vrši se na identičan način kao u statičkoj estimaciji stanja, Hi-kvadrat testom i/ili poređenjem normalizovanih reziduala merenja sa predefinisanim pragom. Reziduali merenja dobijaju se kao razlike merenih i estimiranih vrednosti, gde su estimirane vrednosti dobijene nakon koraka ažuriranja/korekcije dinamičke estimacije stanja:

$$\mathbf{r}(t_n) = \mathbf{z}(t_n) - \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}}(t_n)). \quad (3.4.2.1)$$

Matrica kovarijansi vektora reziduala za prošireni Kalman filter data je sledećim izrazom:

$$\mathbf{\Omega}(t_n) = \mathbf{H}(t_n)\mathbf{R}_{\hat{\mathbf{x}}}\mathbf{H}(t_n)^T + \mathbf{R}(t_n), \quad (3.4.2.2)$$

dok je u slučaju UKF-a određena sledećom jednačinom:

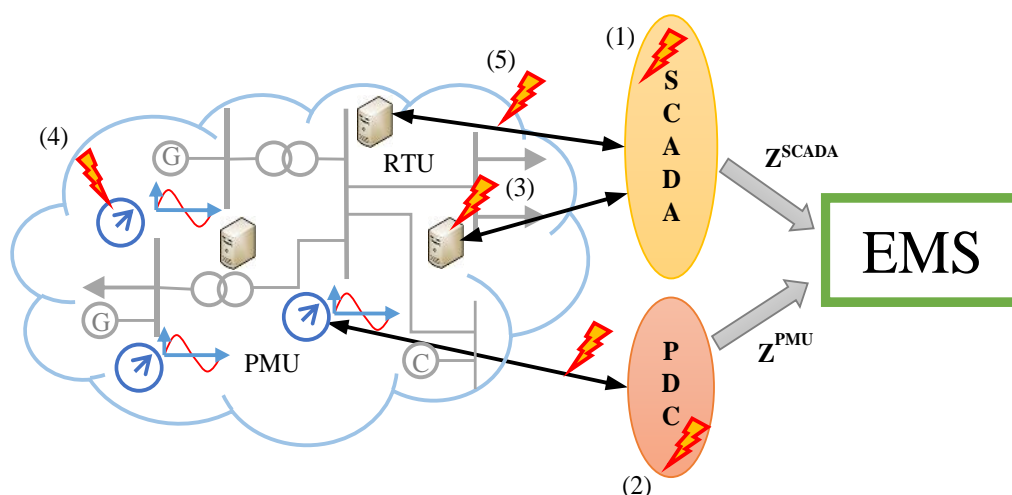
$$\mathbf{\Omega}(t_n) = \mathbf{R}_z(t_n) + \mathbf{R}(t_n). \quad (3.4.2.3)$$

Elementi normalizovanog vektora reziduala proračunavaju se potom na sledeći način:

$$r_{N,m}(t_n) = \frac{r_m(t_n)}{\sqrt{\Omega_{mm}(t_n)}}; \quad m = 1, 2, \dots, M. \quad (3.4.2.4)$$

4. Maliciozni napadi na estimator stanja injektiranjem loših merenja

Usled konstantnog rasta EES-a i sve većeg oslanjanja na informacionu i telekomunikacionu infrastrukturu, obezbeđivanje sistema od napada hakera postalo je jedan od ključnih zahteva savremenog doba. SCADA sistemi su podložni napadima, kako na njihovu telekomunikacionu infrastrukturu (slučaj (5) na Slici 4.1), tako i direktno na kontrolne centre (slučaj (1) na Slici 4.1) i mernu opremu (slučaj (3) na Slici 4.1). Razmena podataka preko telekomunikacione mreže vrši se ne samo preko optičkih vlakana, već i preko mikrotalasnih i satelitskih konekcija, i najčešće nije enkriptovana – ostavljajući značajan prostor za potencijalne hakerske napade. Čak i merenja fazora napona i struja, koja se generalno smatraju dosta sigurnijim od klasičnih SCADA merenja, su podložna malicioznim napadima (slučajevi (2) i (4) na Slici 4.1) [43].



Slika 4.1: Lokacije potencijalnih hakerskih napada na elektroenergetski sistem

Estimacija stanja, kao najbitnija funkcija u realnom vremenu u savremenim EES-ima, indirektno je pogođena ovakvim napadima kojima se značajno može uticati na strukturu i vrednosti merenja. S obzirom da se celokupno upravljanje, optimizacija, analiza sigurnosti i stabilnosti EES-a oslanjaju na estimaciju stanja, od ključnog je značaja detekcija ovakvih napada.

U okviru poglavlja 2.6 i 3.4 predstavljeni su osnovni algoritmi koji se koriste za detekciju i identifikaciju loših merenja u okviru procesa estimacije stanja. I pored toga što su u stanju da detektuju postojanje različitih tipova loših merenja, moguće je konstruisati maliciozni napad koji zaobilazi opisane tehnike [11]. U narednim poglavljima biće opisan napad injektiranjem loših merenja kako na primeru DC (linearnog) estimatora stanja, tako i na primeru komercijalno najzastupljenijeg nelinearnog estimatora. Razmotriće se i praktična izvodljivost tako sofisticiranog tipa napada.

4.1 Maliciozni napadi na DC (linearni) estimator stanja

Za početak će način kreiranja ovakvih napada radi jednostavnosti biti demonstriran na estimatoru stanja koji se bazira na linearnom modelu zavisnosti vektora merenja od promenljivih stanja:

$$\mathbf{z} = \mathbf{H}\mathbf{x} + \mathbf{e}. \quad (4.1)$$

Uz pretpostavku da haker ima potpuno znanje o matrici \mathbf{H} , odnosno o parametrima mreže i topologiji, kao i pristup, odnosno mogućnost izmene merenih vrednosti proizvoljnog broja merenja, može da konstruiše sledeći vektor napada:

$$\mathbf{a} = \mathbf{H}\mathbf{c}, \quad (4.2)$$

gde su:

$\mathbf{a} = (a_1 \ a_2 \ \dots \ a_M)^T$ - M -dimenzioni maliciozni vektor napada merenja, kod koga ne-nulta vrednost elementa a_i označava da je napadač kompromitovao i -to merenje;

$\mathbf{c} = (c_1 \ c_2 \ \dots \ c_n)^T$ - n -dimenzioni vektor ciljanih modifikacija promenljivih stanja. Ukoliko je element vektora c_i različit od nule, napadač ima za cilj da promeni i -tu promenljivu stanja.

Vektor merenja koji sadrži maliciozni napad jednak je zbiru originalnog vektora merenja (\mathbf{z}) i vektora napada (\mathbf{a}):

$$\mathbf{z}^a = \mathbf{z} + \mathbf{a} = \mathbf{z} + \mathbf{H}\mathbf{c}. \quad (4.3)$$

Ukoliko originalni vektor merenja (\mathbf{z}) zadovoljava testove za detekciju postojanja loših merenja koji su opisani u tački 2.6.1, onda i modifikovani vektor (\mathbf{z}^a) zadovoljava te testove [11]. Odnosno, ako je zadovoljen *Test 1 (Hi-kvadrat test)* za vektor merenja bez napada \mathbf{z} :

$$J(\mathbf{x}) = [\mathbf{z} - \mathbf{H}\hat{\mathbf{x}}]^T \mathbf{W}[\mathbf{z} - \mathbf{H}\hat{\mathbf{x}}] < \chi_{M-n, vpt}^2, \quad (4.4)$$

onda je zadovoljen i za izmenjeni vektor \mathbf{z}^a :

$$\begin{aligned} J(\mathbf{x}) &= [\mathbf{z}^a - \mathbf{H}\mathbf{x}^a]^T \mathbf{W}[\mathbf{z}^a - \mathbf{H}\mathbf{x}^a] \\ &= [\mathbf{z} + \mathbf{H}\mathbf{c} - \mathbf{H}(\hat{\mathbf{x}} + \mathbf{c})]^T \mathbf{W}[\mathbf{z} + \mathbf{H}\mathbf{c} - \mathbf{H}(\hat{\mathbf{x}} + \mathbf{c})] \\ &= [\mathbf{z} - \mathbf{H}\hat{\mathbf{x}}]^T \mathbf{W}[\mathbf{z} - \mathbf{H}\hat{\mathbf{x}}] < \chi_{M-n, vpt}^2 \end{aligned} \quad (4.5)$$

gde je $\mathbf{x}^a = \hat{\mathbf{x}} + \mathbf{c}$ izmenjeni vektor promenljivih stanja koji se dobija u procesu estimacije kada se koristi vektor merenja sa napadom (\mathbf{z}^a). Važno je napomenuti da je matrica težinskih faktora merenja (\mathbf{W}) identična u oba slučaja, s obzirom da se kovarijansa merenja iz ugla operatora EES-a nije promenila.

Slično važi i za *Test 2 (detekcija poređenjem maksimalnog normalizovanog reziduala merenja)*, gde ponovo figuriše vrednost reziduala merenja. Ako za svaki normalizovani rezidual originalnog skupa merenja važi:

$$r_{Nm} = \frac{|r_m|}{\sqrt{\Omega_{mm}}} = \frac{|z_m - \mathbf{H}_m \hat{\mathbf{x}}|}{\sqrt{\Omega_{mm}}} < \beta_m; m = 1, 2, \dots, M, \quad (4.6)$$

onda je zadovoljeno i sledeće:

$$r_{Nm}^a = \frac{|z_m^a - \mathbf{H}_m(\mathbf{x}^a)|}{\sqrt{\Omega_{mm}}} = \frac{|z_m + \mathbf{H}_m \mathbf{c} - \mathbf{H}_m(\hat{\mathbf{x}} + \mathbf{c})|}{\sqrt{\Omega_{mm}}} = \frac{|z_m - \mathbf{H}_m \hat{\mathbf{x}}|}{\sqrt{\Omega_{mm}}} < \beta_m, \quad (4.7)$$

pri čemu, kao i u slučaju matrice težinskih faktora, nije došlo do promene matrice kovarijansi reziduala merenja Ω .

Za razliku od statičke estimacije stanja, „*A Priori*“ detekcija i identifikacija loših merenja u okviru dinamičke estimacije stanja bi bila u stanju da detektuje postojanje loših merenja poređenjem normalizovanog vektora inovacije ($\boldsymbol{\tau}_N(t_n)$) sa predefinisanim pragom, za vektor merenja pod napadom (\mathbf{z}^a) koji se dovoljno razlikuje od vektora prediktovanih merenja ($\bar{\mathbf{z}}$) i niske vrednosti matrice kovarijansi tranzicionog procesa (\mathbf{R}_v). Međutim, dodatna provera indeksa asimetričnosti ($\gamma(t_n)$) bi uspešno prošla, s obzirom na simetričnu distribuciju vektora inovacije, čime bi se konačno zaključilo da nisu detektovana loša merenja, već jedino odstupanje vektora promenljivih stanja od prediktovanog.

Prethodno opisan maliciozni napad na estimaciju stanja u stručnoj literaturi naziva se napad injektiranjem loših merenja (*False Data Injection Attack – FDIA*) [11].

U [11] su razmatrana dva realistična cilja napadača, kao i scenariji napada. Prvi od mogućih ciljeva napadača je *nasumični FDIA*, gde napadač pokušava da pronađe proizvoljan vektor napada (\mathbf{a}) koji će dovesti do pogrešne estimacije stanja. U drugom, znatno sofisticiranijem, *ciljanom FDIA*, napadač pokušava da konstruiše vektor napada koji će napraviti tačno predodređene promene u specificiranim promenljivim stanja. Razmatrani su sledeći scenariji napada:

1. **Ograničen pristup pojedinim merenjima** – napadač ne može da promeni neka od merenja u EES-u, npr. zbog njihove fizičke zaštite. Primer ovakvih merenja su često fazorska PMU merenja, iako se i njihove vrednosti mogu maliciozno promeniti.
2. **Ograničeni resursi za izmenu merenja** – napadač ima ograničene resurse sa kojima može da napadne samo određeni (konačan) broj merenja. Npr. napadač može da utiče na maksimalno 1000 merenja od postojećih 2000 u EES-u. U ovom scenariju haker teži da minimizuje broj kompromitovanih merenja.

1. Ograničen pristup pojedinim merenjima

Kreiranje *nasumičnog FDIA* u okviru prvog scenarija svodi se na pronalaženje vektora napada koji zadovoljava sledeće relacije:

$$\mathbf{B}\mathbf{a} = \mathbf{0}, \quad (4.8)$$

$$\mathbf{B} = \mathbf{H}(\mathbf{H}^T \mathbf{H})^{-1} \mathbf{H}^T - \mathbf{I}, \quad (4.9)$$

uz uslov da se ne mogu menjati vrednosti merenja iz skupa zaštićenih merenja (\mathfrak{S}):

$$\forall i \in \mathfrak{S}, a_i = 0. \quad (4.10)$$

Postoji mnogo poznatih metoda kojima se može doći do rešenja prethodnog sistema linearnih jednačina, međutim postoje situacije kada nije moguće pronaći odgovarajući vektor napada. Ipak, ako je broj nezaštićenih merenja veći od razlike ukupnog broja merenja (M) i broja promenljivih stanja (n), uvek je moguće pronaći traženi vektor napada [11].

U slučaju *ciljanog FDIA*, napadač je odabrao određen podskup promenljivih stanja koje želi da promeni za specificirani vektor \mathbf{c} . Ukoliko ne želi da promeni ni jednu drugu promenljivu stanja sem izabranih, jednostavnom primenom relacije (4.2) dobija se potencijalni vektor napada, za koji je još potrebno proveriti da li zahvata neko od merenja iz zaštićenog skupa \mathfrak{S} . Ukoliko ne zahvata, vektor napada je jednoznačno određen, a u suprotnom ne postoji adekvatni vektor napada koji zadovoljava tražene uslove. Kada malicioznom napadaču ne predstavlja problem ni promena dodatnih promenljivih stanja, dokle god je njegov inicijalno odabrani skup promenljivih stanja izmenjen za željene vrednosti, otvaraju se dodatne mogućnosti kojima bi potencijalno bilo moguće neutralisati izmene pojedinih zaštićenih merenja. Način konstruisanja ovakvog napada detaljnije je opisan u [11].

2. Ograničeni resursi za izmenu merenja

Za razliku od prethodnog scenarija, napadač je u ovom slučaju ograničen sa brojem merenja koje može da kompromituje, ali ne postoje ograničenja pristupa bilo kom pojedinačnom merenju. Ukoliko je K maksimalan broj merenja koje napadač može da izmeni, cilj napadača je da pronađe nenulti vektor napada koji zadovoljava relaciju (4.2) i ima maksimalno K nenulih elemenata.

Za kreiranje *nasumičnog FDIA*, napadač se može poslužiti istom tehnikom kao onom opisanom u okviru prethodnog scenarija, menjajući kombinacije maksimalno K nenulih i nepoznatih, odnosno minimalno $M - K$ nulih elemenata vektora napada (\mathbf{a}). U najgorem slučaju napadač mora da reši $\begin{pmatrix} M \\ K \end{pmatrix}$ sistema linearnih jednačina, što može biti veoma dugotrajan proces. Da bi optimizovao vreme, napadač može iskoristiti činjenicu da je uspešan vektor napada linearna kombinacija vektor kolona matrice \mathbf{H} , izvodeći transformacije nad kolonama matrice \mathbf{H} , kako bi se u njima maksimalno smanjio broj nenulih elemenata. Sve tako dobijene vektor-kolone sa ne više od K nenulih elemenata mogu poslužiti kao vektori napada [11].

Kod *ciljanog FDIA*, ukoliko napadač želi da promeni isključivo odabrane promenljive stanja, kompletan vektor \mathbf{c} je poznat, pa je trivijalno odrediti potencijalni vektor napada koristeći relaciju (4.2) i potom proveriti da li je broj nenulih elemenata tako dobijenog vektora napada (\mathbf{a}) veći od K . U slučaju kada ne postoje ograničenja na menjanje ostalih promenljivih stanja pored podskupa predefinisanih promenljivih stanja od strane napadača, problem se svodi na rešavanje linearnog sistema jednačina $\mathbf{B}_s \mathbf{a} = \mathbf{y}$, gde su poznate matrica \mathbf{B}_s i vektor \mathbf{y} , uz uslov da vektor \mathbf{a} ima najviše K nenulih elemenata. Postoje mnogobrojni heuristički algoritmi koji uspešno rešavaju ovaj optimizacioni problem [77], [78], [79].

4.2 Maliciozni napadi na AC (nelinearni) estimator stanja

Mogućnost kreiranja malicioznih napada injektiranjem loših merenja na AC estimaciju stanja, odnosno na estimatoru kod koga je zavisnost merenja od promenljivih stanja modelovana nelinearnom funkcijom, demonstrirana je u okviru [12], [80]. Za razliku od linearnog modela, gde je napadaču dovoljno da poznaje matricu \mathbf{H} da bi kreirao vektor napada po relaciji (4.2), za izvođenje uspešnog napada na AC estimator stanja napadač pored nelinearne funkcije $\mathbf{h}(\cdot)$ mora da poznaje i vektor promenljivih stanja u trenutku napada:

$$\mathbf{a} = \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}}^a) - \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}}) = \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}} + \mathbf{c}) - \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}}). \quad (4.11)$$

Ukoliko napadač ipak odluči da izvrši napad pretpostavljajući linearni model estimatora stanja, dok je u realnosti implementiran nelinearni, postoji velika šansa da će napad biti detektovan tradicionalnim metodama za detekciju i identifikaciju loših merenja [12].

Kada je vektor napada (\mathbf{a}) kreiran po relaciji (4.11), testovi detekcije postojanja loših merenja definisani u okviru tačke 2.6.1 biće zadovoljeni i za maliciozno promenjeni vektor merenja \mathbf{z}^a , ukoliko su zadovoljeni za originalni vektor merenja \mathbf{z} . Odnosno, ukoliko je ispunjen uslov:

$$J(\mathbf{x}) = [\mathbf{z} - \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}})]^T \mathbf{W}[\mathbf{z} - \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}})] < \chi_{M-n, \text{vpt}}^2, \quad (4.12)$$

onda je ispunjen i za izmenjeni vektor \mathbf{z}^a :

$$\begin{aligned} J(\mathbf{x}) &= [\mathbf{z}^a - \mathbf{h}(\mathbf{x}^a)]^T \mathbf{W}[\mathbf{z}^a - \mathbf{h}(\mathbf{x}^a)] \\ &= [\mathbf{z} + \mathbf{h}(\mathbf{x}^a) - \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}}) - \mathbf{h}(\mathbf{x}^a)]^T \mathbf{W}[\mathbf{z} + \mathbf{h}(\mathbf{x}^a) - \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}}) - \mathbf{h}(\mathbf{x}^a)] \\ &= [\mathbf{z} - \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}})]^T \mathbf{W}[\mathbf{z} - \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}})] < \chi_{M-n, \text{vpt}}^2 \end{aligned} \quad (4.13)$$

Slično važi i za *Test 2*, odnosno ako je zadovoljen uslov:

$$r_{Nm} = \frac{|r_m|}{\sqrt{\Omega_{mm}}} = \frac{|z_m - h_m(\hat{\mathbf{x}})|}{\sqrt{\Omega_{mm}}} < \beta_m; m = 1, 2, \dots, M, \quad (4.14)$$

onda je ispunjeno i sledeće:

$$r_{Nm}^a = \frac{|z_m^a - h_m(\mathbf{x}^a)|}{\sqrt{\Omega_{mm}}} = \frac{|z_m + h_m(\mathbf{x}^a) - h_m(\hat{\mathbf{x}}) - h_m(\mathbf{x}^a)|}{\sqrt{\Omega_{mm}}} = \frac{|z_m - h_m(\hat{\mathbf{x}})|}{\sqrt{\Omega_{mm}}} < \beta_m. \quad (4.15)$$

Bitno je napomenuti da maliciozni napad kreiran po izrazu (4.11) ne mora nužno biti uspešan, jer nije garantovana konvergencija samog algoritma estimacije stanja.

S obzirom na neophodnost poznavanja vektora promenljivih stanja u trenutku napada, u [80] je izvršena podela napada na savršene, gde je tačno poznat vektor promenljivih stanja, i nesavršene, gde je ovaj vektor poznat sa određenom greškom (npr. 10%). Pokazano je da i značajan broj nesavršenih napada prolazi klasičnu detekciju loših merenja.

4.3 Praktična izvodljivost FDIA

Kreiranje malicioznih napada injektiranjem loših merenja kako na linearni, tako i na nelinearni estimator stanja, zahteva ozbiljno angažovanje napadača, kao i pristupačnost odgovarajućim resursima. Napadaču je neophodno da poznaje parametre mreže, njenu

povezanost, aktuelnu topologiju, opterećenje, angažovanje proizvodnih resursa i slične informacije koje se uglavnom čuvaju u tajnosti u kontrolnim i drugim centrima sa dobrom fizičkom sigurnošću. Međutim, mnoge od podrazumevano tajnih informacija postaju javno dostupne kroz različite web portale namenjene interakciji sa korisnikom, deo informacija curi od zaposlenih u preduzećima za upravljanje EES-ima, dok sve prefinjeniji hakerski napadi na korporativnu infrastrukturu omogućavaju pristup informacijama koje su do sada bile potpuno nedostupne.

Skorašnji napadi na EES Ukrajine, decembra 2015. i decembra 2016. godine predstavljaju primer sofisticiranih sajber napada sa dalekosežnim posledicama. Po informacijama dostupnim u [52], hakeri su u prvom napadu pristupili korporativnoj mreži u tri distributivna kontrolna centra putem elektronske pošte sa inficiranim dokumentom u prilogu. Zaposleni koji su otvorili prilog iz elektronske pošte su time zapravo omogućili ulaz napadačima u korporativnu mrežu. Postojeći SCADA sistem je bio iznenađujuće dobro odvojen od korporativne mreže nizom *firewall*-ova, što je viši nivo sigurnosti nego u mnogim zapadnoevropskim i američkim elektrodistribucijama. Ipak, napadači su u periodu od nekoliko meseci uspeli da pristupe lozinkama koje su korišćene za udaljeno logovanje na SCADA sistem i prouče postojeće biznis procedure i procese. Sa pristupom SCADA sistemu, izveli su sledeći niz akcija:

- Onesposobili su rezervno napajanje za 2 od 3 distributivna kontrolna centra;
- Trajno su onemogućili slanje daljinskih komandi iz kontrolnih centara ka više od 10 transformatorskih stanica;
- Onesposobili su korisnički centar za prijavu kvarova, kako bi sprečili potrošače da prijave nestanak električne energije;
- Otvorili su prekidače u 60tak transformatorskih stanica ostavivši više od 230 000 potrošača bez napajanja. Prethodno su izbacili iz sistema logovane dispečere, i promenili njihove lozinke, kako ne bi mogli ponovno da se loguju na sistem. Dispečeri su mogli samo da gledaju otvaranje jednog po jednog prekidača i ostavljanje potrošača bez napajanja;
- Instalirali su virus na dispečerskim radnim stanicama koji ih je učinio neupotrebljivim, onemogućivši ponovno podizanje operativnog sistema računara nakon njihovog restarta;
- Ostavili su dva kontrolna centra bez napajanja.

Ponovno uspostavljanje napajanja kod svih potrošača, koje je trajalo od jednog do šest časova, zahtevalo je manuelno zatvaranje prekidača u samim transformatorskim stanicama, s obzirom da je udaljeno komandovanje bilo onesposobljeno. Na više od 10 trafo stanica na kojima je trajno onesposobljeno daljinsko komandovanje, bila je neophodna zamena kompletnih rasklopnih uređaja, kako bi se povratila pređašnja funkcionalnost.

Tačno godinu dana kasnije, decembra 2016. izvršen je drugi zvanično potvrđen sajber napad na neki EES, ponovo u Ukrajini. U napadu je onesposobljena jedna prenosna transformatorska stanica izvan Kijeva, ostavivši petinu glavnog grada i okoline bez napajanja.

Za razliku od prethodnog napada, ponovno uspostavljanje napajanja bilo je relativno brzo, i trajalo je približno jedan sat [53].

Dok su u prethodnom napadu hakeri manuelno otvorili prekidače napojnih transformatorskih stanica, ovaj napad bio je u potpunosti automatizovan. Maliciozni softver imao je mogućnost direktne komunikacije sa uređajima u polju, koristeći implementirane SCADA protokole. To je omogućilo mnogo brže izvršenje napada, uz manje angažovanje ljudskih resursa. Pretpostavlja se da su hakeri ponovo preko elektronske pošte pristupili korporativnoj mreži, gde su u toku dužeg vremenskog perioda prikupljali informacije od značaja, kao što su korišćeni SCADA protokoli, biznis procedure i slično, koje su potom iskoristili pri implementaciji malicioznog softvera. Korišćeni softver je napisan modularno, tako da prilično jednostavno može da se prilagodi nekoj drugoj električnoj mreži i protokolima. Rezultati analize ovog napada upućuju na to da je on bio samo test mogućnosti, ili demonstracija moći hakera, s obzirom da su posledice koje je mogao da napravi mogle biti daleko većih razmera ne samo po broju potrošača koji su ostali bez napajanja, već i po vremenu potrebnom za obnavljanje napajanja, kao i ponovnoj upotrebljivosti mrežne opreme nakon napada [53].

Iskustvo stečeno iz dva prethodno izvedena sajber napada upućuje na to da je ovaj tip terorističkog akta ne samo moguć, već predstavlja realističnu pretnju. U oba opisana napada hakeri su imali sve potrebne informacije i pristup resursima da izvrše maliciozno injektiranje loših merenja i izmenom rezultata estimacije stanja utiču na kontrolu EES-a u dužem vremenskom periodu, bez znanja dispečera. Rezultat ovakvog napada mogao bi biti ne samo ostavljanje velikog broja potrošača bez napajanja, već trajno uništavanje proizvodnih resursa, prenosnih vodova, transformatora i ostalih elemenata EES-a. Udar na industriju, i generalno ekonomiju jedne zemlje, bio bi nesaglediv. Samim tim, od ključnog je značaja razvoj novih tehnologija, algoritama i tehnika koje bi neke od ovih pretnji bar donekle umanjile, ako ne i u potpunosti eliminisale.

4.4 Detekcija FDIA

FDIA predstavljaju aktuelnu temu u naučnoj literaturi već nekoliko godina, međutim nijedna od do sada predloženih tehnika ne omogućava detekciju ovog tipa napada u realnom vremenu, za slučaj napadača koji u potpunosti poznaje razmatrani EES i ima neograničeni pristup resursima. Pod potpunim poznavanjem EES-a podrazumeva se poznavanje kompletnog modela mreže, mrežne povezanosti i aktuelne topologije, vrednosti merenja, a samim tim i celokupnog režima. Ovakav scenario činio se kao malo verovatan sve do veoma sofisticiranih hakerskih napada na EES Ukrajine, opisanih u poglavlju 4.3, gde je napadač došao ne samo do znanja o celokupnom sistemu, već i do kontrole nad istim u dužem vremenskom periodu.

U ovoj doktorskoj disertaciji predložena je inovativna metoda za detekciju FDIA koja se zasniva na sinergiji statičkog WLS estimatora stanja, i dinamičkog UKF estimatora, poređenjem normalizovanih reziduala promenljivih stanja dobijenih pomoću ova dva algoritma, sa predefinisanim pragom. U tački 4.4.1 objašnjen je način kreiranja vektora

normalizovanih reziduala promenljivih stanja, dok su u tački 4.4.2 opisani svi koraci predloženog algoritma detekcije u realnom vremenu.

4.4.1 Metod poređenja normalizovanih reziduala promenljivih stanja

Paralelnim izvršavanjem statičke i dinamičke estimacije stanja u realnom vremenu, i poređenjem njihovih rezultata, tačnije estimiranih vektora promenljivih stanja, moguće je uspešno detektovati FDIA. Detekcija je moguća usled odloženog/ublaženog uticaja maliciozne promene na estimirani vektor promenljivih stanja u slučaju dinamičke estimacije stanja, u odnosu na statičku WLS estimaciju. Što je greška tranzicionog procesa manja, odnosno što je jači uticaj prediktovanog vektora promenljivih stanja na konačni vektor estimiran od strane dinamičke estimacije stanja, to je i odziv na maliciozni napad manji, odnosno sporiji. Sa druge strane, uticaj na statičku WLS estimaciju stanja je uvek istovremen sa malicioznim napadom iz razloga što njeni rezultati ne zavise od rezultata za neki od prethodnih vremenskih trenutaka.

Vektor rezidula promenljivih stanja definiše se kao razlika estimiranih vektora promenljivih stanja od strane statičke (WLS) estimacije stanja sa jedne, i dinamičke (UKF) estimacije stanja sa druge strane:

$$\boldsymbol{\psi}(t_n) = \hat{\mathbf{x}}^{WLS}(t_n) - \hat{\mathbf{x}}^{UKF}(t_n). \quad (4.4.1.1)$$

Elementi normalizovanog vektora reziduala promenljivih stanja ($\psi_{N,i}(t_n)$) dobijaju se deljenjem apsolutnih vrednosti elemenata vektora reziduala promenljivih stanja ($\psi_i(t_n)$) sa kvadratnim korenom vrednosti dijagonalnih članova matrice kovarijansi promenljivih stanja iz UKF algoritma ($R_{\hat{\mathbf{x}},ii}(t_n)$) [13]:

$$\psi_{N,i}(t_n) = \frac{|\psi_i(t_n)|}{\sqrt{R_{\hat{\mathbf{x}},ii}(t_n)}}; \quad i = 1, 2, \dots, n. \quad (4.4.1.2)$$

Detekcija FDIA dalje se vrši na identičan način kao i detekcija loših merenja u statičkoj i dinamičkoj estimaciji stanja – poređenjem maksimalnih normalizovanih reziduala promenljivih stanja sa predefinisanim pragom detekcije. Ukoliko je normalizovani rezidual bilo koje od promenljivih stanja veći od praga, pozitivno je detektovan FDIA, i u kontrolnom/dispečerskom centru generiše se odgovarajući alarm.

U izrazu za elemente normalizovanog vektora reziduala promenljivih stanja (4.4.1.2), zanemaren je uticaj kovarijansi promenljivih stanja iz WLS algoritma. Ovaj uticaj je mali, i može se preduprediti izborom odgovarajućeg praga. Svakako, uvažavanje ove kovarijanse predstavlja unapređenje predstavljene metode poređenja i biće analizirano u budućim istraživanjima.

4.4.2 Algoritam detekcije FDIA

Predloženi algoritam detekcije prikazan je blok-dijagramom na Slici 4.2, i sastoji se iz sledećih osnovnih koraka (na blok-dijagramu su radi jednostavnosti prikazani samo glavni koraci algoritma):

- Korak 1.** Postaviti (izračunati) inicijalni vektor promenljivih stanja $\hat{\mathbf{x}}(t_0)$ i njegovu matricu kovarijansi $\mathbf{R}_{\hat{\mathbf{x}}}(t_0)$. Za inicijalne vrednosti mogu se uzeti rezultati statičke WLS estimacije stanja za trenutak t_0 .
- Korak 2.** Postaviti vremenski trenutak $t_{n-1} = t_0$.
- Korak 3.** Ažurirati tranzicionu matricu $\mathbf{F}(t_{n-1})$ prelaska vektora promenljivih stanja iz trenutka t_{n-1} u trenutak t_n , koristeći metodu koja se zasniva na kratkoročnoj prognozi potrošnje i proizvodnje, opisanoj u tački 3.3.4.
- Korak 4.** Ažurirati matricu Jacobian-a zavisnosti merenja od promenljivih stanja za trenutak t_{n-1} ($\mathbf{H}(t_{n-1})$). Način kreiranja matrice $\mathbf{H}(t_{n-1})$ opisan je u tački 2.5.2, i vrši se tokom statičke estimacije stanja WLS metodom. Vrednost matrice Jacobian-a iz poslednje iteracije WLS algoritma može se koristiti kao tražena matrica, iako je ova matrica određena koristeći vektor promenljivih stanja koji je proračunat u okviru WLS algoritma, dok bi za korak UKF ažuriranja/korekcije ispravnije bilo koristiti vektor promenljivih stanja dobijen za prethodni trenutak UKF metodom. Oba pristupa daju dovoljno tačne rezultate, sem u slučaju značajnijih odstupanja vektora promenljivih stanja.
- Korak 5.** Izračunati prediktovani vektor promenljivih stanja za trenutak t_n ($\bar{\mathbf{x}}(t_n)$) korišćenjem dinamičke UKF estimacije stanja. Kvalitet ovako dobijenog prediktovanog vektora promenljivih stanja, koji se indirektno zasniva na rezultatima kratkoročne prognoze potrošnje i proizvodnje, zavisi od kvaliteta same prognoze i njene učestanosti izvršavanja. U savremenim EMS softverskim paketima kratkoročna prognoza se neretko izvršava na svakih 5 minuta, uvažavajući aktuelnu vremensku prognozu i uslove u mreži.
- Korak 6.** Pristizanje telemetrisanih SCADA merenja u realnom vremenu vrši se periodičnim skeniranjem svih udaljenih terminalnih jedinica (Δt^{SCADA}) ili samostalnim „javljanjem“ RTU-ova čije su promene merenih vrednosti iznad konfigurisanog praga, kao što je opisano u tački 2.2.1. Dok ažuriranje svih SCADA merenja traje i do nekoliko sekundi, PMU merenja pristižu značajno višom frekvencijom od prosečno 48 merenja u sekundi (tačka 2.2.2).
- Korak 7.** Postaviti vremenski trenutak na $t_n = t_{n-1} + \Delta t^{SCADA}$.
- Korak 8.** Proveriti uslove automatskog izvršavanja proračuna estimacije stanja. Ona je u praksi najčešće konfigurisana da se izvršava u sledećim situacijama:
1. Periodično, sa periodom od 1 min;
 2. Na promene statusa rasklopne opreme, odnosno promene u topologiji;
 3. Na značajnije promene merenih vrednosti, odnosno promene merenja iznad predefinisano praga;
 4. Na zahtev korisnika.

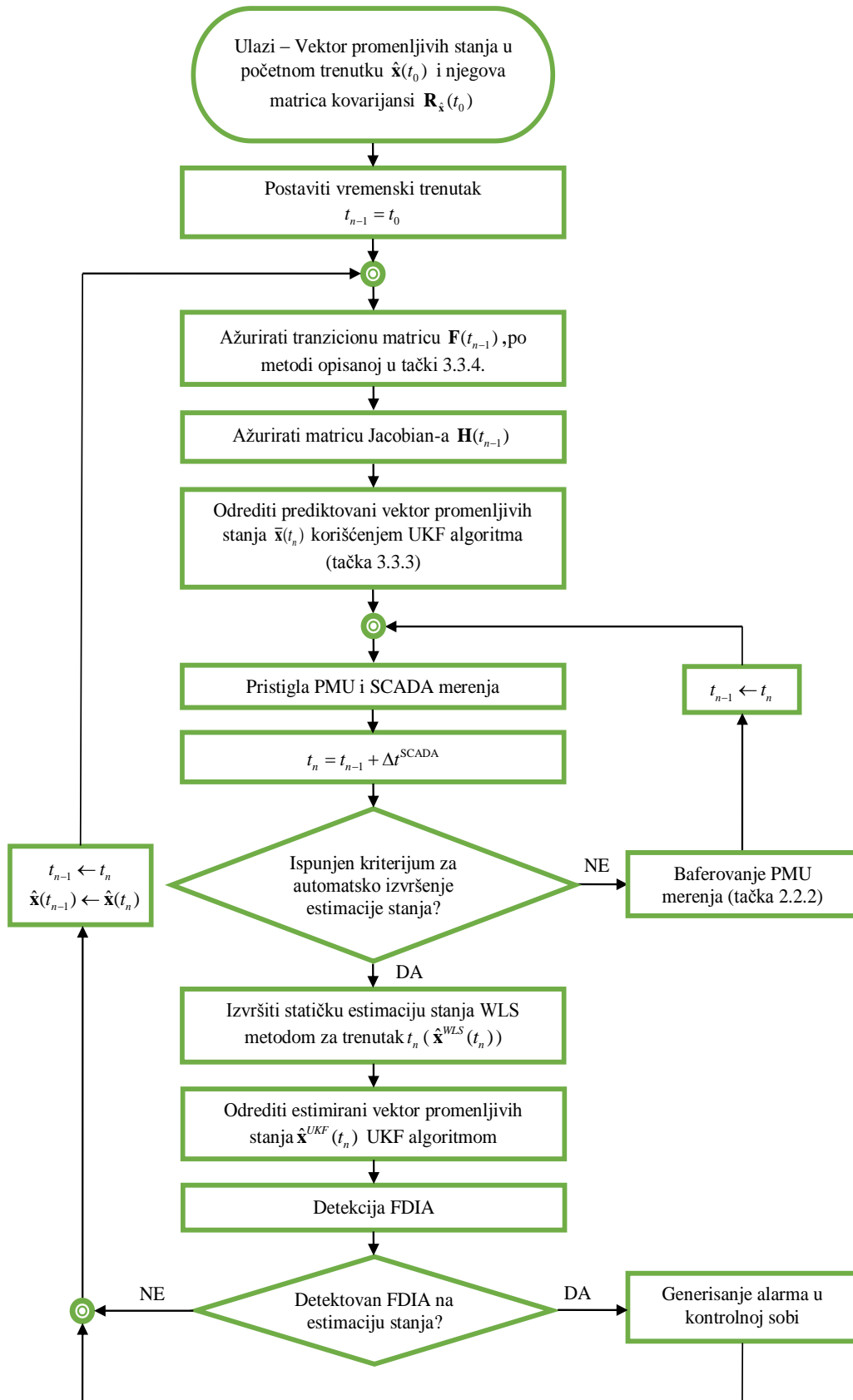
Ukoliko nisu ispunjeni uslovi za ponovno izvršavanje estimatora stanja, prelazi se na **Korak 9**, dok se u suprotnom prelazi na **Korak 11**.

- Korak 9.** Baferovanje pristiglih PMU merenja vrši se po proceduri opisanoj u tački 2.2.2.
- Korak 10.** Postaviti tekući vremenski trenutak na prethodni $t_{n-1} \leftarrow t_n$. Vratiti se na **Korak 6**.
- Korak 11.** Izvršiti statičku estimaciju stanja WLS metodom za trenutak t_n , koristeći novopridošla SCADA i PMU merenja. Estimirani vektor promenljivih stanja $\hat{\mathbf{x}}^{WLS}(t_n)$ zavisi isključivo od merenih vrednosti u trenutku t_n , odnosno praktično ne zavisi od vektora promenljivih stanja u prethodnom vremenskom trenutku.
- Korak 12.** Izvršiti korak ažuriranja/korekcije dinamičke UKF estimacije stanja koristeći prediktovani vektor promenljivih stanja ($\bar{\mathbf{x}}(t_n)$) i pristigla merenja, po algoritmu opisanom u tački 3.3.3. Estimirani vektor promenljivih stanja $\hat{\mathbf{x}}^{UKF}(t_n)$ ne zavisi samo od aktuelnih merenja, već i indirektno od vektora promenljivih stanja u prethodnom vremenskom trenutku, kao i rezultata kratkoročne prognoze potrošnje i proizvodnje.
- Korak 13.** Izvršiti detekciju FDIA poređenjem normalizovane razlike vektora promenljivih stanja dobijenih WLS i UKF metodom, sa predefinisanim pragom. Predloženi korak detekcije detaljnije je opisan u tački 4.4.1.
- Korak 14.** U slučaju pozitivne detekcije preći na **Korak 15**, u suprotnom preći na **Korak 16**.
- Korak 15.** U slučaju pozitivne detekcije FDIA napada generiše se odgovarajući alarm u dispečerskoj kontrolnoj sobi. Do pojave „lažnog“ alarma može doći u slučaju iznenadnih promena stanja EES-a koje nisu obuhvaćene kratkoročnom prognozom, kao što su ispadi pojedinih elemenata mreže (vodova, transformatora, potrošača, generatora itd.). Dispečer u slučaju postojanja takvih događaja u EES-u može da privremeno zanemari alarm i pokrene novo izvršavanje kratkoročne prognoze i potrošnje, koje će mu u sledećem izvršavanju algoritma detekcije dati realnu sliku o postojanju FDIA.
- Korak 16.** Postaviti tekući vremenski trenutak na prethodni $t_{n-1} \leftarrow t_n$, kao i estimirani vektor promenljivih stanja $\hat{\mathbf{x}}(t_{n-1}) \leftarrow \hat{\mathbf{x}}(t_n)$. Pamte se vektori promenljivih stanja dobijeni kako sa WLS, tako i sa UKF metodom. Vratiti se na **Korak 3**.

Prethodno opisani algoritam nema svoj kraj, odnosno izlaz, jer se proces estimacije stanja nikad ne prekida, kontinualno pružajući uvid u aktuelno stanje EES-a. Čak i u slučaju FDIA, kada estimirani režim ne predstavlja realnu sliku celog sistema, proces se nastavlja, dok je na zaposlenima u kontrolnom centru da preduzmu niz akcija kojima bi umanjili posledice napada, locirali napadnute resurse i konačno odbili napad. Detaljna analiza mogućih korektivnih akcija izlazi van domena ove doktorske disertacije, i u najvećoj meri zavisi od same arhitekture implementiranog SCADA/EMS sistema, korišćenih bezbednosnih mera, protokola, instalirane opreme u polju i slično. Neke od akcija svakako mogu biti:

- Analiza razlika u estimiranim vektorima promjenljivih stanja, uz akcenat na geografskoj lokalizaciji „napadnutih“ promjenljivih stanja, odnosno merenja;
- Ponovno izvršenje kratkoročne prognoze opterećenja i proizvodnje;
- Suspendovanje aplikacija koje rade u zatvorenoj petlji nad ugroženim delovima mreže, a oslanjaju se na telemetrisana merenja i/ili rezultate estimacije stanja;
- Pokretanje aplikacija za dijagnostiku informaciono-tehnoloških sistema kako bi se otkrile kompromitovane komponente;
- Slanje ekipa na teren sa ciljem provere (vizuelnog očitavanja) kritičnih merenja koja direktno utiču na „napadnute“ promjenljive stanja, itd.

U okviru predloženog algoritma detekcije FDIA, WLS statička estimacija stanja se koristi kao bazični algoritam zbog njene široke prihvaćenosti i implementacije u gotovo svim EMS softverskim paketima i EES-a širom sveta. Statička estimacija je kroz dugi niz godina učvrstila svoju poziciju stalno evoluirajući kako bi obuhvatila nove tipove merenja i elemenata, velike razlike težinskih faktora merenja, različite konfiguracije prenosnih mreža i slično. Proizvođači softvera su danas mnogo skloniji nadogradnji postojećih aplikacija koje su veliki broj puta proverene u produkciji na realnim sistemima, nego opredeljivanju za potpuno nove algoritme koji po pravilu uvek donose nove grupe problema. Dinamički estimatori stanja po svojoj primeni veoma kaskaju za statičkim WLS estimatorima stanja u savremenim EES-ima, i taj trend će se teško promeniti u narednim godinama iz prethodno navedenih razloga. Predloženi algoritam zato se oslanja na WLS estimator stanja, dok dodatak UKF dinamičke estimacije stanja predstavlja njegovo unapređenje korišćeno za detekciju FDIA. Razvoj tehnologije u poslednjih nekoliko godina omogućio je paralelno izvršavanje ova dva algoritma estimacije stanja, što ranije ne bi bilo moguće zbog značajno manjih računarskih resursa.



Slika 4.2: Blok-dijagram predloženog algoritma za detekciju FDIA

5. Primena

Predloženi algoritam za detekciju FDIA sinergijom statičke i dinamičke estimacije stanja verifikovan je simulacijama na dva test sistema. Prvi test sistem predstavlja modifikovana IEEE mreža od 14 čvorova [81], dok je drugi značajno veća IEEE test mreža od 300 čvorova [82]. Algoritmi statičke WLS estimacije stanja, dinamičke UKF estimacije stanja, kao i predloženi metod detekcije FDIA, implementirani su i simulirani korišćenjem programskog jezika Matlab.

U ovoj glavi prvo je dat detaljan opis korišćenih test sistema, da bi potom bili prikazani rezultati simulacije malicioznih napada, kako na WLS, tako i na UKF estimaciju stanja, na manjem test sistemu od 14 čvorova. Osetljivost predloženog algoritma na grešku tranzicionog procesa takođe je analizirana na ovoj test mreži, dok je osetljivost algoritma na kvalitet kratkoročne prognoze potrošnje i proizvodnje, kao i na različite intenzitete FDIA, testirana na većem sistemu od 300 čvorova. Na kraju, dat je primer kompleksnog FDIA koji bio mogao da zaobiđe predloženi algoritam detekcije, ali je praktično teško izvodljiv.

5.1 Opis test sistema

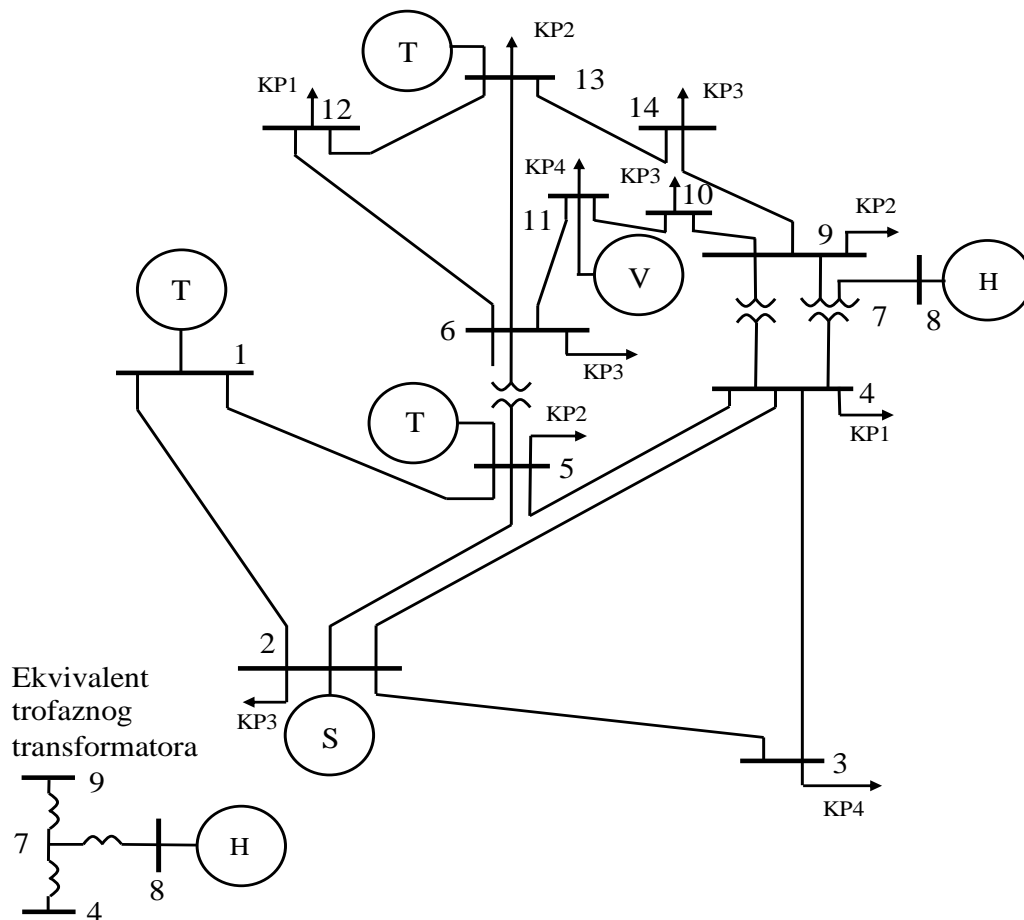
5.1.1 IEEE test mreža od 14 čvorova

Jednopolna šema modifikovane IEEE prenosne test mreže od 14 čvorova prikazana je na Slici 5.1. Ona se sastoji od 15 vodova, dva dvonamotajna i jednog tronamotajnog transformatora, 6 generatora i 11 potrošača. Čvorovi sistema označeni su brojevima $i=1,2,\dots,14$, dok je za označavanje tipova injektiranja u čvorovima korišćena sledeća nomenklatura:

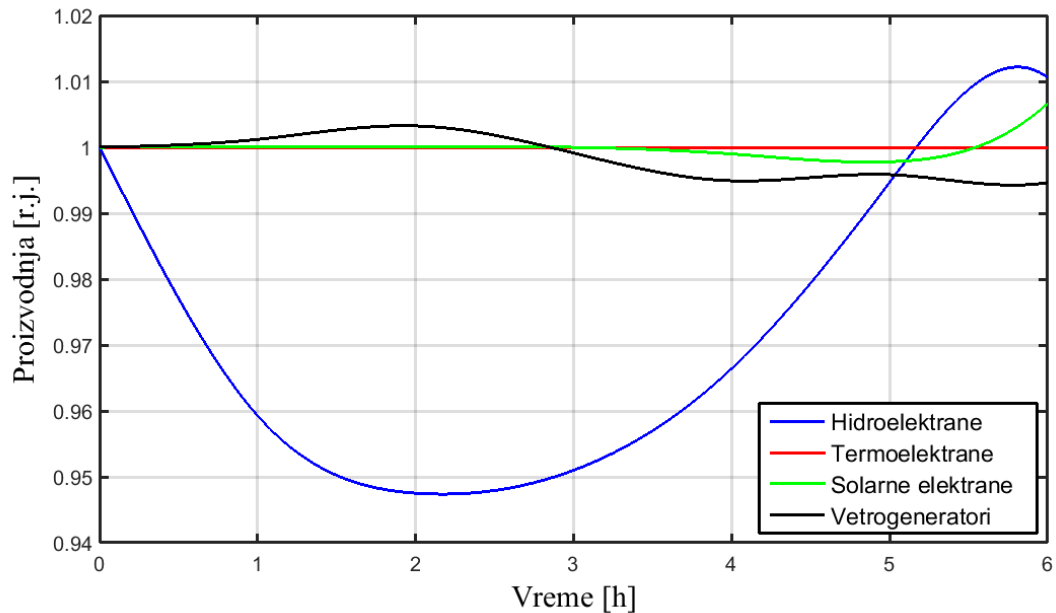
- **T** – termoelektrana;
- **V** – Farma vetrogeneratora;
- **H** – hidroelektrana;
- **S** – solarna elektrana;
- **KP** – potrošač sa odgovarajućom dnevnom krivom potrošnje.

U poređenju sa originalnim test sistemom, proizvodne jedinice, odnosno sinhroni kompenzatori, su izbačeni iz čvorova 3 i 6, da bi proizvodnja bila dodata u čvorovima 5, 11 i 13. Sinhroni kompenzator u čvoru 8 zamenjen je sinhronim generatorom. Inicijalni fazori napona, kao i injektiranja aktivne i reaktivne snage u čvorovima sistema takođe su izmenjeni, kako bi kompenzovali izbacivanje originalnih, odnosno dodavanje novih elemenata (Tabela 5.1).

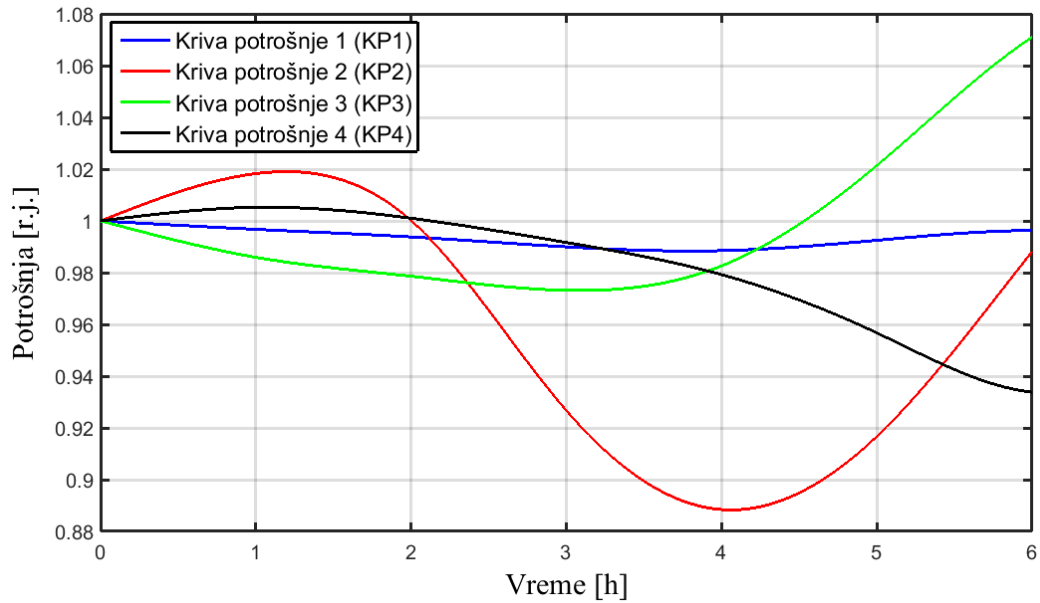
Na Slici 5.2 date su prognozirane krive proizvodnje po tipu proizvodne jedinice i period od 6 časova, dok su na Slici 5.3 prikazane relativne krive potrošnje, za četiri različita tipa potrošača. Krive potrošnje i proizvodnje predstavljaju faktor skaliranja, kako aktivnih tako i reaktivnih snaga datih u Tabeli 5.1 (pretpostavljen je konstantan faktor snage u svim čvorovima sistema).



Slika 5.1: Jednopolna šema modifikovane IEEE test mreže od 14 čvorova



Slika 5.2: Prognozirane krive proizvodnje za različite tipove proizvodnih jedinica



Slika 5.3: Krive potrošnje za 4 tipa potrošača

Tabela 5.1: Nominalna injektiranja aktivne i reaktivne snage u čvorovima sistema

Broj čvora	Potrošnja		Proizvodnja	
	[MW]	[MVar]	[MW]	[MVar]
1	0,0	0,0	232,4	1,2
2	21,7	12,7	40,0	29,5
3	94,2	19,0	0,0	0,0
4	47,8	-3,9	0,0	0,0
5	7,6	1,6	30,0	3,9
6	11,2	7,5	0,0	0,0
7	0,0	0,0	0,0	0,0
8	0,0	0,0	40,0	38,8
9	29,6	16,6	0,0	0,0
10	9,0	5,8	0,0	0,0
11	3,5	1,8	35,0	4,4
12	6,1	1,6	0,0	0,0
13	13,5	5,8	20,0	25,9
14	14,9	5,0	0,0	0,0

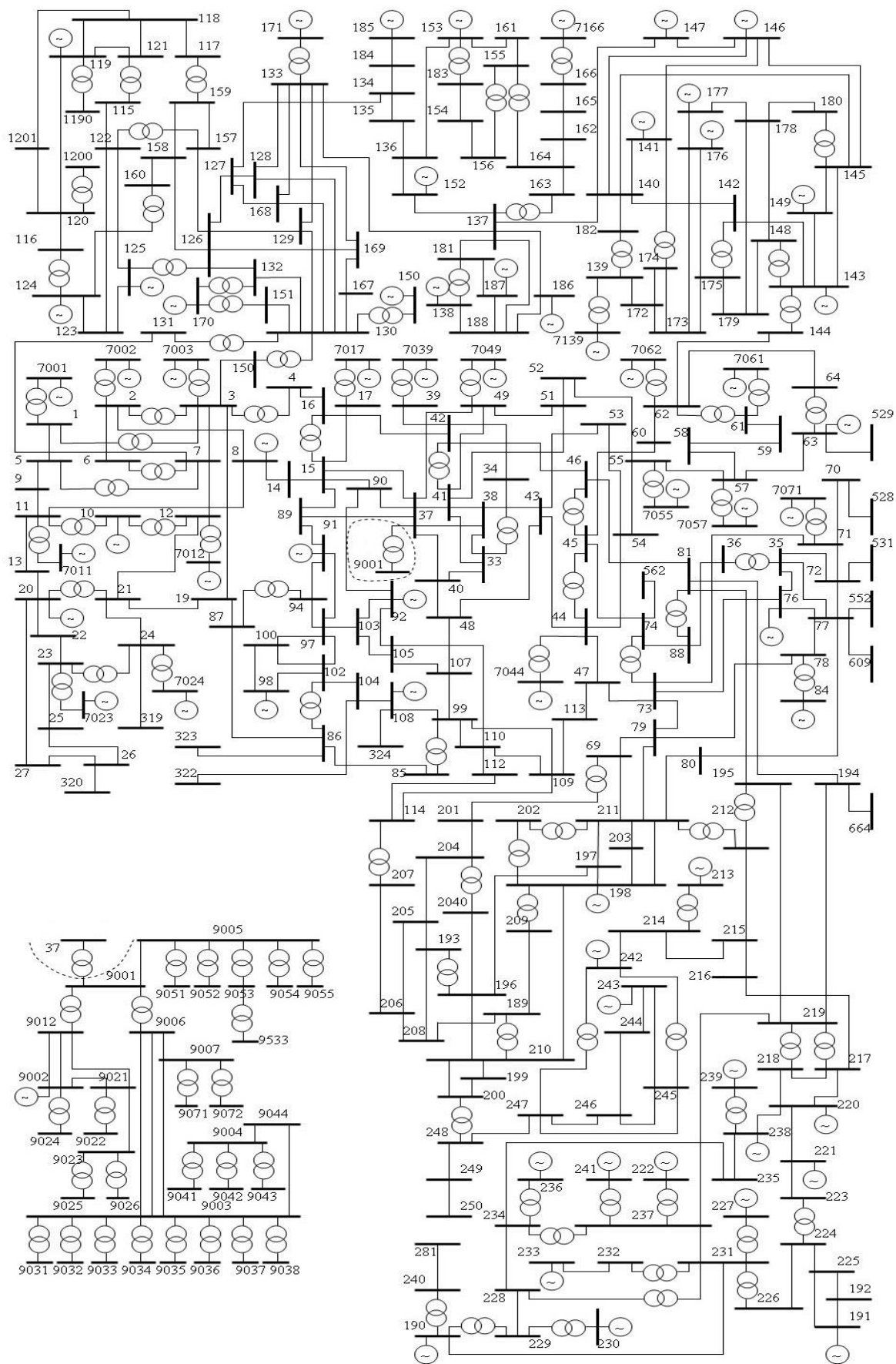
Pretpostavljena je visoka redundansa merenja, odnosno postojanje merenja tokova aktivnih i reaktivnih snaga po svakomvodu i transformatoru (3×2 merenja u slučaju tronamotajnog transformatora), merenja injektiranja aktivnih i reaktivnih snaga u svakom šantu sistema (odnosno na svakom generatoru i potrošaču), kao i postojanje naponskih merenja u svakom od 14 čvorova sistema. Fazorska merenja napona, odnosno dodatna merenja faznog stava napona, postavljena su u generatorskim čvorovima (1, 2, 5, 8, 11 i 13). Dakle, ukupan broj merenja u razmatranom sistemu je $M = 91$, od kojih je:

- 20 merenja toka aktivne snage po granama mreže - P_{ij} , $ij = 1, 2, \dots, 20$, varijanse $\sigma^2 = 1e-3$;
- 20 merenja toka reaktivne snage po granama mreže - Q_{ij} , $ij = 1, 2, \dots, 20$, varijanse $\sigma^2 = 1e-3$;
- 14 merenja injektiranja aktivne snage u čvorovima mreže sa šantovima - P_i , $i = 1, 2, \dots, 14$, varijanse $\sigma^2 = 1e-3$;
- 14 merenja injektiranja reaktivne snage u čvorovima mreže sa šantovima - Q_i , $i = 1, 2, \dots, 14$, varijanse $\sigma^2 = 1e-3$;
- 14 merenja modula napona u svakom od čvorova sistema - V_i , $i = 1, 2, \dots, 14$, od kojih 6 potiče od PMU uređaja, varijanse $\sigma^2 = 1e-5$ za konvencionalna SCADA merenja i varijanse $\sigma^2 = 1e-7$ za PMU merenja;
- 6 merenja ugla fazora napona, u generatorskim čvorovima test sistema - θ_i , $i \in \{1, 2, 5, 8, 11, 13\}$, varijanse $\sigma^2 = 1e-7$;
- 3 merenja nenominalnih odnosa transformacije modula napona klasičnih regulacionih transformatora - a_{ij} , $ij = 1, 2, 3$.

Prema broju čvorova u mreži, kao i broju regulacionih transformatora sa nenominalnim odnosom transformacije, broj promenljivih stanja u sistemu jednak je u skladu sa (2.1.1) $n = 2 \times 14 - 1 + 3 = 30$.

5.1.2 IEEE test mreža od 300 čvorova

Na Slici 5.4 prikazana je jednopolna šema velike IEEE prenosne test mreže od 300 čvorova. Ona se sastoji od 411 grana (od kojih 304 prenosna voda i 62 regulaciona transformatora sa nenominalnim prenosnim odnosom), 69 generatora i 195 potrošača. Svi generatori iz date šeme podeljeni su ravnopravno po tipu na termogeneratore, hidrogeneratore, vetrogeneratore i solarne elektrane, a dodeljene su im prognoziranje krive proizvodnje sa Slike 5.2. Slično, svih 195 potrošača ravnomerno su podeljeni u četiri grupe i dodeljen im je po jedan od dijagrama potrošnje sa Slike 5.3.



Slika 5.4: Jednopolna šema IEEE test mreže od 300 čvorova

Kao i u prethodnom test sistemu od 14 čvorova, pretpostavljena je visoka redundansa merenja, čime je kreirano ukupno $M = 1853$ merenja, od kojih:

- 411 merenja toka aktivne snage po granama mreže - P_{ij} , $ij = 1, 2, \dots, 411$, varijanse $\sigma^2 = 1e-3$;
- 411 merenja toka reaktivne snage po granama mreže - Q_{ij} , $ij = 1, 2, \dots, 411$, varijanse $\sigma^2 = 1e-3$;
- 264 merenja injektiranja aktivne snage u čvorovima mreže sa šantovima - P_i , $i = 1, 2, \dots, 264$, varijanse $\sigma^2 = 1e-3$;
- 36 virtuelnih merenja injektiranja aktivne snage u čvorovima mreže bez šantova - P_i^v , $i = 1, 2, \dots, 36$, varijanse $\sigma^2 = 1e-9$;
- 264 merenja injektiranja reaktivne snage u čvorovima mreže sa šantovima - Q_i , $i = 1, 2, \dots, 264$, varijanse $\sigma^2 = 1e-3$;
- 36 virtuelnih merenja injektiranja reaktivne snage u čvorovima mreže bez šantova - Q_i^v , $i = 1, 2, \dots, 36$, varijanse $\sigma^2 = 1e-9$;
- 300 merenja modula napona u svakom od čvorova sistema - V_i , $i = 1, 2, \dots, 300$, od kojih 69 potiče od PMU uređaja, varijanse $\sigma^2 = 1e-5$ za konvencionalna SCADA merenja i varijanse $\sigma^2 = 1e-7$ za PMU merenja;
- 69 merenja ugla fazora napona, u generatorskim čvorovima test sistema - θ_i , $i = 1, 2, \dots, 69$, varijanse $\sigma^2 = 1e-7$;
- 62 merenja nenominalnih odnosa transformacije modula napona klasičnih regulacionih transformatora - a_{ij} , $ij = 1, 2, \dots, 62$.

Prema broju čvorova u mreži, kao i broju regulacionih transformatora sa nenominalnim odnosom transformacije, broj promenljivih stanja u sistemu jednak je u skladu sa (2.1.1) $n = 2 \times 300 - 1 + 62 = 661$.

5.2 Detekcija FDIA poređenjem rezultata statičke i dinamičke estimacije stanja

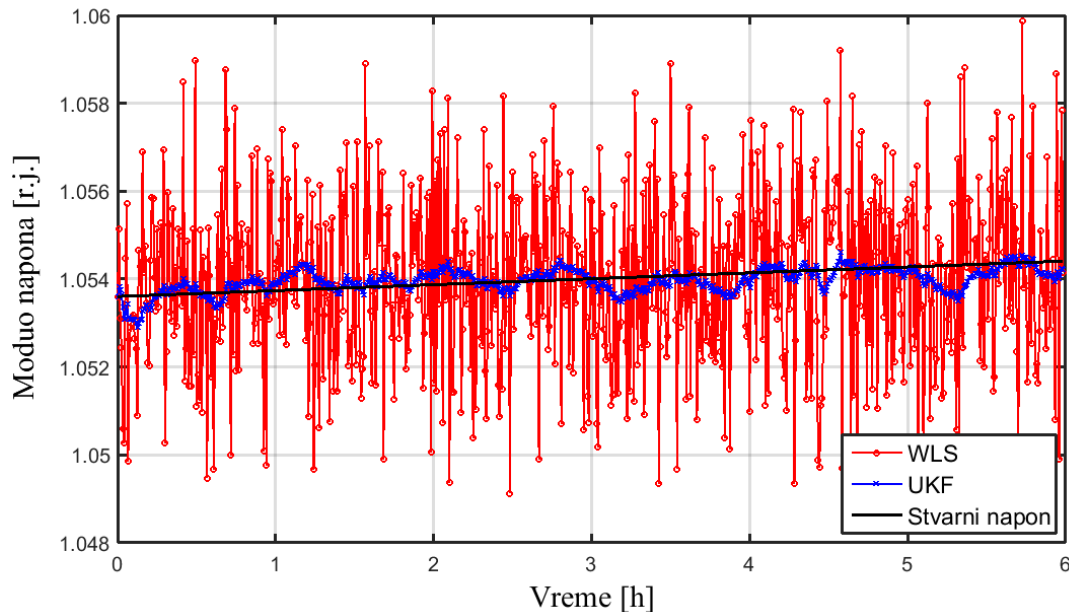
5.2.1 Režim test sistema od 14 čvorova bez FDIA

Na primeru test mreže od 14 čvorova prvo su poređeni rezultati statičke WLS i dinamičke UKF estimacije stanja u periodu od 6 časova, koristeći prognoziranje krive proizvodnje i potrošnje, za slučaj bez malicioznog napada. Rezultati su analizirani za sve čvorove sistema, pri čemu je na Slici 5.5 prikazan estimirani moduo napona u potrošačkom (PQ) čvoru br. 12, u kome je kasnije simuliran i maliciozni napad injektiranjem loših merenja.

„Tačan“ režim razmatranog sistema određen je proračunom tokova snaga zasnovanom na Newton–Raphson-ovom algoritmu. Rezultati ovog proračuna, nasumično zašumljeni u skladu sa prethodno definisanim varijansama za različite tipove merenja, potom su korišćeni

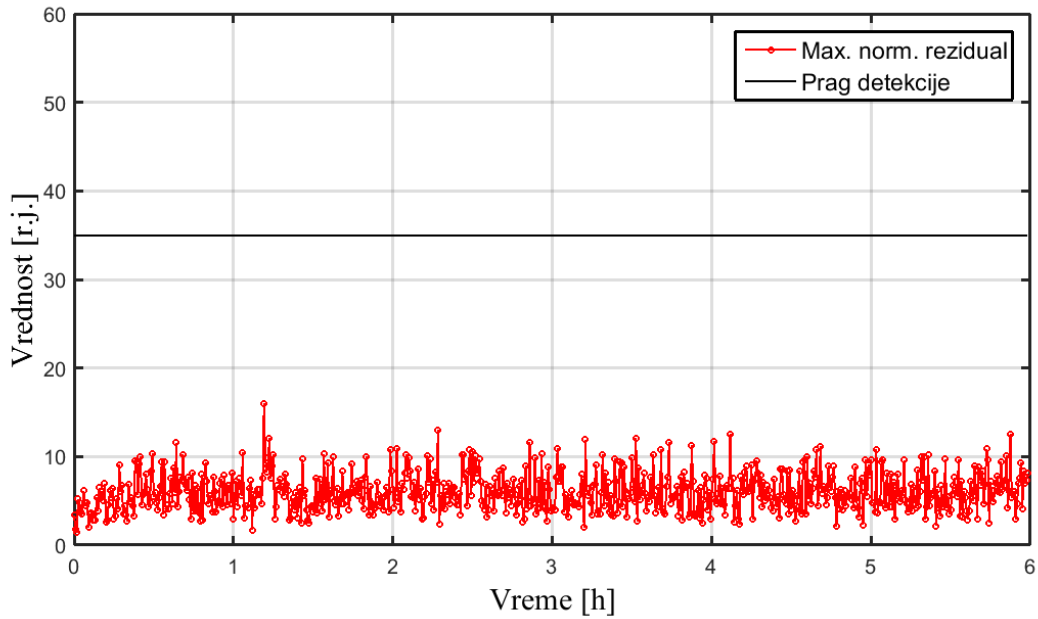
kao ulazna merenja za WLS i UKF algoritme. Pretpostavljeno je da su korišćene krive proizvodnje i potrošnje rezultat kratkoročne prognoze koja se izvršava/ažurira na svakih 5 minuta, pa su samim tim uzete sa malom srednjom apsolutnom greškom od 0,4%.

Estimacija stanja izvršavana je na svakih 30 sekundi, što je i očekivani vremenski korak u savremenim EMS sistemima. Sa Slike 5.5 može se videti da i WLS i UKF estimacija stanja prate realnu promenu napona prilično dobro, pri čemu su UKF estimacije donekle približnije „tačnim“/stvarnim vrednostima, što se može tumačiti kao rezultat izuzetno dobre tranzicione matrice zasnovane na prognoziranim podacima male greške.



Slika 5.5: Moduo napona u čvoru br.12 za slučaj bez FDIA

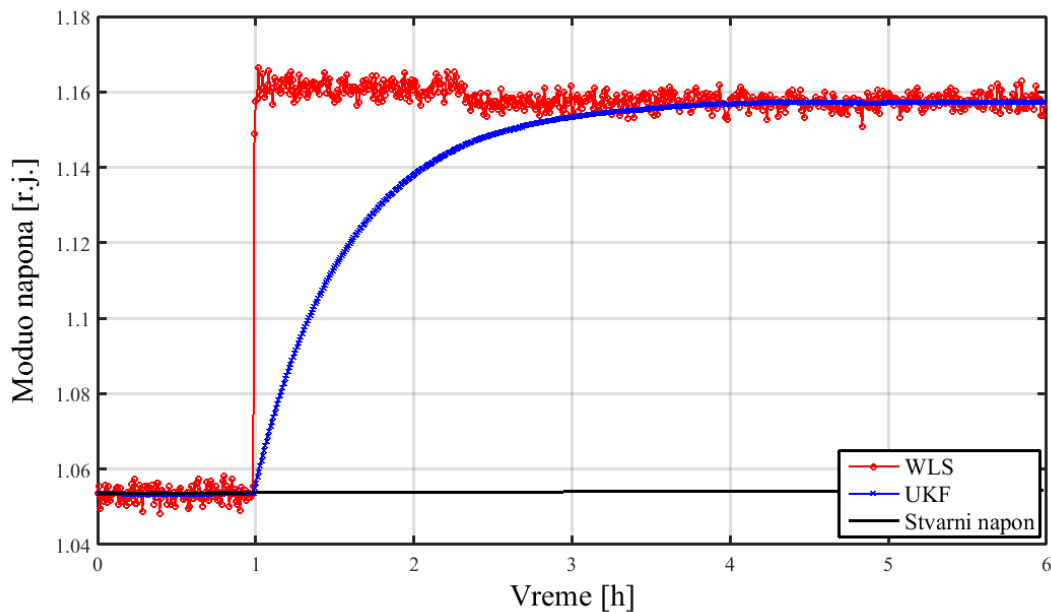
Na Slici 5.6 prikazane su maksimalne vrednosti normalizovanih reziduala promenljivih stanja proračunate na osnovu izraza (1.2.3.4), za svaki trenutak unutar razmatranog 6-to časovnog vremenskog perioda. Može se primetiti da su izračunati reziduali ispod definisanog praga (35 r.j.), koji je određen tako da bude veći od maksimalnih normalizovanih reziduala koji se javljaju pri normalnom operativnom radu razmatranog EES-a.



Slika 5.6: Maksimalne vrednosti normalizovanih reziduala promenljivih stanja za slučaj bez FDIA

5.2.2 Simulacija FDIA na test sistemu od 14 čvorova

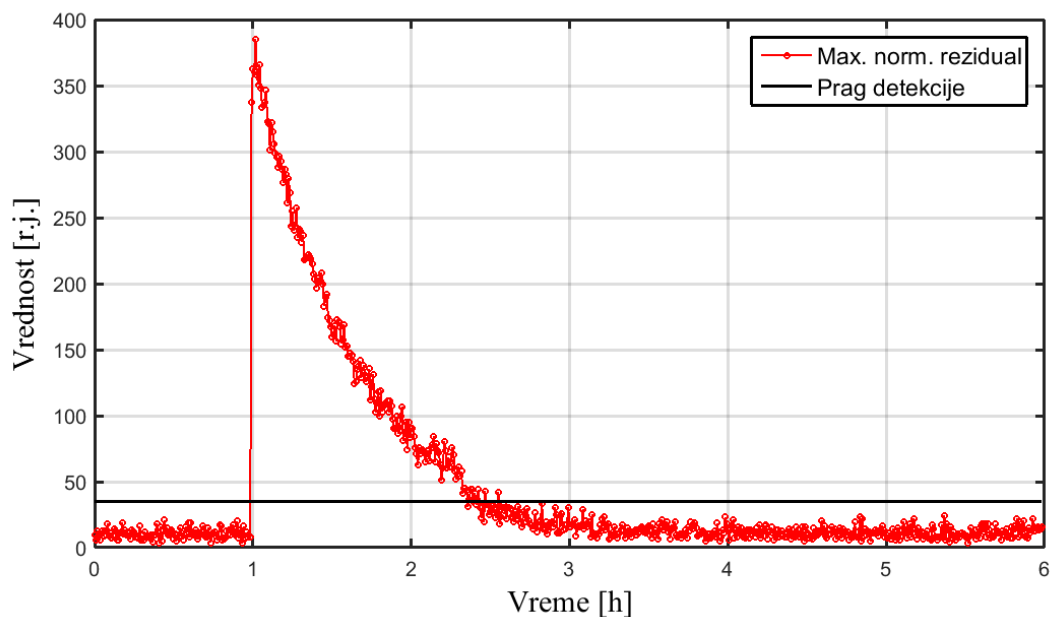
Prethodni scenario je potom ponovljen, pri čemu je nakon jednog časa simulirano otpočinjanje malicioznog napada injektiranjem loših merenja. Cilj ovog FDIA bio je da promeni moduo napona u čvoru br.12 za 0,1 r.j., odnosno za približno 10%. Da bi se napad verno simulirao, promenjena su sva merenja na koja ima uticaj ova promenljiva stanja, koristeći aktuelnu matricu Jacobian-a. Na Slici 5.7 prikazane su estimirane vrednosti napona u čvoru 12 kako pre, tako i za vreme malicioznog (zlonamernog) napada.



Slika 5.7: Moduo napona u čvoru br.12 sa primenjenim FDIA nakon 1. sata

S obzirom da statička WLS estimacija generalno ne prati dinamiku sistema, odnosno ne zavisi od rezultata za prethodni vremenski trenutak, i da nije detektovano postojanje loših merenja kroz Hi-kvadrat i test na maksimalni normalizovani rezidual merenja – estimirana vrednost modula napona odmah je oslikala maliciozno povećanje od 0,1 r.j. Za razliku od statičke, estimirani moduo napona dobijen iz dinamičke estimacije stanja UKF algoritmom nije odmah preuzeo maliciozno ciljanu vrednost, već se ka njoj kretao postepeno, da bi je u potpunosti dostigao tek nakon 2 časa od početka napada, odnosno u 3. času. Time je ostavljeno dovoljno vremena za uspešnu detekciju FDIA testom na maksimalni normalizovani rezidual promenljivih stanja (Slika 5.8).

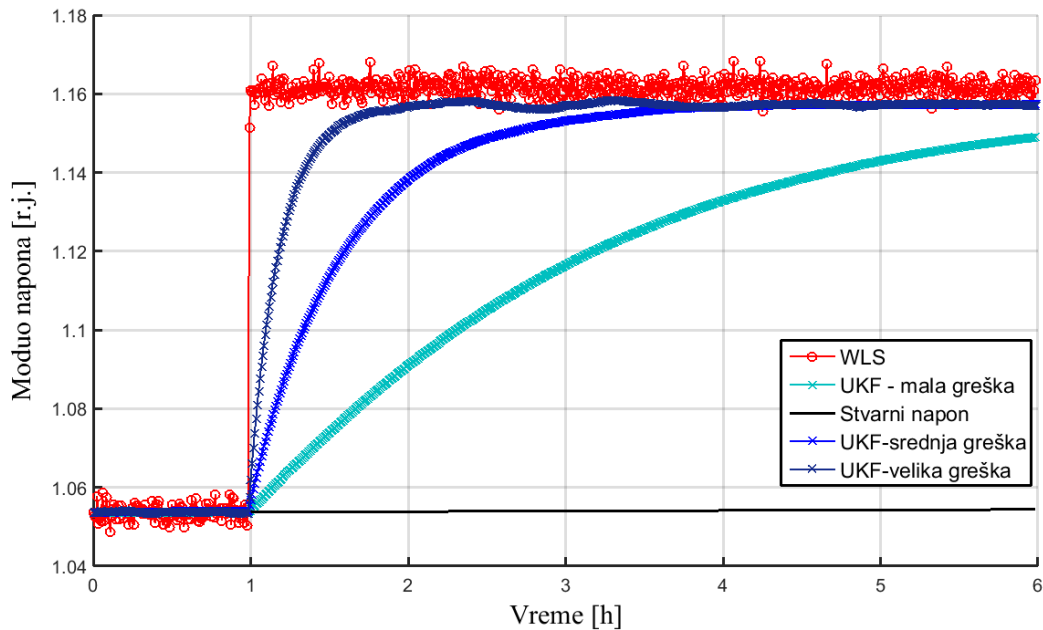
Odmah nakon otpočinjanja malicioznog napada zabeležen je drastičan skok u normalizovanom rezidualu modula napona 12-tog čvora, koji sa vrednošću od 383 r.j. značajno prevazilazi definisani prag od 35 r.j. (Slika 5.8). Time je i uspešno izvršena detekcija ovog malicioznog napada. U nastavku razmatranog scenarija vrednost maksimalnog normalizovanog reziduala postepeno opada sa rastom modula napona estimiranog putem dinamičke estimacije stanja, da bi nakon 1,5h od početka napada sišla ispod praga, odnosno granice detekcije. Samim tim i alarm za detekciju FDIA ostaje aktivan čitavih 1,5h pre deaktivacije.



Slika 5.8: Maksimalne vrednosti normalizovanih reziduala promenljivih stanja za slučaj FDIA nakon 1. sata

5.2.3 Osetljivost algoritma detekcije na grešku tranzicionog procesa

Greška tranzicionog procesa dinamičke estimacije stanja, odnosno greška prediktovanog vektora promenljivih stanja ($\mathbf{v}(t_n)$), ima kritičan uticaj na brzinu sa kojom estimirane vrednosti promenljivih stanja dostižu vrednosti ciljane od strane napadača, odnosno raspoloživo vreme za detekciju napada. Na Slici 5.9 uporedno su prikazani rezultati dinamičke estimacije stanja za tri različite vrednosti greške tranzicionog procesa, pri čemu je najveća greška koja je korišćena 10 puta veća od srednje, odnosno 100 puta veća od najmanje vrednosti.



Slika 5.9: Moduo napona u čvoru 12 sa primenjenim FDIA nakon 1. sata

Dok je u slučaju najveće greške tranzicionog procesa bilo potrebno nešto više od 1 časa kako bi se rezultati dinamičke i statičke estimacije stanja približili, u slučaju najmanje greške ni 5 časova nije bilo dovoljno da bi estimirane vrednosti dostigle one ciljane od strane napadača. To znači da alarm generisan uspešnom detekcijom FDIA u slučaju najmanje greške tranzicionog procesa ostaje aktivan više od 5h, što daje operaterima EES-a dovoljno vremena za adekvantnu reakciju. Time je još jednom potvrđen kritičan značaj kvalitetnog određivanja tranzicione matrice.

5.2.4 Osetljivost algoritma detekcije na intenzitet FDIA

Na primeru test mreže od 300 čvorova analizirana je osetljivost statičke i dinamičke estimacije stanja, odnosno predloženog algoritma detekcije, na FDIA različitog intenziteta. Pod intenzitetom FDIA podrazumevana je ciljana promena modula napona nekog čvora od strane malicioznog napadača, iskazana u relativnim jedinicama. Što je simulirani napad većeg intenziteta, to su i posledice koje može izazvati u EES-u ozbiljnije, pa je i neophodnija njegova uspešna detekcija. Napadi malog intenziteta u graničnim slučajevima mogu biti jednaki standardnim greškama estimacije stanja koje nastaju kao posledica tačnosti merne opreme, problema u komunikacionim kanalima i slično, pa takvi napadi u opštem slučaju ne mogu napraviti ozbiljnije probleme u EES-u.

U okviru ove analize simulirani su napadi na potrošački (PQ) čvor 4 u rasponu intenziteta između 0,2 r.j. i 0,01r.j., pri čemu su kao i u prethodnim simulacijama malicioznih napada izmenjena sva merenja na koja “napadnuta” promenljiva stanja utiče korišćenjem aktuelne matrice Jacobian-a. Rezultati statičke WLS estimacije stanja u prvom izvršavanju nakon otpočinjanja napada poređeni su sa rezultatima dinamičke UKF estimacije, kao što je prikazano u Tabeli 5.2.

Tabela 5.2: Detekcija FDIA različitog intenziteta

Intenzitet FDIA [r.j.]	0,200	0,150	0,100	0,050	0,025	0,010
V ₄ (WLS) [r.j.]	1,1831	1,1487	1,1129	1,0718	1,0495	1,0347
V ₄ (UKF) [r.j.]	1,0907	1,0722	1,0548	1,0389	1,0319	1,0278
V ₄ (stvarni) [r.j.]	1,0254	1,0254	1,0254	1,0254	1,0254	1,0254
Max. normalizovani rezidual [r.j.]	957,32	775,87	577,26	319,65	169,32	65,81

U prvom FDIA koji je simuliran, intenzitet napada bio je izuzetno visok – 0,2 r.j., odnosno nešto manje od 20% stvarnog napona u razmatranom čvoru (1,0254 r.j.). Ovakav intenzitet napada proizveo je najveću razliku između estimiranih vrednosti WLS i UKF algoritama, odnosno najveći normalizovani rezidual promenljive stanja u iznosu od 957,32 r.j., što je 24 puta veća vrednost od definisanog praga (40 r.j.). Sa slabljenjem intenziteta FDIA, smanjivala se i razlika između WLS i UKF estimiranih vrednosti, da bi za intenzitet napada od 0,01 r.j. maksimalni normalizovani rezidual promenljive stanja imao vrednost od 65,81 r.j., što je najmanji intenzitet napada koji je moguće uspešno detektovati korišćenjem praga od 40 r.j. Poslednji uspešno detektovani napad predstavlja promenu modula napona od 1%, koja ulazi u okvire standardne/dopuštene greške algoritma estimacije stanja. Samim tim, pokazano je da je u razmatranoj mreži od 300 čvorova moguće uspešno detektovati FDIA svih intenziteta koji mogu da naprave ozbiljnije posledice u EES-u. Pri tome, definisani prag od 40 r.j. određen je tako da uopšte ne dozvoli nastanak „lažnih” pozitivnih detekcija FDIA, odnosno viši je od svih vrednosti normalizovanih reziduala koje su se pojavljivale u normalnom funkcionisanju razmatranog test sistema. Ovde se u opštem slučaju podrazumeva testiranje na nivou od 24 časa, za različite tipove dana (radni dan, vikend, praznik itd.) i sezona, kao i srednju apsolutnu grešku kratkoročne prognoze od 0,4%.

5.2.5 Uticaj tačnosti kratkoročne prognoze na osetljivost algoritma detekcije

Način određivanja praga detekcije nije uvek jednostavan, i za EES-e sa npr. lošijim kvalitetom prognoze proizvodnje i potrošnje potrebno ga je odrediti tako da se ostvari optimalan odnos „lažnih“ negativnih i „lažnih“ pozitivnih detekcija. S obzirom da rezultat kratkoročne prognoze direktno utiče na formiranje tranzicione matrice dinamičke estimacije stanja, greška prognoze predstavlja sastavni deo greške tranzicionog procesa, čiji je kritičan uticaj već prethodno demonstriran na Slici 5.9. Konkretno uticaj kvaliteta kratkoročne prognoze na minimalan intenzitet napada koji je moguće detektovati u razmatranom sistemu od 300 čvorova, za slučaj kada se ne dopuštaju „lažne“ pozitivne detekcije, prikazan je u Tabeli 5.3.

Tabela 5.3: Uticaj tačnosti kratkoročne prognoze na osetljivost detekcije FDIA

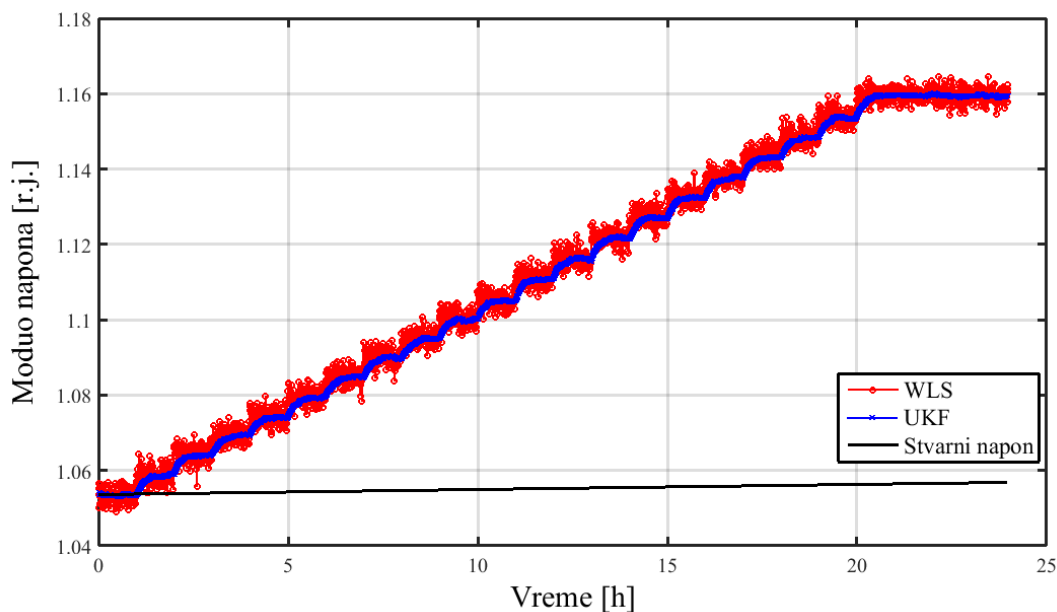
MAPE [%]	0,0	0,2	0,4	0,6	0,8	1,0
Max. normalizovani rezidual [r.j.]	17,40	22,70	36,10	68,40	140,30	234,80
Min. intenzitet napada [r.j.]	0,010	0,010	0,010	0,020	0,025	0,040

Tačnost prognoze proizvodnje i potrošnje predstavljena je srednjom apsolutnom greškom u procentima (*Mean Absolute Percentage Error - MAPE*) i analizirana za raspon vrednosti od 0% do 1%. S obzirom da se radi o veoma kratkoročnoj prognozi (osvežava se na svakih 5 minuta), očekivana greška u modernim EMS softverskim paketima značajno je niža od 1%. Prikazane vrednosti maksimalnih normalizovanih reziduala promenljivih stanja date su za slučaj normalnog funkcionisanja EES-a, odnosno bez malicioznih napada. Iz priložene tabele primetan je trend rasta rezidula sa rastom greške prognoze, čime je automatski određen i prag detekcije za restriktivan slučaj kada pogrešne pozitivne detekcije nisu dopuštene. Za srednju grešku prognoze od 0%, maksimalna vrednost normalizovanih reziduala promenljivih stanja koja se javlja iznosi 17,40 r.j. pa i definisani prag mora biti veći od te vrednosti. Slično i za srednju grešku od 0,4%, prag mora biti veći od 36,10 r.j. ukoliko nisu dopuštene pozitivne detekcije u slučajevima nepostojanja FDIA.

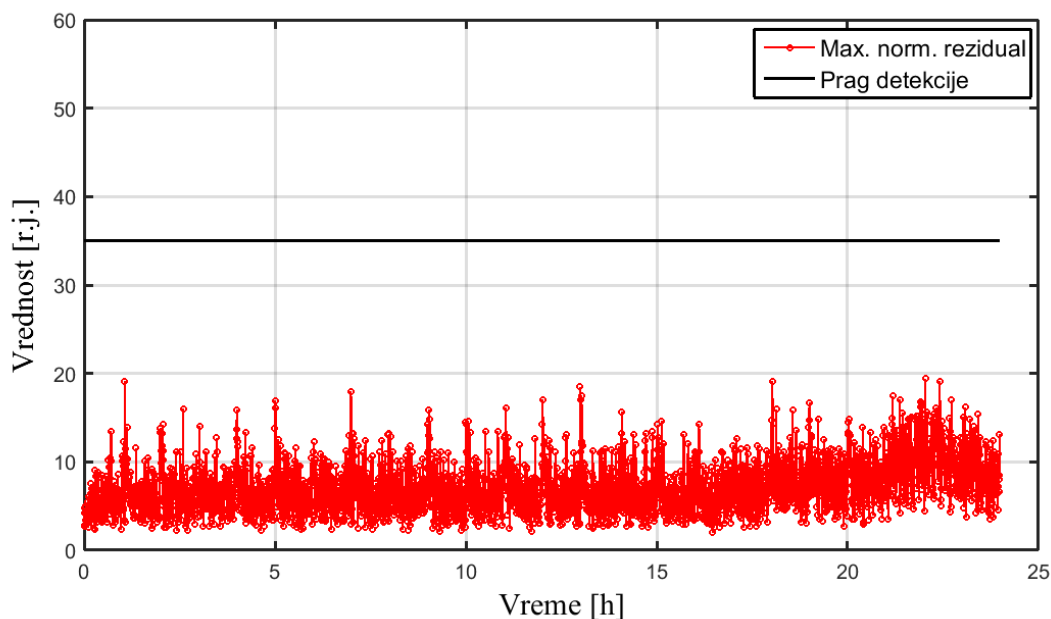
Za svaki ovako definisan prag, određena je vrednost minimalnog intenziteta malicioznog napada koji je moguće uspešno detektovati, a dobijeni rezultati prikazani su u poslednjoj vrsti razmatrane tabele. Očekivano, sa rastom greške prognoze i praga detekcije, povećava se i intenzitet napada koji je moguće detektovati, odnosno opada osetljivost predloženog algoritma. Dok je za MAPE od 0,4% moguće detektovati napade intenziteta 0,01 r.j. i većeg, za MAPE od 1% uspešno se detektuju napadi većeg ili jednakog intenziteta od 0,04 r.j. Čak i osetljivost detekcije FDIA dobijena sa ovako neočekivano visokom greškom prognoze, omogućuje uspešnu detekciju kritičnih napada, čime se potvrđuje praktična upotrebljivost predloženog algoritma. Dodatno, ukoliko se relaksira restriktivni uslov apsolutnog nepostojanja "lažnih" pozitivnih detekcija, moguće je za svaku vrednost greške prognoze smanjiti vrednost praga, i time povećati minimalni intenzitet napada koji je moguće detektovati.

5.2.6 Kompleksni FDIA

Potencijalna slabost predloženog algoritma detekcije ogleda se u mogućnosti kreiranja kompleksnog malicioznog napada koji se sastoji od većeg broja sinhronizovanih, inkrementalnih napada manjeg intenziteta. Ukoliko su ovakvi inkrementalni napadi manjeg intenziteta od granice osetljivosti algoritma detekcije, i dobro sinhronizovani, u smislu ne otpočinjanja sledećeg nivoa napada pre isteka vremena potrebnog za izjednačavanje rezultata dinamičke i statičke estimacije stanja, sumarni intenzitet napada može biti značajan, a da se pri tom izbegne detekcija (Slike 5.10 i 5.11).



Slika 5.10: Moduo napona u čvoru 12 prilikom kompleksnog FDIA



Slika 5.11: Maksimalni normalizovani reziduali prilikom kompleksnog FDIA

Na Slici 5.10 prikazani su rezultati dinamičke i statičke estimacije stanja za kompleksni FDIA koji se sastoji od većeg broja inkrementalnih FDIA manjeg intenziteta. Simulirano je ukupno 20 sinhronizovanih inkrementalnih napada od 0,005 r.j., koji su rezultovali sumarnim intenzitetom od 0,1 r.j. Kompleksni FDIA trajao je 20 časova, pri čemu je za svaki inkrementalni napad ostavljeno dovoljno vremena (1h) da se rezultati statičke i dinamičke estimacije stanja približno izjednače, odnosno da se izbegne superponiranje maksimalnih normalizovanih reziduala promenljivih stanja. Što je greška tranzicionog procesa manja, to je i period koji je potrebno čekati do sledećeg inkrementalnog napada veći, kao što je prethodno

prikazano na Slici 5.9. Neophodan broj koraka, odnosno inkrementalnih napada, takođe u tom slučaju je veći, zbog manjeg intenziteta pojedinačnih inkrementalnih napada.

Međutim, iako ovako kreirani FDIA napadi mogu da izbegnu detekciju predloženim algoritmom, njihova konstrukcija je izuzetno složena, prvenstveno zbog izuzetno dugog vremena koje je neophodno da bi se napad uspešno realizovao i izazvao značajnije posledice. Dodatno, potrebno je pažljivo sinhronizovati akcije na većem broju resursa u svakom od mnogobrojnih koraka. Iz tih razloga, ovakav tip FDIA može se smatrati malo verovatnim i praktično skoro neizvodljivim.

6. Zaključak

Tradicionalne tehnike detekcije i identifikacije loših merenja koje se koriste u komercijalnim estimatorima stanja prenosnih mreža zasnivaju se na analizi reziduala merenja, pa su kao takve podložne malicioznim napadima injektiranjem loših merenja. U okviru ovih napada, napadač istovremeno menja vrednosti tačno određenog skupa merenja u skladu sa aktuelnom matricom Jacobian-a, time utičući na estimiranu vrednost ciljane promenljive stanja. S obzirom da se simultano menjaju sva merenja na koja se odražava razmatrana promenljiva stanja, ovakve promene ne mogu se detektovati tradicionalnim tehnikama za detekciju i identifikaciju loših merenja.

Za izvršenje ovakvih napada neophodno je zadovoljenje niza preduslova, kao što su neograničen pristup velikom broju merenja, poznavanje električnog modela mreže, mrežne povezanosti i topologije, aktuelnog stanja EES-a i slično. Iako ispunjenje navedenih preduslova deluje teško izvodljivo, sve učestaliji hakerski napadi na energetske infrastrukturu, sa kulminacijom u dva opisana napada na EES Ukrajine, ukazuju na to da su FDIA realna pretnja sa mogućim dalekosežnim posledicama.

Pregledom aktuelnog stanja u razmatranoj oblasti zaključeno je da ne postoje efikasne metode za detekciju FDIA u realnom vremenu za najkritičniji scenario u kome napadač ima potpuno znanje o matrici Jacobian-a. U ovoj doktorskoj disertaciji zato je predložena tehnika koja se bazira na sinergiji statičke i dinamičke estimacije stanja, sposobna za uspešnu detekciju FDIA za prethodno opisani najkritičniji scenario. Korišćen je nelinearni dinamički estimator stanja baziran na UKF algoritmu, prvenstveno zbog svoje pogodnosti za izrazito nelinearne sisteme, kakav je model zavisnosti merenja od promenljivih stanja. Za konstrukciju tranzicione matrice predložena je originalna metoda koja se zasniva na kratkoročnoj prognozi potrošnje i proizvodnje, čime se dobija kvalitetan prediktovani vektor promenljivih stanja i niska greška tranzicionog procesa. Time se obezbeđuje inertnost konačno estimiranih vrednosti u odnosu na maliciozno umetnute promene kroz duži vremenski period. Predložena metrika korišćena za detekciju FDIA bazira se na poređenju normalizovanih reziduala promenljivih stanja dobijenih iz algoritama statičke i dinamičke estimacije stanja sa predefinisanim pragom. U okviru predloženog algoritma, statička WLS estimacija stanja se koristi kao bazični algoritam zbog svoje široke prihvaćenosti i implementacije u gotovo svim EMS softverskim paketima i EES - ima sistemima širom sveta. Svoju poziciju je učvrstila kroz dugi niz godina stalno evoluirajući kako bi obuhvatila nove tipove merenja i elemenata, velike razlike težinskih faktora merenja, različite konfiguracije prenosnih mreža i slično, tako da je danas teško zamisliti komercijalni estimator stanja zasnovan na nekoj drugoj metodologiji.

Predloženi algoritam detekcije verifikovan je na dve reprezentativne test mreže od 14 i 300 čvorova. Simulirani FDIA na statičku WLS i dinamičku UKF estimaciju stanja uspešno su detektovani za različite intenzitete napada. Minimalni intenziteti napada koji su detektovani nalaze se u okvirima uobičajenih grešaka estimatora stanja, čime je potvrđena neophodna osetljivost razmatranog algoritma. Analiziran je i uticaj greške tranzicionog procesa na proces

detekcije, odnosno na samu intertnost dinamičke estimacije stanja i potvrđena njena kritičnost. Dodatno je proverena osetljivost algoritma na konkretne vrednosti greške kratkoročne prognoze potrošnje i proizvodnje, kao sastavnog činioca greške tranzicionog procesa. Rezultat je potvrda sposobnosti predložene metode da za očekivani opseg vrednosti greške kratkoročne prognoze detektuje napade intenziteta dovoljnog da se naprave ozbiljniji problemi u operativnom upravljanju EES-a.

Jedini identifikovani slučajevi za koje može doći do pogrešnog rezultata detekcije su sledeći:

- Izostanak detekcije FDIA malog intenziteta u sistemima sa kratkoročnom prognozom izuzetno lošeg kvaliteta;
- „Lažne“ pozitivne detekcije u slučaju neplaniranih ispada u EES-u, koji nisu uhvaćeni poslednjim izvršavanjem kratkoročne prognoze potrošnje i proizvodnje. Ovakvi slučajevi lako se mogu prepoznati od strane dispečera u kontrolnoj sobi;
- Izostanak detekcije kompleksnih FDIA koji se sastoje iz većeg broja inkrementalnih FDIA vrlo malog intenziteta.

Navedeni slučajevi predstavljaju i moguće pravce budućeg istraživanja detekcije FDIA.

7. Literatura

- [1] A. Abur and A. Exposito, *Power System State Estimation: Theory and Implementation*, New York: Marcel Dekker, 2004.
- [2] T. E. Dy Liacco, "Real-Time Computer Control of Power Systems," *Proceedings of the IEEE*, vol. 62, no. 7, pp. 884-891, 1974.
- [3] F. C. Schweppe and J. Wildes, "Power System Static-State Estimation, Part I: Exact Model," *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, vol. 89, pp. 120-125, 1970.
- [4] F. C. Schweppe and D. B. Rom, "Power System Static-State Estimation, Part II: Approximate Model," *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, vol. 89, pp. 125-130, 1970.
- [5] F. C. Schweppe, "Power System Static-State Estimation, Part III: Implementation," *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, vol. 89, pp. 130-135, 1970.
- [6] A. Monticelli, *State Estimation in Electric Power Systems: A Generalized Approach*, Norwell, MA, USA: Kluwer Academic Publishers, 1999.
- [7] L. Mili, T. Van Cutsem and M. Ribbens-Pavella, "Hypothesis Testing Identification: A New Method for Bad Data Analysis in Power System State Estimation," *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, vol. 103, no. 1, pp. 3239-3252, 1984.
- [8] L. Mili and T. Van Cutsem, "Implementation of the Hypothesis Testing in Power System State Estimation," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 3, no. 3, pp. 887-893, 1988.
- [9] N. Mijušković i D. Vlaisavljević, *Statička Estimacija Stanja Elektroenergetskog Sistema – Pregled Metoda*, Beograd: EPS, 1996.
- [10] I. W. Slutsker, "Bad Data Identification in Power System Estimation Based on Measurement Compensation and Linear Residual Calculation," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 4, no. 1, pp. 53-60, 1989.
- [11] Y. Liu, P. Ning and M. K. Reiter, "False Data Injection Attacks Against State Estimation in Electric Power Grids," *ACM Transactions on Information and System Security*, vol. 14, no. 1, 2011.

- [12] G. Hug and J. A. Giampapa, "Vulnerability Assessment of AC State Estimation With Respect to False Data Injection Cyber-Attacks," *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 3, no. 3, pp. 1362-1370, 2012.
- [13] N. Živković and A. T. Sarić, "Detection of False Data Injection Attacks Using Unscented Kalman Filter," *Journal of Modern Power Systems and Clean Energy*, vol. 6, no. 5, pp. 847-859, 2018.
- [14] G. Dan and H. Sandberg, "Stealth Attacks and Protection Schemes for State Estimators in Power Systems," in *Proceedings of the 1st IEEE International Conference on Smart Grid Communications*, Gaithersburg, MD, USA, 2010.
- [15] A. Teixeira, S. Amin, H. Sandberg, K. H. Johansson and S. S. Sastry, "Cyber Security Analysis of State Estimators in Electric Power Systems," in *Proceedings of the 49th IEEE Conference on Decision Control (CDC)*, Atlanta, GE, USA, 2010.
- [16] H. Sandberg, A. Teixeira and K. H. Johansson, "On Security Indices for State Estimators in Power Networks," in *Proceedings of the 1st Workshop on Secure Control Systems*, Stockholm, Sweden, 2010.
- [17] A. Anwar, A. N. Mahmood and Z. Tari, "Identification of Vulnerable Node Clusters Against False Data Injection Attack in an AMI Based Smart Grid," *Information Systems*, vol. 53, pp. 201-212, 2015.
- [18] O. Kosut, L. Jia, R. Thomas and L. Tong, "Malicious Data Attacks on Smart Grid State Estimation: Attack Strategies and Countermeasures," in *Proceedings of the 1st IEEE International Conference on Smart Grid Communications*, Gaithersburg, MD, USA, 2010.
- [19] J. Kim, L. Tong and R. Thomas, "Data Framing Attack on State Estimation," *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 32, no. 7, pp. 1460-1470, 2014.
- [20] M. Ozay, I. Esnaola, F. Vural, S. Kulkarni and H. Poor, "Sparse Attack Construction and State Estimation in the Smart Grid: Centralized and Distributed Models," *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 31, no. 7, pp. 1306-1318, 2013.
- [21] M. Esmalifalak, H. Nguyen, R. Zheng and Z. Han, "Stealth False Data Injection Using Independent Component Analysis in Smart Grid," in *Proceedings of the 2nd IEEE International Conference on Smart Grid Communications*, Brussels, Belgium, 2011.

- [22] J. Kim, L. Tong and R. Thomas, "Subspace Methods for Data Attack on State Estimation: A Data Driven Approach," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 63, no. 5, pp. 1102-1114, 2015.
- [23] Z. H. Yu and W. L. Chin, "Blind False Data Injection Attack using PCA Approximation Method in Smart Grid," *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 6, no. 3, pp. 1219-1226, 2015.
- [24] A. Anwar and A. N. Mahmood, "Stealthy and Blind False Injection Attacks on SCADA EMS in the Presence of Gross Errors," in *Proceedings of Power Energy Society (PES) General Meeting (GM)*, Boston, MA, USA, 2016.
- [25] J. Zhang, Z. Chu, L. Sankar and O. Kosut, "Can Attackers with Limited Information Exploit Historical Data to Mount Successful False Data Injection Attacks on Power Systems?," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. To be published, 2018.
- [26] P. M. Esfahani, M. Vrakopoulou, K. Margellos, J. Lygeros and G. Andersson, "Cyber Attack in a Two-Area Power System: Impact Identification Using Reachability," in *Proceedings of American Control Conference (ACC)*, Baltimore, MD, USA, 2010.
- [27] P. M. Esfahani, M. Vrakopoulou, K. Margellos, J. Lygeros and G. Andersson, "A Robust Policy for Automatic Generation Control Cyber Attack in Two Area Power Network," in *Proceedings of the 49th IEEE Conference on Decision Control (CDC)*, Atlanta, GA, USA, 2010.
- [28] S. Sridhar and G. Manimaran, "Data Integrity Attacks and Their Impacts on SCADA Control System," in *Proceedings of Power Energy Society (PES) General Meeting (GM)*, Minneapolis, MN, USA, 2010.
- [29] L. Xie, Y. Mo and B. Sinopoli, "False Data Injection Attacks in Electricity Markets," in *Proceedings of the 1st IEEE International Conference on Smart Grid Communications*, Gaithersburg, MD, USA, 2010.
- [30] R. B. Bobba, K. M. Rogers, Q. Wang, K. Khurana, K. Nahrstedt and T. Overbye, "Detecting False Data Injection Attacks on DC State Estimation," in *Proceedings of the 1st Workshop on Secure Control Systems*, Stockholm, Sweden, 2010.
- [31] T. T. Kim and H. V. Poor, "Strategic Protection Against Data injection Attacks on Power Grids," *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 2, no. 2, pp. 326-333, 2011.
- [32] O. Vukovic, K. C. Sou, G. Dan and H. Sandberg, "Network – Aware Mitigation of Data Integrity Attacks on Power System State Estimation," *IEEE*

Journal on Selected Areas in Communications, vol. 30, no. 6, pp. 1108-1118, 2012.

- [33] S. Bi and Y. J. Zhang, "Graphical Methods for Defense Against False-Data Injection Attacks on Power System State Estimation," *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 5, no. 3, pp. 1216-1227, 2014.
- [34] A. Anwar and A. Mahmood, "Vulnerabilities of Smart Grid State Estimation Against False Data Injection Attack," in *Renewable Energy Integration Challenges and Solutions - Green Energy and Technology*, Singapore, Springer, 2014, pp. 411-428.
- [35] P. Jokar, N. Arianpoo and V. Leung, "Intrusion Detection in Advanced Metering Infrastructure Based on Consumption Pattern," in *Proceedings of IEEE International Conference on Communications (ICC)*, Budapest, Hungary, 2013.
- [36] M. Rana, L. Li and S. W. Su, "Cyber Attack Protection and Control in Microgrids Using Channel Code and Semidefinite Programming," in *Proceedings of Power and Energy Society (PES) General Meeting (GM)*, Boston, MA, USA, 2016.
- [37] G. Chaojun, P. Jirutitijaroen and M. Motani, "Detecting False Data Injection Attacks in AC State Estimation," *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 6, no. 5, pp. 2476-2483, 2015.
- [38] Y. Huang, J. Tang, Y. Cheng, H. Li, K. A. Campbell and Z. Han, "Real-Time Detection of False Data Injection in Smart Grid Networks: An Adaptive CUSUM Method and Analysis," *IEEE Systems Journal*, vol. 10, no. 2, pp. 532-543, 2016.
- [39] J. Zhao, G. Zhang, M. La Scala, Z. Y. Dong, C. Chen and J. Wang, "Short-Term State Forecasting-Aided Method for Detection of Smart Grid General False Data Injection Attacks," *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 8, no. 4, pp. 1580-1590, 2017.
- [40] R. Xu, R. Wang, Z. Guan, L. Wu, J. Wu and X. Du, "Achieving Efficient Detection Against False Data Injection Attacks in Smart Grid," *IEEE Access*, vol. 5, pp. 13787-13798, 2017.
- [41] J. Zhao, G. Zhang and R. A. Jabr, "Robust Detection of Cyber Attacks on State Estimators Using Phasor Measurements," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 32, no. 3, pp. 2468-2470, 2017.
- [42] D. B. Rawat and C. Bajracharya, "Detection of false Data Injection Attacks in Smart Grid Communication Systems," *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 22, no. 10, pp. 1652-1656, 2015.

- [43] Z. Zhang, S. Gong, A. D. Dimitrovski and H. Li, "Time Synchronization Attack in Smart Grid: Impact and Analysis," *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 4, no. 1, pp. 87-98, 2013.
- [44] A. S. Debs and R. E. Larson, "A Dynamic Estimator for Tracking the State of a Power System," *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, vol. 89, no. 7, pp. 1670-1678, 1970.
- [45] E. A. Wan and R. Van Der Merwe, "The Unscented Kalman Filter for Nonlinear Estimation," in *Proceedings of the IEEE Adaptive Systems for Signal Processing, Communications, and Control Symposium*, Lake Louise, Alberta, Canada, 2000.
- [46] J. K. Mandal, A. K. Sinha and L. Roy, "Incorporating Nonlinearities of Measurement Function in Power System Dynamic State Estimation," *IEEE Proceedings - Generation, Transmission and Distribution*, vol. 142, no. 3, pp. 289-296, 1995.
- [47] K. R. Shih and S. J. Huang, "Application of a Robust Algorithm for Dynamic State Estimation of a Power System," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 17, no. 1, pp. 141-147, 2002.
- [48] J. Zhao, M. Netto and L. Mili, "A Robust Iterated Extended Kalman Filter for Power System Dynamic State Estimation," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 32, no. 4, pp. 3205-3216, 2017.
- [49] S. J. Julier and J. K. Uhlmann, "A New Extension of the Kalman Filter to Nonlinear Systems," in *Proceedings of AeroSense: The 11th International Symposium on Aerospace/Defence Sensing, Simulation and Controls*, Orlando, FL, USA, 1997.
- [50] G. Valverde and V. Terzija, "Unscented Kalman Filter for Power System Dynamic State Estimation," *IET Generation, Transmission and Distribution*, vol. 5, no. 1, pp. 29-37, 2011.
- [51] M. Roth and F. Gustafsson, "An Efficient Implementation of the Second Order Extended Kalman Filter," in *Proceedings of the 14th International Conference on Information Fusion (FUSION)*, Chicago, IL, USA, 2011.
- [52] K. Zetter, "Inside the Cunning, Unprecedented Hack of Ukraine's Power Grid," *WIRED*, 3 March 2016. [Online]. Available: <https://www.wired.com/2016/03/inside-cunning-unprecedented-hack-ukraines-power-grid/>. [Accessed 30 April 2018].
- [53] A. Greenberg, "'Crash Override': The Malware That Took Down a Power Grid," *WIRED*, 6 December 2017. [Online]. Available:

<https://www.wired.com/story/crash-override-malware/>. [Accessed 30 April 2018].

- [54] K. Cho, J. Shin and S. Hyun, "Optimal Placement of Phasor Measurement Units With GPS Receiver," in *Power Engineering Society (PES) Winter Meeting (WM)*, Columbus, OH, USA, 2001.
- [55] M. Hajian, A. M. Ranjbar, T. Amraee and A. R. Shirani, "Optimal Placement of Phasor Measurement Units: Particle Swarm Optimization Approach," in *Intelligent Systems Applications to Power Systems*, Toki Messe, Niigata, Japan, 2007.
- [56] S. Chakrabarti and E. Kyriakides, "Optimal Placement of Phasor Measurement Units for Power System Observability," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 23, no. 3, pp. 1433-1440, 2008.
- [57] Q. Zhang, Y. Chakhchoukh, V. Vittal and G. T. Heydt, "Impact of PMU Measurement Buffer Length on State Estimation and its Optimization," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 28, no. 2, pp. 1657-1665, 2013.
- [58] M. S. Čalović, A. T. Sarić i P. Č. Stefanov, *Eksploatacija Elektroenergetskih Sistema u Uslovima Slobodnog Tržišta*, Čačak, Srbija: Tehnički fakultet, 2005.
- [59] V. Krsman, *Specijalizovani Algoritmi za Detekciju, Identifikaciju i Estimaciju Loših Podataka u Elektrodistributivnim Mrežama*, Doktorska Disertacija, Novi Sad: Fakultet tehničkih nauka, 2017.
- [60] R. R. Nucera, V. Brandwajn and M. L. Gilles, "Observability Analysis and Bad Data Analysis Using Augmented Blocked Matrices," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 8, no. 2, pp. 426-433, 1993.
- [61] E. Castillo, A. J. Conejo, R. E. Pruneda and C. Solares, "State Estimation Observability Based on the Null Space of the Measurement Jacobian Matrix," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 20, no. 3, pp. 1656-1668, 2005.
- [62] B. Gou, "Jacobian Matrix-based Observability Analysis for State Estimation," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 21, no. 1, pp. 348-356, 2006.
- [63] K. A. Clements and B. F. Wollenberg, "An Algorithm for Observability Determination in Power System State Estimation," in *IEEE/PES Summer Meeting*, San Francisco, CA, USA, 1975.
- [64] K. A. Clements, G. R. Krumpholz and P. W. Davis, "Power System State Estimation Residual Analysis: An Algorithm Using Network Topology," *IEEE*

Transactions on Power Apparatus and Systems, vol. 102, no. 7, pp. 2012-2020, 1983.

- [65] A. Monticelli, "Electric Power System State Estimation," in *Proceedings of the IEEE*, 2000.
- [66] A. S. Costa, E. M. Lourenco and K. A. Clements, "Power System Topological Observability Analysis Including Switching Branches," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 17, no. 2, pp. 250-256, 2002.
- [67] N. Vempati, I. W. Slutsker and W. F. Tinney, "Enhancements to Givens Rotations for Power System State Estimation," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 6, no. 2, pp. 842-849, 1991.
- [68] A. Monticelli, C. A. Murari and F. F. Wu, "A Hybrid State Estimator: Solving Normal Equations by Orthogonal Transformations," *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, Vols. PAS-105, no. 2, pp. 3460-3468, 1985.
- [69] F. C. Aschmoneit, N. M. Peterson and E. C. Adrian, "State Estimation with Equality Constraints," in *Proceedings of the 10th PICA Conference*, Toronto, Ontario, Canada, 1977.
- [70] A. Gjelsvik, S. Aam and L. Holten, "Hachtel's Augmented Matrix Method – A Rapid Method Improving Numerical Stability in Power System Static State Estimation," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 104, no. 4, pp. 2987-2993, 1985.
- [71] F. Alvarado and W. Tinney, "State Estimation Using Augmented Blocked Matrices," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 5, no. 3, pp. 911-921, 1990.
- [72] R. R. Nucera and M. L. Gilles, "A Blocked Sparse Matrix Formulation for the Solution of Equality-Constrained State Estimation," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 6, no. 1, pp. 214-224, 1991.
- [73] D. M. Falcão, P. A. Cooke and A. Brameller, "Power System Tracking State Estimation and Bad Data Processing," *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, vol. 101, no. 2, pp. 325-333, 1982.
- [74] F. L. Lewis, *Optimal Estimation*, New York, NY, USA: John Wiley & Sons, Inc., 1986.
- [75] E. Wan, "Sigma-Point Filters: An Overview with Applications to Integrated Navigation and Vision Assisted Control," in *Nonlinear Statistical Signal Processing Workshop*, Cambridge, UK, 2006.

- [76] A. M. Leite da Silva, M. B. Do Coutto Filho and J. F. de Queiroz, "State Forecasting in Electric Power Systems," *IEE Proceedings C (Generation, Transmission and Distribution)*, vol. 130, no. 5, pp. 237-244, 1983.
- [77] B. K. Natarajan, "Sparse Approximate Solutions to Linear System," *SIAM Journal on Computing*, vol. 24, no. 2, pp. 227-234, 1995.
- [78] T. Blumensath and M. Davies, "Gradient Pursuits," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 56, no. 6, pp. 2370-2382, 2008.
- [79] P. Georgiev and A. Cichoki, "Sparse Component Analysis of Overcomplete Mixtures by Improved Basis Pursuit Method," in *IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS 2004)*, Vancouver, BC, Canada, 2004.
- [80] M. A. Rahman and H. Mohsenian-Rad, "False Data Injection Attacks Against Nonlinear State Estimation in Smart Power Grids," in *Power and Energy Society (PES) General Meeting (GM)*, Vancouver, BC, Canada, 2013.
- [81] R. Christie, "Power Systems Test Case Archive / 14 Bus Power Flow Test Case," University of Washington, August 1993. [Online]. Available: http://www2.ee.washington.edu/research/pstca/pf14/pg_tca14bus.htm. [Accessed 27 April 2018].
- [82] M. Adibi, "Power Systems Test Case Archive/ 300 Bus Power Test Case Archive," IEEE Test System Task Force, 1993. [Online]. Available: https://www2.ee.washington.edu/research/pstca/pf300/pg_tca300bus.htm. [Accessed 27 April 2018].