



**УНИВЕРЗИТЕТ У КРАГУЈЕВЦУ
ФАКУЛТЕТ ТЕХНИЧКИХ НАУКА У ЧАЧКУ**

Драган Ћетеновић

**ДИНАМИЧКА ЕСТИМАЦИЈА СТАЊА
НЕСИМЕТРИЧНИХ ЕЛЕКТРОДИСТРИБУТИВНИХ
МРЕЖА И ОПТИМАЛНО ПОДЕШАВАЊЕ
ПАРАМЕТАРА КАЛМАНОВОГ ФИЛТРА**

Докторска дисертација

Ментор: др Александар Ранковић, ванредни професор

Чачак, 2019.

ИДЕНТИФИКАЦИОНА СТРАНИЦА ДОКТОРСКЕ ДИСЕРТАЦИЈЕ

I Аутор
Име и презиме: Драган Ћетеновић
Датум и место рођења: 13.09.1988. године, Ужице
Садашње запослење: Асистент, Факултет техничких наука у Чачку, Универзитет у Крагујевцу
II Докторска дисертација
Наслов: Динамичка естимација стања несиметричних електродистрибутивних мрежа и оптимално подешавање параметара Калмановог филтра
Број страница: 121
Број слика: 32
Број табела: 7
Број библиографских података: 87
Установа и место где је рад израђен: Факултет техничких наука у Чачку, Универзитет у Крагујевцу
Научна област (УДК): 621.316.11
Ментор: др Александар Ранковић, ванредни професор
III Оцена и одбрана
Датум пријаве теме: 19.10.2017.
Број одлуке и датум прихватања докторске дисертације: IV-04-1205/7 од 11.01.2018.
Комисија за оцену подобности теме и кандидата: <ol style="list-style-type: none">1. Др Владица Мијаиловић, редовни професор Факултет техничких наука у Чачку, Универзитет у Крагујевцу Научна област: Електроенергетика, председник2. Др Андрија Сарић, редовни професор Факултет техничких наука у Новом Саду, Универзитет у Новом Саду Научна област: Електроенергетика, члан3. Др Александар Ранковић, ванредни професор Факултет техничких наука у Чачку, Универзитет у Крагујевцу Научна област: Електроенергетика, ментор
Комисија за оцену и одбрану докторске дисертације: <ol style="list-style-type: none">1. Др Владица Мијаиловић, редовни професор Факултет техничких наука у Чачку, Универзитет у Крагујевцу Научна област: Електроенергетика, председник2. Др Андрија Сарић, редовни професор Факултет техничких наука у Новом Саду, Универзитет у Новом Саду Научна област: Електроенергетика, члан3. Др Дардан Климента, редовни професор Факултет техничких наука у Косовској Митровици, Универзитет у Приштини Научна област: Електроенергетика, члан
Датум одбране дисертације:

*Посвећено мојим родитељима,
Недељку и Вери*

ЗАХВАЛНИЦА

Захваљујем се свим својим професорима и колегама који су на било који начин допринели изради ове докторске дисертације. Ипак, посебну захвалност дугујем својим професорима електроенергетике др Владици Мијаиловићу, др Андрији Сарићу, др Мирославу Бјекићу и др Сашу Стојковићу за стечено искуство и знање које су ми дали током свих ових година.

Велику захвалност дугујем свом ментору др Александру Ранковићу на пренетом знању, али и на указаном поверењу, стрпљењу, уложеном времену и изузетној сарадњи.

Захвалност дугујем и професору др Дардану Клименти на уложеном напору при читању рукописа и корисним сугестијама које су допринеле побољшању текста.

Свој допринос изради ове дисертације дали су и колегиница Милица Поробић, ОДС ЕПС Дистрибуција, Огранак Електродистрибуција Нови Сад, Сектор за управљање ДЕЕС и колега Милош Стојић, Институт Михајло Пупин, ИМП-Аутоматика д.о.о, Београд. Овом приликом се захваљујем колегама на корисним саветима и свесрдној помоћи.

Највећу захвалност дугујем својој породици која је увек била уз мене, пружила ми неизмерну љубав, безрезервну подршку и снагу да истрајем.

РЕЗИМЕ

С експанзијом дистрибуиране производње расту и захтеви за активнијим учешћем у мониторингу и управљању електродистрибутивним мрежама. Због тога проблем естимације стања у дистрибутивним мрежама последњих година добија све више на значају. Естимација стања у већини управљачких центара постојећих дистрибутивних мрежа стандардно се заснива на статичкој естимацији. Дистрибутивне мреже су слабо мониторисане, па захтевају генерисање фиктивних псеудо мерења у циљу постизања опсервабилности система. Због доминације псеудо мерења квалитет естимације стања у дистрибутивним мрежама је знатно нижи у поређењу са преносним мрежама. Циљ истраживања је поправити квалитет естимације стања у дистрибутивним мрежама у односу на резултате који се могу добити конвенционалном статичком естимацијом.

У оквиру ове докторске дисертације развијена су два трофазна алгорита динамичке естимације стања заснована на Калмановом филтру: *Extended Kalman Filter - EKF* првог реда и *Unscented Kalman Filter - UKF*. Допринос је у томе што су развијени алгоритми прилагођени карактеристикама несиметричних дистрибутивних мрежа које захтевају извршавање трофазне динамичке естимације стања.

Најпре су испитани ефекти које на квалитет динамичке естимације стања имају следећи параметри Калмановог филтра: иницијално естимирани вектор стања, матрица коваријанси иницијално естимираног вектора стања и матрица коваријанси грешака динамичког модела. Након тога, развијене су технике и методе за оптимално подешавање ових параметара.

Утврђено је да се иницијално решење може правилно проценити употребом статичког естиматора стања. Посебан допринос дат је у развоју нових метода за подешавање матрице коваријанси грешака динамичког модела. Постојеће методе заснивају се на употреби линеарних модела мерења и динамике система, који се ослањају на употребу синхрофазорских мерења. Имплементација синхрофазорских мерења није карактеристична за дистрибутивне мреже на тренутном нивоу њиховог развоја, па је потребно развити методе у складу са актуелном мерном инфраструктуром дистрибутивних мрежа.

Развијене су две нове методе за подешавање матрице коваријанси грешака динамичког модела: метода за фиксно подешавање, која је намењена квазистационарном режиму, и метода за адаптивно подешавање, која се може употребити и у квазистационарном режиму и при наглим променама. Методе се могу применити у дистрибутивним мрежама са конвенционалним мерењима напона, струја и активних/реактивних снага, а могу се успешно применити и уколико су у алгоритам динамичке естимације стања укључена и синхрофазорска мерења. Додатни допринос је да се предложене методе могу користити у практичним апликацијама намењеним за естимацију стања реалних дистрибутивних мрежа.

Показано је да се адекватним подешавањем параметара динамичког естиматора квалитет естимације стања у дистрибутивним мрежама може поправити у поређењу са резултатима који се добијају статичким естиматором стања.

Верификација предложених метода је извршена на два модификована *IEEE* дистрибутивна тест система и на примеру реалне дистрибутивне мреже Електропривреде Србије. Метода за фиксно подешавање верификована је на *EKF* и *UKF* алгоритму динамичке естимације стања. Метода за адаптивно подешавање верификована је на *EKF* алгоритму динамичке естимације стања.

ABSTRACT

Considering the fact that the expansion of distributed generation significantly affects the activities in monitoring and control of electrical distribution networks, the state estimation of distribution networks has become increasingly important in the last few years. State estimation is static in most of the existing distribution network control centers. Distribution networks are poorly monitored, so it is required to utilize fictitious pseudo measurements in order to achieve observability of the system. Due to the domination of pseudo measurements, the state estimation accuracy in the distribution networks is considerably lower compared to the transmission networks. The aim of the research is to improve the accuracy of the estimates in the distribution networks in regard to the ones that can be obtained by conventional static state estimation.

In this doctoral dissertation, two Kalman filter based three-phase dynamic state estimation algorithms are developed: first order Extended Kalman Filter - EKF and Unscented Kalman Filter - UKF. These algorithms were developed respecting the characteristics of the unbalanced distribution networks which require the execution of a three-phase dynamic state estimation.

Firstly, the effects of some Kalman filter parameters on the accuracy of the dynamic state estimation are examined. The analyzed Kalman filter parameters are the following: initial state vector, covariance matrix of initial state vector and process noise covariance matrix. In addition to this, techniques and methods for optimal assessment of these parameters have been developed.

It has been found that the initial solution can be properly assessed using a static state estimator. A major contribution has been made in the development of new methods for assessment of the process noise covariance matrix. The existing methods are based on linear observation and process models which rely on the use of Phasor Measurement Units - PMUs. The implementation of PMUs is quite uncommon in today's distribution networks. Therefore, it is necessary to develop methods suitable to the actual metering infrastructure of distribution networks.

Two new methods for assessment of the process noise covariance matrix have been developed: the method for fixed assessment, intended for a quasi-static operation of the system, and the method for adaptive assessment, which can be used during quasi-static operation and under sudden load changes. The methods can be applied in distribution networks with conventional voltage, current and active/reactive power measurements, but they can also be successfully applied if PMUs are included in the dynamic state estimation algorithm. An additional contribution is that the proposed methods can be used in practical applications designed to estimate the state of real distribution networks.

It has been shown that the accuracy of the state estimation in the distribution networks can be improved in comparison with the results obtained by the static state estimator. This can be achieved if dynamic state estimator parameters are adequately assessed.

The proposed methods are verified on two modified IEEE distribution test systems and on the real distribution utility feeder of Electric Power Industry of Serbia. The method for fixed assessment is verified on the EKF and UKF dynamic state estimation algorithms. The adaptive assessment method is verified on the EKF dynamic state estimation algorithm.

САДРЖАЈ

СПИСАК СКРАЋЕНИЦА	i
СПИСАК СЛИКА	ii
СПИСАК ТАБЕЛА	v
1 УВОД.....	1
1.1 Сврха и значај естимације стања у електродистрибутивним мрежама.....	1
1.2 Потреба за коришћењем динамичких естиматора стања.....	2
1.3 Подешавање параметара Калмановог филтра.....	4
2 МОДЕЛОВАЊЕ ДИНАМИКЕ СИСТЕМА.....	7
2.1 Математички модел.....	7
2.2 Метода експоненцијалног изравњања.....	9
2.2.1 Једноставно експоненцијално изравњање.....	9
2.2.2 Линеарно експоненцијално изравњање.....	11
2.3 Вектор променљивих стања у естимацији несиметричних електродистрибутивних мрежа.....	15
3 МОДЕЛОВАЊЕ МЕРЕЊА.....	17
3.1 Математички модел.....	17
3.2 Мерна инфраструктура електродистрибутивних мрежа.....	17
3.2.1 Телеметрисана мерења.....	17
3.2.2 Псеудо мерења.....	19
3.2.2.1 Карактеристике потрошача.....	19
3.2.2.2 Карактеристике малих електрана.....	20
3.2.3 Виртуелна мерења.....	21
3.2.4 Синхрофазорска мерења у естимацији стања електродистрибутивних мрежа.....	22
3.3 Моделовање матрице коваријанси грешака модела мерења R	23
3.3.1 Тачност и варијанса телеметрисаних мерења.....	23
3.3.2 Тачност и варијанса псеудо мерења.....	25
3.3.3 Тачност и варијанса виртуелних мерења.....	25
3.4 Временски оквири прикупљања мерења и спровођења естимације стања.....	26
4 АЛГОРИТМИ ЕСТИМАЦИЈЕ СТАЊА.....	28
4.1 Алгоритми динамичке естимације стања засновани на примени Калмановог филтра.....	28
4.1.1 Проблем нелинеарне естимације у простору стања.....	29
4.1.1.1 Линеарна апроксимација.....	30
4.1.1.2 <i>Unscented</i> трансформација.....	31
4.1.2 <i>EKF</i> алгоритам првог реда.....	33
4.1.2.1 Идентификација параметара.....	33
4.1.2.2 Једначине предвиђања стања.....	33
4.1.2.3 Једначине естимације стања.....	33
4.1.3 <i>UKF</i> алгоритам.....	35

4.1.3.1	Идентификација параметара.....	35
4.1.3.2	Једначине предвиђања стања.....	35
4.1.3.3	Једначине естимације стања.....	36
4.2	<i>WLS</i> алгоритам статичке естимације стања.....	37
5	НОВА МЕТОДА ЗА ФИКСНО ПОДЕШАВАЊЕ МАТРИЦЕ КОВАРИЈАНСИ Q У <i>EKF</i> И <i>UKF</i> АЛГОРИТМУ ДИНАМИЧКЕ ЕСТИМАЦИЈЕ СТАЊА.....	38
5.1	Преглед постојећих метода за подешавање матрице коваријанси Q у динамичкој естимацији стања ЕЕС-а и њихови недостаци.....	39
5.2	Нова метода за фиксно подешавање матрице коваријанси Q у квазистационарном режиму.....	40
5.2.1	Једнопараметарски модел матрице коваријанси Q	40
5.2.2	Поступак извршавања методе за фиксно подешавање матрице коваријанси Q	41
5.2.3	Индекси перформанси.....	41
5.2.4	Функција циља заснована на средње квадратном одступању.....	42
5.2.5	Функција циља заснована на методи максималне веродостојности...	44
5.2.5.1	Метода максималне веродостојности.....	44
5.2.5.2	Примена методе максималне веродостојности у естимацији стања електродистрибутивних мрежа заснованој на Калмановом филтру.....	46
6	ВЕРИФИКАЦИЈА НОВЕ МЕТОДЕ ЗА ФИКСНО ПОДЕШАВАЊЕ МАТРИЦЕ КОВАРИЈАНСИ Q У КВАЗИСТАЦИОНАРНОМ РЕЖИМУ.....	50
6.1	Поставка симулације.....	50
6.2	Анализа осетљивости грешке естимације $\xi_{\hat{n}}$ на избор иницијалног решења и промене параметра q	57
6.2.1	Интервал вредности параметра $-16 \leq q < -8$	60
6.2.1.1	Сценарио „ <i>SSE</i> старт“.....	61
6.2.1.2	Сценарио „тачан старт 2“.....	62
6.2.1.3	Сценарио „тачан старт 1“.....	63
6.2.2	Интервал вредности параметра $-8 \leq q \leq \hat{q}_{\xi}$	64
6.2.3	Интервал вредности параметра $q > \hat{q}_{\xi}$	66
6.3	Примена методе за фиксно подешавање матрице коваријанси Q на модификованим <i>IEEE 13</i> и <i>IEEE 37</i> тест системима с мерењима токова снага.....	68
6.3.1	Анализа функције циља и утицај груписања иновација мерења на идентификацију параметра q	69
6.3.2	Верификација методе за фиксно подешавање матрице коваријанси Q на модификованом <i>IEEE 13</i> тест систему.....	72
6.3.3	Верификација методе за фиксно подешавање матрице коваријанси Q на модификованом <i>IEEE 37</i> тест систему.....	74
6.4	Примена методе за фиксно подешавање матрице коваријанси Q на модификованим <i>IEEE 13</i> и <i>IEEE 37</i> тест системима с мерењима токова струја.....	75

6.4.1	Анализа осетљивости грешке естимације $\xi_{\tilde{n}}$ и функције циља $C_{\tilde{m}}^{ARMS}$ на промене параметра q	75
6.4.2	Верификација методе за фиксно подешавање матрице коваријанси Q на модификованом <i>IEEE 13</i> тест систему.....	76
6.4.3	Верификација методе за фиксно подешавање матрице коваријанси Q на модификованом <i>IEEE 37</i> тест систему.....	77
6.5	Примена методе за фиксно подешавање матрице коваријанси Q на примеру реалне електродистрибутивне мреже.....	79
7	НОВА МЕТОДА ЗА АДАПТИВНО ПОДЕШАВАЊЕ МАТРИЦЕ КОВАРИЈАНСИ Q У <i>EKF</i> АЛГОРИТМУ ДИНАМИЧКЕ ЕСТИМАЦИЈЕ СТАЊА.....	83
7.1	Индикатор нивоа промене стања у систему.....	84
7.2	Адаптивно подешавање матрице коваријанси Q у квазистационарном режиму.....	85
7.3	Подешавање параметара неопходних за извршавање адаптивне технике.....	87
7.4	Преглед начина за нормализацију иновација.....	87
7.5	Адаптивно подешавање матрице коваријанси Q при наглим променама.....	89
7.6	Ограниченост примене адаптивне технике на <i>UKF</i> алгоритам.....	91
8	ВЕРИФИКАЦИЈА НОВЕ МЕТОДЕ ЗА АДАПТИВНО ПОДЕШАВАЊЕ МАТРИЦЕ КОВАРИЈАНСИ Q У КВАЗИСТАЦИОНАРНОМ РЕЖИМУ И ПРИ НАГЛИМ ПРОМЕНАМА.....	92
8.1	Анализа поступака за нормализацију иновација.....	93
8.1.1	Иновација нормализована стандардном девијацијом иновације.....	93
8.1.2	Иновација нормализована збиром стандардне девијације предвиђене вредности мерења и стандардне девијације мерења.....	97
8.1.3	Иновација нормализована стандардном девијацијом мерења.....	98
8.2	Подешавање параметара $E[\bar{\tau}]$ и η	100
8.3	Верификација методе у квазистационарном режиму.....	102
8.4	Верификација методе при наглим променама.....	102
9	ЗАКЉУЧАК.....	106
10	ДОДАТАК.....	108
10.1	Случајна променљива.....	108
10.2	Функција расподеле вероватноће.....	108
10.3	Функција густине расподеле вероватноће.....	109
10.4	Функција здружене расподеле и функција густине здружене расподеле вероватноће.....	110
10.5	Функција густине условне расподеле вероватноће.....	111
10.6	Нормална (Гаусова) расподела.....	111
11	ЛИТЕРАТУРА.....	117
	БИОГРАФИЈА АУТОРА.....	

СПИСАК СКРАЋЕНИЦА

VH	Висок напон
EES	Електроенергетски систем
HN	Ниски напон
CH	Средњи напон
TC	Трансформаторска станица
ARIMA	<i>Autoregressive Integrated Moving Average</i> (ауторегресиони интегрисани процес покретних просека)
ARMS	<i>Average Root Mean Square</i> (просечна средња квадратна вредност)
BPF	<i>Branch Power Flow</i> (ток снаге у грани)
DMS	<i>Distribution Management System</i> (систем за управљање дистрибутивном мрежом)
DSE	<i>Dynamic State Estimation</i> (динамичка естимација стања)
EKF	<i>Extended Kalman Filter</i>
FS	<i>Full Scale</i> (пун мерни опсег)
LES	<i>Linear Exponential Smoothing</i> (линеарно експоненцијално изравнање)
MC	<i>Monte Carlo</i>
ML	<i>Maximum Likelihood</i> (максимална веродостојност)
PECE	<i>Prediction-Error Covariance Estimation</i> (естимација матрице коваријанси предвиђеног вектора стања)
PMU	<i>Phasor Measurement Unit</i> (синхрофазорско мерење)
rt	<i>real time</i> (у реалном времену)
RTU	<i>Remote Terminal Unit</i> (удаљена терминалска јединица)
SCADA	<i>Supervisory Control and Data Acquisition</i> (систем за надзор, управљање и аквизицију података)
SL	<i>Slack bus</i> (референтно-балансни чвор)
SSE	<i>Static State Estimation</i> (статичка естимација стања)
UKF	<i>Unscented Kalman Filter</i>
WLS	<i>Weighted Least-Squares</i> (минимум суме отежаних квадрата одступања)

СПИСАК СЛИКА

Слика 2.1	Моделовање динамике променљиве стања применом методе линеарног експоненцијалног изравњања за вредности параметара изравњања $\alpha = 0,8$ и $\beta = 0,5$	14
Слика 6.1	Топологија мреже модификованих (а) <i>IEEE</i> 13 и (б) <i>IEEE</i> 37 дистрибутивних тест система.....	52
Слика 6.2	Дијаграм тока динамичке естимације стања у квазистационарном режиму и извршавања предложене методе за фиксно подешавање параметра q	56
Слика 6.3	Разврставање улазних података и њихова припрема за обраду.....	56
Слика 6.4	Укупна грешка естимације за <i>IEEE</i> 13 тест систем у функцији параметра q , добијена на тренинг периоду за различите сценарије иницијализације и различите алгоритме естимације.....	59
Слика 6.5	Варијансе предвиђених и естимираних вредности променљивих стања апроксимираних <i>EKF</i> алгоритмом динамичке естимације стања на тренинг периоду у тренутку $k = 10$	61
Слика 6.6	Прогресија варијанси предвиђених и естимираних вредности променљивих стања апроксимираних <i>EKF</i> алгоритмом динамичке естимације стања на тренинг периоду за два различита подешења параметра q	63
Слика 6.7	Варијансе предвиђених и естимираних вредности променљивих стања апроксимираних <i>EKF</i> алгоритмом динамичке естимације стања на целом тренинг периоду за вредности параметра (а) $q = -7$ и (б) $q = \hat{q}_\xi = -5,82$	65
Слика 6.8	Апсолутна вредност иновације телеметрисаног мерења активне снаге инјектирања у фази А чвора 4 добијена <i>EKF</i> и <i>UKF</i> алгоритмом динамичке естимације стања на тренинг периоду у тренутку $k = 15$ при различитим подешењима параметра q	67
Слика 6.9	Зависност функције циља од вредности параметра q за случај да вектор $\tilde{\mathbf{v}}$ обухвата иновације (а) свих телеметрисаних мерења и телеметрисаних мерења (б) снага инјектирања у чворовима, (в) токова снага у гранама и (г) модула напона чворова.....	70
Слика 6.10	Функција циља $C_{\tilde{\mathbf{m}}}^{ARMS}$ дефинисана за иновације индивидуалног мерења тока (а) активне, (б) реактивне снаге и грешке естимирања $\xi_{\tilde{n}}$ индивидуалних (а) фазних ставова, (б) модула напона у зависности од параметра q	71
Слика 6.11	Грешка естимације $\xi_{\tilde{n}}$ (а) свих променљивих стања, (б) свих фазних ставова напона и (в) свих модула напона на валидационом периоду, зависно од функције циља $C_{\tilde{\mathbf{m}}}^{ARMS}$ дефинисане за иновације (а) свих, (б) свих активних и (в) свих реактивних мерења токова снага у гранама на тренинг периоду.....	73

Слика 6.12	Укупна грешка естимације $\xi_{\tilde{n}}$ и функција циља $C_{\tilde{m}}^{ARMS}$ дефинисана за иновације мерења токова струја, добијене <i>EKF</i> алгоритмом динамичке естимације стања на тренинг периоду за различите вредности параметра q	76
Слика 6.13	Грешке предвиђања и естимације динамичког <i>EKF</i> естиматора и грешка естимације статичког <i>WLS</i> естиматора на (а) модулима и (б) фазним ставовима напона на валидационом периоду.....	77
Слика 6.14	Зависност укупне грешке естимације $\xi_{\tilde{n}}$ добијене на валидационом периоду од функције циља $C_{\tilde{m}}^{ARMS}$ дефинисане за иновације мерења токова струја у гранама на тренинг периоду за различити број мерења токова струја.....	78
Слика 6.15	Топологија дела реалне дистрибутивне мреже Електродистрибуције Нови Сад с постојећом мерном инфраструктуром.....	80
Слика 6.16	Зависност укупне грешке естимације $\xi_{\tilde{n}}$ добијене симулацијом тачног стања на валидационом периоду од функције циља $C_{\tilde{m}}^{ARMS}$ дефинисане за иновације мерења токова струја у гранама на тренинг периоду.....	82
Слика 7.1	Алгоритам предложене технике за адаптивно подешавање параметра q у квазистационарном режиму и при наглим променама.....	90
Слика 8.1	Иновације телеметрисаних мерења за случај нормализовања иновације стандардном девијацијом иновације $\sigma_{S_{l,k}}$	93
Слика 8.2	Густине расподеле случајних променљивих $\Lambda_{rt,inj}$, $\Lambda_{rt,flow_{0-1}}$, $\Lambda_{rt,flow_{dm}}$, $\Lambda_{rt,V}$ и Λ_{rt} добијене на основу остварених исхода случајних променљивих на тренинг периоду.....	95
Слика 8.3	Варијансе телеметрисаних мерења и варијансе предвиђених вредности телеметрисаних мерења за три различита подешења параметра q	97
Слика 8.4	Иновације телеметрисаних мерења за случај нормализовања иновације збиром стандардне девијације предвиђене вредности мерења и стандардне девијације самог мерења $\sigma_{T_{l,k}} + \sigma_{R_{l,k}}$	98
Слика 8.5	Иновације телеметрисаних мерења за случај нормализовања иновације стандардном девијацијом мерења $\sigma_{R_{l,k}}$ када мерни опсег инструмента (а) јесте и (б) није узет у обзир.....	99
Слика 8.6	Активна снага у све три фазе вода 3-6 забележена мерењем на тренинг периоду.....	99
Слика 8.7	(а) Усредњене вредности $\bar{\tau}_k$ иновација нормализованих стандардном девијацијом одговарајућег мерења за сваки тренутак k на тренинг периоду и њихова очекивана средња вредност у квазистационарном режиму $E[\bar{\tau}]$ и (б) функција циља $C_{\tilde{m}}^{ARMS}$ дефинисана за иновације мерења токова снага и укупна грешка естимације $\xi_{\tilde{n}}$ у зависности од параметра η	101

Слика 8.8	Упоредни приказ вредности параметра q током извршавања <i>EKF</i> алгоритма динамичке естимације стања на валидационом периоду при фиксном и адаптивном подешењу.....	102
Слика 8.9	Иновације телеметрисаних мерења добијене за случај нормализовања иновације стандардном девијацијом мерења у тренутку испада потрошача $k = 60$	103
Слика 8.10	(а) Усредњена вредност нормализованих иновација, (б) вредност параметра q , (в) грешка динамичке естимације $\xi_{\tilde{n},k}$ за све временске одбирке на валидационом периоду.....	104
Слика 8.11	Модул напона у фази С чвора 1 на валидационом периоду.....	105
Слика 10.1	Функција нормалне расподеле вероватноће и функција густине нормалне расподеле вероватноће за две случајне променљиве с различитим параметрима.....	112
Слика 10.2	Нормализовани дневни хронолошки дијаграми (а) активне и (б) реактивне снаге оптерећења за поједине типове потрошача.....	115
Слика 10.3	Нормализовани дневни хронолошки дијаграми производње активне снаге за поједине типове дистрибуираних извора енергије.....	116

СПИСАК ТАБЕЛА

Табела 6.1	Укупна грешка естимације $\xi_{\tilde{n}} \cdot 10^4$ за оптималну вредност параметра (\hat{q}_{ξ}) на тренинг периоду.....	68
Табела 6.2	Утицај броја мерења токова снага у гранама на прецизност предложене методе за фиксно подешавање матрице коваријанси Q	74
Табела 10.1	Показатељи потрошње за поједине потрошаче.....	113
Табела 10.1	Параметри дистрибутивних трансформатора.....	113
Табела 10.3	Типови и дужине водова.....	114
Табела 10.4	Параметри водова.....	114
Табела 10.5	Подаци о дистрибуираним генераторима.....	116

1 УВОД

1.1 Сврха и значај естимације стања у електродистрибутивним мрежама

Један од позитивних ефеката даљинског управљања електроенергетским системом (ЕЕС-ом) је да се време трајања прекида напајања потрошача може значајно смањити, поправљајући на тај начин квалитет испоруке електричне енергије. Ефикасно управљање електродистрибутивним системом захтева примену софистицираних алата који могу да естимирају стање у систему и предвиде одзив система на промене оптерећења и временских услова [1]. Кључна компонента у управљању сваким ЕЕС-ом, па тиме и електродистрибутивним системом, је функција естимације стања. Основни задатак који се поставља пред функцију естимације је да у складу с расположивим мерењима изврши прорачун променљивих стања којима се описује радни режим система у изабраном тренутку. Тај тренутак може да одговара режиму из реалног времена, али исто тако може бити било који други тренутак од интереса [2]. Резултати функције естимације користе се у готово свим осталим функцијама за анализу, управљање и планирање погона електродистрибутивних мрежа (у даљем тексту дистрибутивних мрежа).

Суштина естимације стања је да се формира основа (*Base Case*) за функције анализе сигурности [3], као што су анализа испада (*Contingency Analysis*) или диспечерски токови снага (*Dispatcher Load Flows*). Осим тога, функција естимације стања даје могућност диспечерима да даљински прате степен оптерећења и напонски профил делова система који нису покривени мерењима или њихова мерења нису укључена у систем за надзор, управљање и аквизицију података (*Supervisory Control and Data Acquisition - SCADA*).

Естимација стања у ЕЕС-у обично подразумева да систем ради у нормалним погонским условима [4]. Под нормалним погоном система сматра се стање одређено спорим променама оптерећења, која су праћена одговарајућим прилагођавањем одатих снага генератора. При томе се напон, фреквенција и степен оптерећења елемената система налазе у оквирима прописаних граница. Одступањем неке од поменутих величина систем излази из нормалног радног режима. Када се ова одступања детектују тежи се да се одговарајућом управљачком акцијом (нпр. променом уклопног стања или променом преносног односа трансформатора) систем што пре врати у нормално погонско стање. Радни режим са спорим променама оптерећења познат је и као квазистационарни режим. У дистрибутивној мрежи која ради у квазистационарном режиму, споре промене оптерећења су првенствено праћене променама снаге у напојној трансформаторској станици, а могу бити праћене и променама одатих снага дистрибуираних генератора уколико је дистрибутивна мрежа активна.

Нагле промене оптерећења доводе до веће вероватноће да ће систем изаћи из нормалног радног режима, међутим не морају нужно водити ка нарушавању нормалног рада система. Нагле промене оптерећења у дистрибутивној мрежи нису честе и обично су узроковане планираним догађајима [4], или догађајима који се могу предвидети.

1.2 Потреба за коришћењем динамичких естиматора стања

Функција естимације стања у већини управљачких центара постојећих ЕЕС-а широм света своди се на статичку естимацију (*Static State Estimation - SSE*). Проблеми који се јављају у естимацији стања нарочито су истражени на нивоу преносних мрежа и производње електричне енергије. Предложена су различита решења за савладавање ових проблема [5]. Међутим, значајан део тих решења не може се применити у оквиру естимације стања у дистрибутивним мрежама. Карактеристике дистрибутивних мрежа, због којих се алгоритми естимације стања развијени за преносне мреже не могу успешно применити и на дистрибутивне мреже, су [6]:

- дистрибутивне мреже обично чине радијално напајани главни напојни водови (*feeders*) и огранци (*laterals*) који могу бити монофазни, двофазни (обично се користе за напајање стамбених објеката - домаћинства) и трофазни (обично се користе за напајање комерцијалних и индустријских потрошача),
- присуство кратких, нетранспонованих и несиметрично оптерећених надземних и кабловских водова, високог односа R/X ,
- постоји неколико начина прикључења трансформатора и потрошача на дистрибутивну мрежу,
- велики број чворова у мрежи, што доводи до велике димензионалности система (нпр. дистрибутивну мрежу која напаја мањи град чини на хиљаде двофазних и трофазних сабирница - чворова),
- већина главних напојних водова је чешће покривена мерењем струје него мерењем снаге,
- статуси, уклопна стања прекидача и кондензаторских батерија и положаји регулационих склопки трансформатора, обично нису директно мониторисани,
- знатно мањи број телеметрисаних мерења за разлику од преносне мреже,
- употреба мерења чији квалитет варира у широком опсегу – осим телеметрисаних мерења, чији квалитет зависи од класе тачности мерних инструмената, у естимацији стања дистрибутивних мрежа у великој мери се користе виртуелна мерења, која се третирају као мерења изузетно високе тачности (мале варијансе), и псеудо мерења (обично потрошача, али у новије време и дистрибуираних генератора), која се добијају из експлоатационе базе података о раду система, па се третирају као мерења мале тачности (велике варијансе),
- прикључење и пораст дистрибуиране производње.

У секцији 1.1 наведени су само неки од узрока промене стања у нормалном радном режиму. Стање у систему се непрестано мења, што изазива континуалне промене модула и фазних ставова напона чворова, којима се најчешће описује динамика система. За разлику од статичких естиматора који при естимацији стања користе само тренутни пресек мерења (*snapshot*), динамички естиматори за спровођење естимације осим тренутног пресека мерења користе и податак о динамици система. Међутим, појам динамике у ЕЕС-има уско је везан за појам транзијентне стабилности, односно обично асоцира на осцилаторни одзив система током транзијентног периода. Како би се избегла

забуна, за ову врсту естимације у англо-саксонској литератури неретко се користи и термин *Forecasting Aided State Estimation*, први пут предложен у [7] и [8]. Овакав назив произилази из чињенице да се при естимацији стања, осим тренутног пресека мерења, користе и модули и фазни ставови напона чворова предвиђени помоћу модела који описује динамику система. У оквиру ове докторске дисертације користиће се термин динамичка естимација стања (*Dynamic State Estimation - DSE*), јер је за ову врсту естимације једноставнији и чешће коришћен у литератури. У складу с тим, модел којим се описује динамика система називаће се динамички модел, при чему се још једном наглашава да естимација стања брзих прелазних појава није тема овог истраживања.

Важно је разликовати динамичке естиматоре стања од естиматора заснованих на „праћењу“ стања (*Tracking State Estimation*). За разлику од динамичких естиматора, ови естиматори не спроводе предвиђање, већ естимирају тренутно стање само на основу актуелног пресека мерења. То су, заправо, ефикасни статички естиматори стања који користе естимирани вектор стања из последњег тренутка као иницијално решење за алгоритам естимације у наредном тренутку, како би свели број итерација на минимум, у идеалном случају на само једну итерацију [9, 10].

Недостатак динамичке у односу на статичку естимацију је потреба за познавањем и моделовањем динамике система. Динамички модел треба да буде једноставан, а да истовремено довољно тачно описује понашање система током времена. Ова два захтева су контрадикторна. Додатни проблем је што промена оптерећења није детерминистичког карактера. Други недостатак је процес филтрирања, који може бити рачунски захтеван зависно од коришћене методе филтрирања и величине система.

С друге стране, употреба динамичких има одређене предности у односу на статичке естиматоре, пре свега у смислу да пружа могућност да се стање у систему предвиди. Предвиђени вектор стања даје информације неопходне за све врсте предиктивних анализа које се спроводе у циљу предузимања превентивних или корективних управљачких акција. Променљиве које чине предвиђени вектор стања могу се посматрати као додатни скуп мерења за наредни временски тренутак, чиме се повећава редунданса мерења и смањује ризик од губитка опсервабилности у систему. Самим тим што користе више информација да естимирају стање, алгоритми динамичке естимације пружају могућност да се лакше детектују и идентификују аномалије, које се, по природи узрока који их је изазвао, могу сврстати у две групе [4, 11]:

- појава нагле промене стања у систему,
- присуство лоших података, као што су:
 - лоши подаци о параметрима мреже,
 - грешке у топологији, које су обично последица нетачних информација о статусима расклопне опреме,
 - велике грешке у мерењима.

Прву фазу у анализи аномалија чини детекција која представља поступак утврђивања присуства аномалија у систему. Уколико је детектор установио присуство аномалија,

спроводи се друга фаза – фаза идентификације, која представља поступак за утврђивање којој од горе наведених група аномалија припада, како би се предузеле одговарајуће мере у циљу отклањања аномалије или ублажавања њених негативних ефеката. Динамички естиматори нарочито значајну улогу имају у првој фази анализе аномалија, зато што омогућавају да се присуство аномалија детектује *a-priori*, тј. пре спровођења естимације стања, користећи се управо резултатима предвиђања. Подаци о одступању између измерених и предвиђених вредности мерених величина садржани су у оквиру вектора који се назива вектор иновација. Присуство високих вредности у вектору иновација може се стога искористити као поуздан показатељ присуства аномалија у систему [4, 12-15].

С друге стране, иако потпомаже поступак идентификације, независна анализа иновација, без узимања у обзир неких других показатеља, обично није довољна да се поуздано идентификује узрок настанка аномалије. Због тога се поступак идентификације аномалија, осим на анализу иновација, ослања и на анализу резидуала мерења [15]. Свакако, то не значи да је допринос који иновације дају у фази идентификације занемарљив. Анализа иновација у неким случајевима може значајно да олакша поступак идентификације, као у случају идентификације лоших мерења. Статички естиматори у поступку идентификације лоших мерења стандардно користе само резидуале мерења. Резидуали мерења могу бити изложени тзв. ефекту „замућења“ (*smearing effect*), који се огледа у томе да велика грешка у једном мерењу може узроковати да резидуали на неколико мерења премаше дефинисани праг, отежавајући на тај начин утврђивање које конкретно мерење садржи лош податак. Важна предност употребе иновација је што у случају да неко мерење у посматраном тренутку садржи велику грешку, само ће иновација која одговара том мерењу достићи абнормално високу вредност, омогућавајући на тај начин да се лоше мерење брже и поузданије лоцира [9].

Предности и недостаци употребе динамичких естиматора стања ипак нису истражени у довољној мери. Последњих година врше се интензивна истраживања у оквиру ове области. Тренутно постоји јако мали број оперативних центара у свету који имају искуства с имплементацијом динамичких естиматора стања [4]. Примери тога су управљачки центри у Европи (*Czech & Slovak Energy Dispatch Center, Prague*) и Јужној Америци (*LIGHT Services of Electricity, Rio de Janeiro city, Brazil*).

1.3 Подешавање параметара Калмановог филтра

Алгоритми динамичке естимације стања обично су засновани на Калман филтрима. Највећу примену у естимацији стања ЕЕС-а нашли су *Extended Kalman Filter - EKF* првог реда и *Unscented Kalman Filter - UKF* [16-23]. За тачност и нумеричку стабилност ових алгоритама неопходно је пре свега адекватно подесити матрице коваријанси којима се моделује стохастичка природа динамичког процеса и мерења у систему. Док је моделовање матрице коваријанси грешака мерења у приличној мери истражена и позната ствар, методе за моделовање матрице коваријанси грешака динамичког модела ретко се могу наћи у литератури која се односи на естимацију стања ЕЕС-а [17, 18]. У највећем броју случајева матрица коваријанси грешака динамичког модела подешава се на основу

емпиријских података. С друге стране, примењивост малог броја већ предложених метода ограничена је обично карактеристикама самог система (редундансом мерења, присуством конвенционалних и/или синхрофазорских мерења, величином система, временском резолуцијом одбирака мерења, итд.).

Основни задатак истраживања спроведеног у оквиру ове докторске дисертације је развити нове методе за подешавање матрице коваријанси грешака динамичког модела које:

- могу бити практично примењиве за динамичку естимацију стања дистрибутивних мрежа, у смислу да за подешавање користе само податке који су практично доступни, уз елиминисање потребе за симулирањем тачног стања у систему,
- могу бити примењиве у реалним дистрибутивним мрежама за које је типично присуство конвенционалних мерења снаге и/или струје,
- могу бити примењиве у квазистационарним условима и при наглим променама стања у систему,
- обезбеђују постизање најбољег могућег квалитета естимације стања,
- једноставне су за примену,
- нису рачунски захтевне уколико се подешавање спроводи *online*.

Први корак у реализацији овог задатка је развити нову методу за подешавање матрице коваријанси грешака динамичког модела намењену искључиво квазистационарном режиму. Предложена метода публикована је у [24]. Заснива се на једноставној једнопараметарској представи матрице коваријанси, која подразумева моделовање матрице као дијагоналне и временски непроменљиве. Метода се такође заснива на употреби нове метрике, тј. нове функције циља. Како би се постигла оптимална тачност филтра, потребно је подесити параметар матрице коваријанси тако да се минимизира разлика између регистрованих вредности мерења снаге/струје у изводу и њихових вредности предвиђених алгоритмом динамичке естимације стања. Ово подешавање спроводи се *offline*.

Други корак је развити методу која ће прилагођавати вредност матрице коваријанси грешака динамичког модела нивоу промене стања у систему, с намером да се обухвате режими рада при наглим променама и да се квалитет естимације у квазистационарном режиму додатно поправи. Ова метода такође моделује матрицу коваријанси као дијагоналну, али у нешто комплекснијој, вишепараметарској форми, и као временски променљиву матрицу. С обзиром да је циљ да матрица коваријанси прати ниво промена у систему, ово подешавање се спроводи *online*.

Осим подешавања матрице коваријанси грешака динамичког модела као основног задатка, намера је да се испита како избор иницијалног решења (иницијални естимирани вектор стања и њему припадајућа матрица коваријанси) утиче на квалитет естимације стања.

Предложене методе за подешавање матрице коваријанси грешака динамичког модела биће тестиране на:

- два *IEEE* дистрибутивна тест система с 13 и 37 чворова, који су модификовани за потребе истраживања, како би се методе тестирале и у условима прикључене дистрибуиране производње на дистрибутивну мрежу,
- примеру реалне дистрибутивне мреже с 47 чворова.

Примењивост метода биће анализирана на *EKF* и *UKF* алгоритму динамичке естимације стања.

Докторска дисертација је организована по поглављима на следећи начин: У поглављима 2 и 3 приказани су математички модели који су коришћени за моделовање динамике система и моделовање мерења, респективно. Поглавље 4 описује алгоритме динамичке естимације стања засноване на примени Калмановог филтра. У поглављу 5 објашњена је новопредложена метода за *offline* подешавање матрице коваријанси грешака динамичког модела која је намењена квазистационарном режиму, док су у поглављу 6 приказани резултати добијени применом ове методе. Поглавље 7 представља нову методу, тзв. адаптивну технику, за *online* подешавање матрице коваријанси грешака динамичког модела, примењиву како у квазистационарном режиму тако и при наглим променама. Резултати и предности употребе адаптивне технике презентовани су у поглављу 8. Главни закључци докторске дисертације изведени су у поглављу 9. У поглављу 10 дати су допунски материјали, који треба да омогуће лакше праћење презентованог садржаја и увид у улазне податке појединих анализираних дистрибутивних мрежа. Списак релевантне литературе коришћене током израде докторске дисертације дат је у поглављу 11.

2 МОДЕЛОВАЊЕ ДИНАМИКЕ СИСТЕМА

2.1 Математички модел

Један од корака у динамичкој естимацији стања је идентификација математичког модела којим се описује понашање система током времена и подешавање одговарајућих параметара који дефинишу математички модел. Приликом одабира модела којим ће се описати динамика система, треба имати у виду да је немогуће одабрати апсолутно прецизан, тј. детерминистички модел, јер је понашање вектора променљивих стања у времену условљено пре свега флукуацијама оптерећења, које имају карактер случајног процеса [13].

Прве идеје за моделовање динамике система у нормалном погону дате су у [25], [12] и [14]. Ови динамички модели се и данас најчешће користе. У [25] спора динамика система је моделована процесом случајног хода (*random walk process*), који припада класи ауторегресионих интегрисаних процеса покретних просека (*AutoRegressive Integrated Moving Average - ARIMA*) [26]. Користећи стандардну нотацију овај процес се означава као *ARIMA* (0,1,0). Стање система у наредном тренутку одређено је стањем у текућем тренутку на који се суперпонира случајни вектор. Случајни вектор се може третирати као „корак“ у случајно изабраном правцу, због чега се процес назива процесом случајног хода. У [12] и [14] извршена је модификација оваквог начина моделовања узимањем у обзир тренда промене стања у систему.

У општем случају стање у систему је континуална нелинеарна векторска функција времена:

$$\varphi_c(\mathbf{x}(t), \mathbf{w}(t)) = \mathbf{0}, \quad (2.1)$$

где је:

\mathbf{x} – $n \times 1$ димензиони вектор стања,

\mathbf{w} – $n \times 1$ димензиони вектор грешака динамичког модела,

t – време,

n – број променљивих стања.

Ову функцију није једноставно изразити у аналитичком облику. Због тога је рационалније извршити дискретизацију ове функције, тако да се развој вектора стања може представити у виду временске серије. У том случају математички модел има следећи облик [25]:

$$\mathbf{x}_{k+1} = \varphi_d(\mathbf{x}_k, \mathbf{w}_k), \quad (2.2)$$

где је k временски тренутак. У општем случају, функција φ_d је нелинеарна што модел и даље чини комплексним и из тог разлога непрактичним. Да би се модел упростио, неопходно је увести следеће претпоставке [3]:

- да је систем у квазистационарном режиму, што значи да су промене у систему изразито споре,
- да је интервал између два тренутка довољно мали да оправдава употребу линеарних модела,
- да су грешке (неизвесности) у моделу случајне променљиве које подлежу Гаусовој нормалној расподели.

Узимајући у обзир уведене претпоставке, долази се до општег линеарног динамичког модела, који је предложен у [14]:

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{F}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{g}_k + \mathbf{w}_k, \quad (2.3)$$

где је:

\mathbf{F} – $n \times n$ димензиона транзициона матрица која описује промену стања између два узастопна тренутка,

\mathbf{g} – $n \times 1$ димензиони вектор који узима у обзир тренд промене стања у систему.

Овај модел је општи зато што се из њега једноставно изводе упрошћени модели из [12] и [25]. Узимајући да је $\mathbf{F} = \mathbf{I}_n$, где је \mathbf{I}_n $n \times n$ димензиона јединична матрица (матрица идентитета), прелази се на динамички модел који је коришћен у [12]. Ако се уз то усвоји да је \mathbf{g} нула вектор, добија се процес слободног хода који је предложен у [25].

Упоређивање ова три динамичка модела извршено је у [9]. Према спроведеној анализи највећу тачност при предвиђању има модел који је дефинисан једначином (2.3). Према [9], главни недостатак динамичких модела из [12] и [25] је што сваки од њих моделује динамику променљивих стања на тај начин да се променљиве стања мењају независно једне од других. То се односи и на модел (2.3) уколико се транзициона матрица \mathbf{F} моделује као дијагонална. Генерално, претпоставка да се променљиве стања мењају независно једне од других није реална за ЕЕС-е, па самим тим ни за дистрибутивне мреже, јер промена оптерећења у неком чвору, осим што доводи до промене напона у истом, свакако узрокује промене напона и у осталим чворовима, пре свега оним суседним. Предност модела (2.3) је у томе што он пружа могућност да се, уколико постоји потреба, поменута зависност између напона чворова узме у обзир моделовањем матрице \mathbf{F} као вандијагоналне. С друге стране, транзициона матрица \mathbf{F} се најчешће моделује као дијагонална, због једноставности, што ће бити случај и у овој докторској дисертацији јер њено подешавање није од главног интереса. Ипак, предности употребе модела (2.3) су наведене како би се показало да је тај модел тачнији и да пружа боље могућности за моделовање динамике система у поређењу с друга два модела, а тиме уједно и оправдала његова употреба.

Матрица F и вектор g прорачунавају се у реалном времену (*online*) на основу понашања система у прошлости, што значи да се ажурирају у сваком наредном тренутку. Након дискретизације функције (2.1), понашање система у прошлости описано је временском серијом. У општем случају, под временском серијом се подразумева уређени низ опсервација, при чему се уређивање врши у односу на време и то обично у једнаким временским интервалима [26]. У естимацији стања, опсервација се обично односи на мерење. Уколико се за описивање динамике система користе промене модула и фазних ставова напона онда се не може говорити о опсервацијама, јер се највећи број ових величина не мери, већ естимира. Због тога ће се овде под временском серијом подразумевати уређени низ естимираних променљивих стања. На слици 2.1 дат је пример временске серије за произвољно изабрану променљиву стања. Потребно је подесити матрицу F_k и вектор g_k коришћењем података о временској серији до тренутка k .

Најчешће коришћена техника за *online* подешавање матрице F и вектора g је метода експоненцијалног изравнања.

2.2 Метода експоненцијалног изравнања

Поступци изравнања временске серије полазе од претпоставке да постоји извесна законитост у понашању величине која формира серију [26]. Нека је вредност променљиве стања у почетном тренутку $k = 0$ предвиђена на одређени начин. Та вредност може бити предвиђена на основу:

- емпиријских података о понашању система у нормалном погону, зависно од типа променљиве стања (модул или фазни став фазора напона) и њој припадајуће фазе (А, В, С), као и зависно од конфигурације мреже и тренутног степена и карактера оптерећења у систему,
- мониторинга стања у систему, чиме може бити познато како се понашала естимирана вредност променљиве стања у непосредној прошлости.

Детаљна анализа одређивања полазних услова биће спроведена у секцији 6.2.

2.2.1 Једноставно експоненцијално изравнање

Када се спроведе естимација у тренутку $k = 0$, могуће је утврдити да ли и у којој мери предвиђена вредност променљиве стања одступа од естимиране вредности. Тежња је да се информација о одступању искористи како би се поправио квалитет предвиђања за наредни тренутак $k = 1$. Уколико одступање постоји, потребно је извршити корекцију полазног решења у складу са степеном одступања:

$$x_{i,1}^- = x_{i,0}^- + \alpha \left(x_{i,0}^+ - x_{i,0}^- \right), \quad (2.4)$$

где је:

x^- – предвиђена вредност променљиве стања,

i – редни број променљиве стања, $i = 1, 2, \dots, n$,

α – параметар изравнања нивоа временске серије, с константном вредношћу у опсегу $0 \leq \alpha \leq 1$,

x^+ – естимирана вредност променљиве стања,

$(x^+ - x^-)$ – степен одступања.

По аналогiji, предвиђена вредност променљиве стања за произвољно изабрани временски тренутак $k + 1$ биће:

$$x_{i,k+1}^- = x_{i,k}^- + \alpha (x_{i,k}^+ - x_{i,k}^-). \quad (2.5)$$

Имајући у виду да десна страна једнакости (2.5) уједно представља ниво временске серије у тренутку k , следи да у случају једноставног експоненцијалног изравнања предвиђена вредност променљиве стања има само компоненту нивоа.

Улога параметра изравнања α је да ублажи или појача утицај одступања које се јави у тренутку k на предвиђање променљиве стања за наредни тренутак $k + 1$. На тај начин се преко параметра изравнања подешава утицај појединих естимираних вредности x^+ из временске серије на предвиђање.

Почевши од тренутка k и померајући временски прозор за по један корак уназад (у прошлост), једначина (2.5) се може записати у облику:

$$x_{i,k+1}^- = \alpha x_{i,k}^+ + \alpha(1-\alpha)x_{i,k-1}^+ + \alpha(1-\alpha)^2 x_{i,k-2}^+ + \dots + \alpha(1-\alpha)^k x_{i,0}^+. \quad (2.6)$$

Из једначине (2.6) се види да предвиђање представља отежани просек естимираних вредности из временске серије, при чему вредност тежинских фактора експоненцијално опада са старошћу података. Посматрано са становишта целог система, на тај начин се при предвиђању највећи значај даје актуелном стању у систему, али се у обзир узима и стање у ком се систем налазио у непосредној прошлости. Брзина којом се тежински фактори пригушују са старошћу података подешава се преко параметра изравнања α . Ако се при предвиђању жели појачати утицај последње естимиране вредности из временске серије, онда би параметар α требало подесити на вредност што ближе 1. У том случају, утицај претходно естимираних вредности на предвиђање рапидно опада. Супротно, уколико се жели уједначити однос тежинских фактора (успорити пригушење тежинских фактора гледано у прошлост), онда параметар α треба подесити на што нижу вредност. Овакав

поступак изравнања временске серије назива се једноставно експоненцијално изравнање (*Simple Exponential Smoothing*).

2.2.2 Линеарно експоненцијално изравнање

Да би се при предвиђању узео у обзир тренд промене вредности величине која формира временску серију, у [27] је извршена модификација методе једноставног експоненцијалног изравнања. У поступку подешавања полази се од једначине праве и претпоставке да су за произвољно изабрану променљиву стања x_i у тренутку $k-1$ познати:

a – ниво временске серије променљиве стања,

b – тренд временске серије променљиве стања.

Вредност променљиве стања у тренутку k (наредна вредност временске серије) може се предвидети као:

$$x_{i,k}^- = a_{i,k-1} + b_{i,k-1} \cdot \Delta k, \quad (2.7)$$

где је Δk корак временске серије.

Ако се естимација обавља у једнаким временским корацима и ако се корак Δk усвоји као мерна јединица за време, за предвиђену вредност променљиве стања током целог периода спровођења динамичке естимације важи:

$$x_{i,k}^- = a_{i,k-1} + b_{i,k-1}, \quad k = 1, 2, \dots, K, \quad (2.8)$$

где је K укупан број временских одбирака на периоду динамичке естимације стања.

На тај начин се у предвиђање укључује и компонента тренда. Када се изврши процес естимације у тренутку k , уколико постоји одступање предвиђене у односу на естимирану вредност, потребно је извршити корекцију нивоа и тренда временске серије у зависности од степена одступања. По аналогији с једноставним експоненцијалним изравнањем, ниво временске серије ажурира се помоћу релације:

$$a_{i,k} = x_{i,k}^- + \alpha (x_{i,k}^+ - x_{i,k}^-), \quad (2.9)$$

а тренд временске серије помоћу:

$$b_{i,k} = b_{i,k-1} + \alpha \beta (x_{i,k}^+ - x_{i,k}^-), \quad (2.10)$$

где је β параметар изравнања тренда временске серије, с вредностима из опсега $0 \leq \beta \leq 1$.

Комбинујући једначине (2.8)-(2.10), једначина тренда се након развоја може записати у облику:

$$b_{i,k} = \beta(a_{i,k} - a_{i,k-1}) + \beta(1-\beta)(a_{i,k-1} - a_{i,k-2}) + \dots + \beta(1-\beta)^{k-1}(a_{i,1} - a_{i,0}) + (1-\beta)^k b_{i,0}, \quad (2.11)$$

на основу којег се лакше може схватити физичко значење једначине тренда. Компонента тренда b представља отежани просек трендова који су процењени као разлика у нивоу серије између два суседна тренутка, при чему вредност тежинских фактора такође експоненцијално опада са старошћу података. Улога параметра β при изравњању тренда идентична је улози коју има параметар α при изравњању нивоа временске серије. Уколико се жели да тренд промене стања између узастопних временских тренутака $k-1$ и k више, односно мање, утиче на предвиђање, параметар β треба подесити на вредност што ближе 1, односно 0. С обзиром да једначина предвиђања (2.7) представља једначину праве, овакав поступак изравњања временске серије назива се Холтово линеарно експоненцијално изравњање (*Linear Exponential Smoothing - LES*).

На основу једначине (2.8), померањем временског оквира за један корак унапред (у будућност), предвиђена вредност променљиве стања у тренутку $k+1$ биће:

$$x_{i,k+1}^- = a_{i,k} + b_{i,k}. \quad (2.12)$$

Комбинацијом једначина (2.8)-(2.10) и (2.12) добија се:

$$x_{i,k+1}^- = \alpha(1+\beta)x_{i,k}^+ + (1-\alpha)(1+\beta)x_{i,k}^- + (1-\beta)b_{i,k-1} - \beta a_{i,k-1}. \quad (2.13)$$

Уколико се једначина (2.13) напише у облику:

$$x_{i,k+1}^- = F_{i,k}x_{i,k}^+ + g_{i,k}, \quad (2.14)$$

поређењем једначине (2.13) и једначине (2.14) следи да је:

$$F_{i,k} = \alpha(1+\beta), \quad (2.15)$$

$$g_{i,k} = (1-\alpha)(1+\beta)x_{i,k}^- + (1-\beta)b_{i,k-1} - \beta a_{i,k-1}. \quad (2.16)$$

Ако се поступак линеарног експоненцијалног изравњања примени на све променљиве стања, усвајајући при том:

- да су вредности параметара изравњања α и β исте за све променљиве,
- да су промене променљивих стања међусобно независне,

динамика стања у систему може се моделовати следећим сетом једначина:

$$\mathbf{x}_{k+1}^- = \left[x_{1,k+1}^-, x_{2,k+1}^-, \dots, x_{i,k+1}^-, \dots, x_{n,k+1}^- \right]^T = \mathbf{F}_k \mathbf{x}_k^+ + \mathbf{g}_k, \quad (2.17)$$

$$\mathbf{F}_k = \text{diag} \{ F_{1,k}, F_{2,k}, \dots, F_{i,k}, \dots, F_{n,k} \} = \alpha(1 + \beta) \mathbf{I}_n, \quad (2.18)$$

$$\mathbf{g}_k = \left[g_{1,k}, g_{2,k}, \dots, g_{i,k}, \dots, g_{n,k} \right]^T = (1 - \alpha)(1 + \beta) \mathbf{x}_k^- + (1 - \beta) \mathbf{b}_{k-1} - \beta \mathbf{a}_{k-1}, \quad (2.19)$$

где је:

$$\mathbf{x}^- = \left[x_1^-, x_2^-, \dots, x_i^-, \dots, x_n^- \right]^T \quad \text{– предвиђени вектор стања,}$$

$$\mathbf{x}^+ = \left[x_1^+, x_2^+, \dots, x_i^+, \dots, x_n^+ \right]^T \quad \text{– естимирани вектор стања,}$$

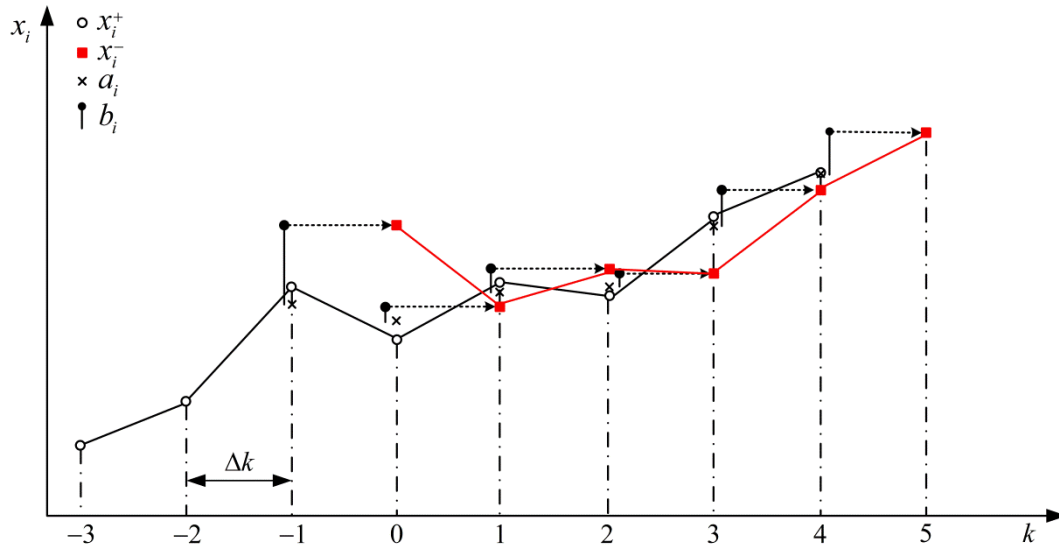
$$\mathbf{a} = \left[a_1, a_2, \dots, a_i, \dots, a_n \right]^T \quad \text{– ниво временске серије вектора стања,}$$

$$\mathbf{b} = \left[b_1, b_2, \dots, b_i, \dots, b_n \right]^T \quad \text{– тренд временске серије вектора стања.}$$

Уз усвојене претпоставке, транзициона матрица \mathbf{F} биће дијагонална (са свим елементима на дијагонали међусобно једнаким) и неће се мењати у времену. У општем случају, параметри изравнања не морају имати исте вредности за све променљиве стања и могу се мењати током времена. Међутим, такав приступ значајно повећава степен комплексности избора оптималног решења за параметре изравнања.

Најбољи начин да се подесе вредности ових параметара је да се они процене на основу података који формирају временску серију¹. При претраживању оптималних вредности као добра се показала *trial and error* метода. Постоје и боље методе претраживања засноване на примени нелинеарних оптимизационих техника, као што је Марквардов алгоритам [28]. Ако се динамика система описује променом модула и фазних ставова напона, додатни проблем представља чињеница да вредности временске серије нису независне од предвиђених вредности променљивих стања, па самим тим ни од параметара изравнања. Параметри изравнања се често подешавају и према искуству. Уколико се моделује спора динамика ЕЕС-а, параметри изравнања су од стране већине аутора најчешће подешавани на вредности $\alpha = 0,8$ и $\beta = 0,5$ [14, 16]. На слици 2.1 приказана динамика променљиве стања моделована је за ове вредности параметара.

¹ За параметре изравнања обично се бирају вредности које минимизирају грешку динамичког модела.



Слика 2.1 Моделовање динамике променљиве стања применом методе линеарног експоненцијалног изравњања за вредности параметара изравњања $\alpha = 0,8$ и $\beta = 0,5$

Динамички модел неизбежно садржи грешку. У општем случају, грешка коју прави динамички модел у тренутку k представља разлику између вредности временске серије у наредном тренутку и њеног предвиђања за тај наредни тренутак. То значи да је грешка коришћеног динамичког модела разлика између естимиране и предвиђене вредности вектора стања:

$$\mathbf{w}_k = \mathbf{x}_{k+1}^+ - \mathbf{x}_{k+1}^- \quad (2.20)$$

Ова грешка је случајна променљива, јер је условљена случајном променом оптерећења у систему. Према [29], може се сматрати да ова случајна променљива подлеже Гаусовој нормалној расподели с математичким очекивањем једнаким $\mathbf{0}$ и матрицом коваријанси \mathbf{Q} :

$$\mathbb{E}[\mathbf{w}_k] = \mathbf{0}, \quad (2.21)$$

$$\mathbb{E}[\mathbf{w}_k \mathbf{w}_j^T] = \mathbf{Q}_k \delta_{k-j}, \quad (2.22)$$

где је:

\mathbb{E} – оператор очекивања,

δ_{k-j} – Кронекер делта (*Kronecker delta*) функција, таква да је $\delta_{k-j} = 1$ ако је $k = j$ и $\delta_{k-j} = 0$ ако је $k \neq j$. Физичко значење Кронекер делта функције је да су грешке које модел прави у различитим тренуцима k и j некорелисане.

Подешавање вредности матрице коваријанси \mathbf{Q} представља свакако најизазовнији задатак у подешавању параметара Калмановог филтра. У општем случају, матрица мења

своје вредности у сваком наредном тренутку. Да би што боље проценили матрицу Q_k у тренутку k , потребно је знати колико износи грешка динамичког модела w_k у тренутку k (једначина (2.20)), што је немогуће пре него што пресек мерења у наредном тренутку $k+1$ постане доступан и омогући извршавање естимације стања. С друге стране, посматрајући ток алгоритама динамичке естимације стања заснованих на примени Калмановог филтра, а који ће бити приказани у секцији 4.1, закључује се да се матрица Q_k мора проценити пре него што нови пресек мерења постане доступан, како би се извршило предвиђање стања. Ове две ствари су контрадикторне, због чега је вредности матрице Q_k изузетно тешко правилно проценити.

Веома је важно не поистовећивати грешку динамичког модела с грешком предвиђања. Ове две грешке биле би исте уколико би вредности променљивих стања које формирају временску серију биле апсолутно поуздане (тачне). С обзиром да временску серију формирају естимиране вредности променљивих стања, квалитет предвиђања стања за тренутак $k+1$ зависи не само од грешке динамичког модела, већ и од квалитета естимације стања у тренутку k . Грешка предвиђања представља одступање предвиђене вредности променљиве стања у односу на њену тачну вредност, о чему ће касније бити више речи.

Предвиђање је по свом карактеру такође естимациони процес. Према [30], естимациони процес је поступак којим се процењују непознате вредности променљивих стања на основу редувантних мерења из система. Међутим, са становишта динамичке естимације стања постоји једна суштинска разлика између предвиђања и естимације. Предвиђање стања за тренутак $k+1$ представља процену непознатих вредности променљивих стања унапред (*a-priori*), пре него што се добију мерења за тренутак $k+1$. Када се стање за тренутак $k+1$ процењује унапред, то се ради на основу динамике система која је описана временском серијом естимираних променљивих стања, односно индиректно на основу свих пресека редувантних мерења (*snapshots*) забележених до тренутка k . При томе значај пресека мерења при процени стања губи на тежини утолико више што се временски тренутак у ком је пресек мерења забележен догодио раније. С друге стране, естимација стања за тренутак $k+1$ представља процену непознатих вредности променљивих стања након (*a-posteriori*) обраде редувантних мерних података добијених из SCADA система и у том тренутку. Природно је очекивати да ће *a-posteriori* процена имати бољи квалитет него *a-priori* процена.

2.3 Вектор променљивих стања у естимацији несиметричних електродистрибутивних мрежа

Вектор променљивих стања састоји се од модула и фазних ставова напона чворова и може се записати у облику:

$$x = [V_1, \dots, V_i, \dots, V_N, \theta_1, \dots, \theta_i, \dots, \theta_N]^T, \quad i = 1, 2, \dots, N \text{ и } i \neq SL, \quad (2.23)$$

где је:

V_i – субвектор састављен од модула напона фаза чвора i ,

θ_i – субвектор састављен од фазних ставова (углова) напона фаза чвора i ,

N – укупан број чворова у систему без референтно-балансног чвора (*Slack Bus - SL*).

Ако су све три фазе чвора i доступне (трофазни чвор), субвектори су 1×3 димензиони вектори и имају следећи облик:

$$V_i = [V_i^A, V_i^B, V_i^C], \quad \theta_i = [\theta_i^A, \theta_i^B, \theta_i^C]. \quad (2.24)$$

Према томе, вектор стања може имати максимално $n_{\max} = 3 \cdot 2 \cdot N$ променљивих стања. С обзиром да је присуство монофазних и двофазних елемената типично за дистрибутивне мреже (погледати карактеристике дистрибутивних мрежа наведене у секцији 1.2), број променљивих стања обично је мањи од n_{\max} . Уколико нека од фаза чвора i није доступна, димензије субвектора V_i и θ_i редукују се на 1×2 за двофазне чворове и 1×1 за монофазне чворове, елиминисањем модула и фазних ставова напона недоступних фаза из субвектора.

3 МОДЕЛОВАЊЕ МЕРЕЊА

3.1 Математички модел

Веза између вектора мерења и вектора променљивих стања у тренутку k у ЕЕС-има, а тиме и у дистрибутивним мрежама, може се представити стохастичком једначином:

$$z_k = h(x_k) + e_k, \quad (3.1)$$

где је:

z – $m \times 1$ димензиони вектор мерења,

h – $m \times 1$ димензиона нелинеарна векторска функција, с најмање n независних једначина како би се обезбедила опсервабилност мреже,

e – $m \times 1$ димензиони вектор грешака мерења,

m – укупан број мерења у систему, такав да је $m \geq n$.

Вектор грешака мерења e је случајни вектор, за који се обично претпоставља да подлеже Гаусовој расподели с математичким очекивањем једнаким $\mathbf{0}$ и матрицом коваријанси \mathbf{R} , при чему је:

$$E[e_k] = \mathbf{0}, \quad (3.2)$$

$$E[e_k e_j^T] = \mathbf{R}_k \delta_{k-j}, \quad (3.3)$$

где је Кронекер делта функција δ_{k-j} дефинисана у секцији 2.2.2.

3.2 Мерна инфраструктура електродистрибутивних мрежа

У дистрибутивним мрежама мерења се могу разврстати на телеметрирана и нетелеметрирана мерења. У нетелеметрирана мерења спадају псеудо и виртуелна мерења.

3.2.1 Телеметрирана мерења

Телеметрирана мерења су мерења која се региструју помоћу удаљених (даљинских) терминалских јединица (*Remote Terminal Units - RTUs*) у кратким временским интервалима, па се путем комуникационих система достављају у диспечерски центар где се обједињавају у концентратору мерења *SCADA* система. Другим речима, телеметрирано мерење подразумева мерење које је даљински пренето [2]. За дистрибутивне мреже карактеристичан је низак степен присуства телеметрираних мерења [31, 32]. Из концентратора мерења *SCADA* система мерења се могу читавати или користити даље као улаз за одређене функције система за управљање дистрибутивном мрежом (*Distribution*

Management System - DMS). За разлику од *SCADA* система који се користи за надзор телеметрисаних тачака мреже, *DMS* представља обухватнији систем за надзор рада дистрибутивне мреже укључујући и нетелеметрисане делове. Главна *DMS* функција је управо функција естимације стања. Њен задатак је да естимира не само стање делова дистрибутивне мреже који су телеметрисани, већ стање на нивоу целе мреже.

Да би се одредило актуелно уклопно стање мреже, *SCADA* систем, осим телеметрисаних аналогних мерења, обезбеђује и податке о уклопним стањима појединих расклопних уређаја и позицијама регулационих склопки појединих трансформатора, за оне делове мреже који су под надзором *SCADA* система. За делове мреже који су ван надзора *SCADA* система, подаци се могу добити на основу једнополних шема којима се прати актуелно стање мреже [2]. Ови подаци се обједињују у процесору топологије, где се формира тополошки модел мреже.

Да би се постигла квалитетнија естимација стања, пожељно је да што већи број телеметрисаних мерења буде укључен у процес естимације. Међутим, број инсталираних удаљених терминалских јединица обично је ограничен из економских разлога [33]. Оваквим мерењима, у дистрибутивним мрежама, обично су покривене само напојне трансформаторске станице и значајније трансформаторске станице у дубини мреже. У телеметрисана мерења реалних дистрибутивних мрежа сврставају се конвенционална мерења [32, 34-37]:

- модула напона у чворовима мреже,
- токова активних/реактивних снага у гранама мреже,
- инјектирања активних/реактивних снага у чворовима мреже,
- токова струја у гранама мреже,
- инјектирања струја у чворовима мреже.

Недостатак телеметрисаних мерења представља један од главних проблема у естимацији стања дистрибутивних мрежа [32], јер њихов број не може да задовољи услов опсервабилности ($m \geq n$ и најмање n независних једначина). Покривеност телеметрисаним мерењима описује се преко редундансе R_d , која се дефинише као:

$$R_d = \frac{m}{n}. \quad (3.4)$$

Редунданса мерења у дистрибутивним мрежама најчешће има вредности у опсегу 0,2-0,3 [2]. Мерење модула напона је најчешће доступно само на сабирницама напојних трансформаторских станица ВН/СН (СН/СН)². Мерења активних/реактивних снага и мерења модула струја доступна су у трансформаторским и/или изводним пољима трансформаторских станица ВН/СН (СН/СН) или у СН расклопним постројењима. Дубинска мерења модула напона, активних/реактивних снага и модула струја у трансформаторским станицама СН/НН³ су веома ретка. У дистрибутивним мрежама

² ВН – Висок напон, СН – Средњи напон

³ НН – Ниски напон

Електропривреде Србије дубинска мерења постоје обично у малом броју трансформаторских станица СН/НН и то на важнијим местима у дубини мреже [2].

Очигледно је да овај скуп мерења није довољан да обезбеди увид у стање целе мреже у посматраном тренутку, због чега је неопходно исти допунити на неки начин. Један од начина је да се у алгоритмама естимације стања у дистрибутивним мрежама укључе фиктивна мерења, као што су псеудо мерења и виртуелна мерења. На тај начин се обезбеђује опсервабилност мреже и поправља редунданса мерења.

3.2.2 Псеудо мерења

Псеудо мерења су по правилу мерења снага инјектирања у чворовима мреже. Најчешће се добијају на основу типских нормализованих дневних хронолошких дијаграма оптерећења/производње и просечног фактора снаге за различите типове потрошача/дистрибуиране производње, који се формирају на основу експлоатационе базе података добијених мониторингом система. Такође, за неке снаге инјектирања псеудо мерења се могу добити на основу података из временске прогнозе (излазна снага фотонапонске електране доминантно зависи од соларне ирадијансе, брзина ветра утиче на излазну снагу ветроелектране, ниске температуре доводе до повећане потрошње појединих типова потрошача, као што су потрошачи који користе електричну енергију за грејање итд.). У појединим случајевима као псеудо мерење у неопсервабилним чворовима може се користити и назначена вредност напона [38].

У овој докторској дисертацији за генерисање псеудо мерења коришћени су подаци о карактеристикама потрошње, као што су тип (профил) потрошње и вредности показатеља потрошње, и подаци о карактеристикама малих електрана.

3.2.2.1 Карактеристике потрошача

Сваком типу потрошње приписује се одговарајући скуп нормализованих дневних хронолошких дијаграма оптерећења, при чему се потрошња описује једним од парова величина: модул струје и фактор снаге, или активна и реактивна снага. У оквиру поменутог скупа, за сваку од сезона, разликују се дневни дијаграми за радни дан, суботу, недељу и празнични дан. Поделе према броју сезона у току године које се најчешће користе су: једна (није узета у обзир сезонска подела), две (сезона веће и сезона мање потрошње), четири (подела сезона према годишњим добима) и дванаест (сваки месец се проглашава за сезону).

Дневни хронолошки дијаграми формирају се на основу експлоатационих података о раду. Најчешћа пракса је да се дијаграм оптерећења нормализује дељењем апсолутне вредности потрошње с максималном. Карактеристике уобичајених потрошача у дистрибутивним мрежама могу се на задовољавајући начин описати помоћу неколико типова потрошње, при чему три основна типа потрошача чине домаћинства, индустрија и комерцијална потрошња [30]. Сви потрошачи истог типа, за исти тип дана и исту сезону, имају идентичан нормализовани дневни хронолошки дијаграм оптерећења.

Показатељ потрошње на основу кога се скалира нормализовани дневни хронолошки дијаграм оптерећења може бити: вредност назначене (инсталисане) снаге потрошача⁴, сезонска вредност максималне потрошње или сезонска вредност протока енергије кроз трансформаторе СН/НН. Вредности максималне потрошње региструју се помоћу максиграфа на трансформаторима СН/НН, док се вредности протока енергије кроз трансформаторе СН/НН могу добити на основу базе података за систем наплате електричне енергије.

Назначена снага трансформатора СН/НН користи се као показатељ када нема података о стварној потрошњи. Знатно квалитетније потрошња се може проценити ако се користе вредности максиграфа, док се најквалитетнији резултати добијају када се као показатељ користи податак о протоку енергије [2].

3.2.2.2 *Карактеристике малих електрана*

Уколико су у дистрибутивној мрежи прикључени дистрибуирани генератори који нису под надзором SCADA система, њихова производња процењује се према карактеристикама дистрибуираног извора енергије. Дистрибуирани генератори мањих снага (од неколико десетина до неколико стотина kVA) обично нису под надзором SCADA система. Као и у случају потрошача, дистрибуираним генераторима се могу доделити одговарајући нормализовани дневни хронолошки дијаграми производње, зависно од тога који примарни извор енергије користе за производњу електричне енергије. Сходно томе, разликују се дијаграми за дистрибуиране генераторе у малим хидроелектранама, фотонапонским електранама, ветроелектранама, електранама на биомасу, електранама које користе геотермалну енергију, горивне ћелије и когенерационим постројењима која користе фосилна горива [39].

Снага дистрибуираних генератора може се проценити и на основу екстерних података. Интерна (улазна) и излазна активна снага дистрибуираног генератора могу се проценити на основу података из временске прогнозе или на основу начина управљања генератором [36]. Излазна реактивна снага дистрибуираног генератора може се проценити на основу података о типу генератора (синхрони, индукциони, фотонапонски) и начину његовог прикључења на дистрибутивну мрежу [35].

Интерна активна снага дистрибуираних генератора у малим хидроелектранама може се проценити на основу података о дотоку, с обзиром да је већина малих хидроелектрана прикључених на дистрибутивну мрежу проточног типа [36]. У ветроелектранама интерна активна снага дистрибуираних генератора може се проценити на основу снаге ветра, док се у фотонапонским електранама интерна активна снага може проценити из соларне ирадијансе. У случају електрана с унутрашњим сагоревањем, интерна активна снага се контролише применом уређаја енергетске електронике, а у циљу оптимизације потрошње горива [35].

⁴ У СН дистрибутивним мрежама трансформаторске станице СН/НН се обично третирају као потрошачи.

Синхрони генератори се првенствено пројектују за рад у режиму надпобуде (индуктивни режим) када производе реактивну снагу, док по потреби могу радити и у режиму подпобуде (капацитивни режим) као потрошачи реактивне снаге. Код синхроних генератора, могућа производња/потрошња реактивне снаге условљена је погонским P-Q дијаграмом. Синхрони генератори у малим електранама морају имати имплементирану регулацију напона на својим крајевима, при чему се регулација напона мора обављати у опсегу рада генератора с фактором снаге од 0,95 за надпобуђени до 0,95 за подпобуђени режим [40].

Индукциони генератори раде као потрошачи реактивне снаге. Извор реактивне снаге може бити сама дистрибутивна мрежа, а врло често мале електране с индукционим генераторима имају инсталиране кондензаторске батерије за компензацију реактивне снаге. Фактор снаге мале електране с индукционим генератором према дистрибутивној мрежи такође не сме имати вредност мању од 0,95 [40].

Фотонапонски панели се на дистрибутивну мрежу прикључују посредством DC/AC инвертора, којим се може контролисати реактивна снага фотонапонске електране. Фотонапонска електрана према мрежи може да ради са [41, 42]:

- капацитивним фактором снаге, при чему је вредност реактивне снаге која се у датом тренутку може преузети из мреже ограничена инсталисаном снагом инвертора и актуелном производњом активне снаге (обично фотонапонске електране у подпобуђеном режиму раде с фактором снаге не мањим од 0,8 при променама одате активне снаге у опсегу 20-100 % инсталисане снаге),
- фактором снаге једнаким 1, када фотонапонска електрана нити производи нити апсорбује реактивну снагу,
- индуктивним фактором снаге, при чему је реактивна снага коју електрана производи ограничена минималном и максималном вредношћу једносмерног напона на улазу инвертора, за које је инвертор пројектован да ради.

3.2.3 Виртуелна мерења

Виртуелна мерења представљају фиктивни податак о мерењима снаге или струје инјектирања у чворовима у којима нема прикључене потрошње/производње електричне енергије, односно у чворовима с нултим инјектирањем (*zero injection buses*). Иако нису у питању стварна мерења, ова мерења су апсолутно тачна (тј. не уносе грешку) и једнака су нули. Та мерења се уобичајено постављају у пролазним чворовима, као што су:

- разводна постројења (тачке развода),
- тачке преласка с једног типа вода на други тип (нпр. с кабловског на надземни или с једног кабловског на други кабловски),
- места прикључења потрошача/дистрибуираних генератора уколико се има информација да су исти искључени с мреже.

Осим ових уобичајених видова виртуелних мерења, постоје и специфични случајеви. На пример, у ноћном режиму рада виртуелним мерењем може да се моделује снага инјектирања у чвор у који је прикључена само фотонапонска електрана.

3.2.4 Синхрофазорска мерења у естимацији стања електродистрибутивних мрежа

Синхрофазорска мерења (*Phasor Measurement Units - PMUs*) спадају у телеметрирана мерења, али се разликују од конвенционалних телеметрираних мерења у класи тачности и временској резолуцији одбирака мерења. Технологија синхрофазорских мерења развијена је 90-их година у циљу мониторирања преносних мрежа. Први оперативни систем намењен естимацији стања дистрибутивних мрежа с интегрисаним синхрофазорским мерењима развијен је у Лозани, а систем је први пут описан у [43]. Треба нагласити да је дистрибутивна мрежа на којој је овај систем развијан и тестиран врло малих димензија – свега 6 чворова. Мрежу чини 20 kV главни напојни вод кампуса (универзитетског насеља) Федералног политехничког универзитета у Лозани (*École Polytechnique Fédérale de Lausanne*) и трансформатори СН/НН преко којих се напајају зграде с канцеларијама и лабораторијама. Осим тога, фотонапонски панели укупне инсталисане снаге 2 MW, постављени на крововима зграда, и когенерационо постројење инсталисане снаге 6 MW, дају систему карактеристике активне дистрибутивне мреже. Овај систем је ниске латентности како би извршавање естимације стања што више одговарало естимацији у реалном времену. Кашњење у прикупљању, обради и преносу *PMU* мерних података је веома мало и износи неколико десетина ms, што омогућава естимацију стања у реалном времену у правом смислу те речи. Један од циљева био је да се развије довољно брз систем за естимацију стања да се резултати естимације могу користити као улаз за функције чије је извршавање временски ограничено, као што су системи за детекцију и лоцирање квара.

Имплементација синхрофазорских мерења није карактеристична за дистрибутивне мреже на тренутном нивоу њиховог развоја [44]. Треба нагласити да у дистрибутивним мрежама Електропривреде Србије тренутно нема синхрофазорских мерења. Слична ситуација је и у технолошки развијеним земљама Европе и света, где се имплементација синхрофазорских мерења у дистрибутивним мрежама налази тек у фази развоја. Да би шира примена у дистрибутивним мрежама била могућа, цена синхрофазорских мерења треба да буде знатно нижа [45].

Може се закључити да савремени естиматори стања у дистрибутивним мрежама користе само конвенционална мерења. У овој докторској дисертацији у процес естимације стања биће укључена само конвенционална мерења карактеристична за дистрибутивне мреже (погледати секцију 3.2.1). На тај начин ће све анализе бити спроведене узимајући у обзир актуелне услове у којима дистрибутивне мреже тренутно раде.

Укључивање конвенционалних мерења у процес естимације стања обавезно води ка нелинеарном моделу мерења. Самим тим методе за подешавање матрице коваријанси Q , засноване на линеарној естимацији стања, не могу се применити у оваквим условима. Кратак преглед ових метода биће приказан у секцији 5.1.1.

3.3 Моделовање матрице коваријанси грешака модела мерења R

Мали број радова из области динамичке естимације стања узима у обзир корелисаност мерења при моделовању матрице коваријанси R [46]. Ако се претпостави да су грешке између мерења међусобно некорелисане, онда се матрица коваријанси R_k у тренутку k моделује се као дијагонална, где вредности на дијагонали матрице R_k представљају варијансе (квадрат стандардне девијације) мерења:

$$R_k = \text{diag} \left\{ \sigma_{R_{1,k}}^2, \sigma_{R_{2,k}}^2, \dots, \sigma_{R_{l,k}}^2, \dots, \sigma_{R_{m,k}}^2 \right\}, \quad (3.5)$$

где је $\sigma_{R_{l,k}}$ стандардна девијација l -тог мерења у тренутку k . Стандардна девијација мерења може се одредити на следећи начин [47]:

$$\sigma_{R_{l,k}} = z_{l,k}^{\text{true}} \cdot (\text{Accuracy}_l / 300), \quad (3.6)$$

где $z_{l,k}^{\text{true}}$ представља тачну вредност l -тог мерења у k -том тренутку, а Accuracy_l представља тачност l -тог мерења у [%]. У практичним апликацијама тачно стање није познато, па се у једначини (3.6) уместо тачне вредности величине која се мери може користити њена измерена вредност (опсервација). Овај приступ за прорачун стандардне девијације и варијансе може се применити на телеметрисана и псеудо мерења.

3.3.1 Тачност и варијанса телеметрисаних мерења

Грешка телеметрисаних мерења у општем случају представља кумулативну грешку која обухвата грешке струјних/напонских мерних трансформатора, грешке мерних инструмената (амперметар, волтметар, ватметар, варметар и мултифункционални мерни инструменти), грешке при телекомуникационом преносу мерених података од RTU до концентратора мерења $SCADA$ система, несинхронизацију мерења и сл.

Матрицом коваријанси R моделује се грешка која је последица непрецизности мерних трансформатора и мерних инструмената, њихове неадекватне калибрације, интерференције (сметњи) итд. [48]. Варијанса телеметрисаних мерења зависи од класе тачности мерних уређаја. Обично су класе тачности ових уређаја познате, па се варијанса телеметрисаних мерења може успешно проценити на основу њих.

Проблем с приступом за прорачун стандардне девијације дефинисаним једначином (3.6) може се јавити уколико је мерена величина једнака нули, јер би тада и варијанса мерења била једнака нули. Ово би условило да матрица коваријанси R буде сингуларна. Чак и при малим вредностима измерене величине (блиским нули) може доћи до слабе условљености система једначина у алгоритму естимације стања, што може негативно утицати на квалитет естимације. У пракси, појава оваквих проблема карактеристична је искључиво за телеметрисана мерења, док их код фиктивних псеудо

мерења инјектирања нема. Типичан пример је неочекивани испад вода који ће довести до тога да телеметрирано мерење тока снаге/струје у тој грани региструје нулу. Исто важи и за телеметрирано мерење снаге/струје инјектирања у чвору у коме дође до испада потрошача. Осим већ наведених проблема до којих може доћи у раду естиматора (како статичких тако и динамичких), употреба једначине (3.6) при малим вредностима мерене величине може довести и до проблема у фази детекције аномалија заснованој на анализи нормализованих иновација, уколико се при том иновација мерења нормализује у односу на стандардну девијацију мерења. Наравно, оваква врста проблема карактеристична је само за динамичке естиматоре.

Како би се поменути проблеми избегли, једначина (3.6) се мора модификовати за потребе прорачуна стандардне девијације мерења снаге/струје, на следећи начин:

$$\sigma_{R_{l,k}} = \begin{cases} \left| z_{l,k}^{true} \right| \cdot (Accuracy_l / 300), & \text{ако је } \left| z_{l,k}^{true} \right| \geq k_{FS} \cdot FS_l, \\ k_{FS} \cdot FS_l, & \text{ако је } \left| z_{l,k}^{true} \right| < k_{FS} \cdot FS_l, \end{cases} \quad (3.7)$$

где је k_{FS} коефицијент пропорционалности, а FS_l ознака за пуни мерни опсег (*Full Scale - FS*) l -тог мерног инструмента [15, 48]. У овој докторској дисертацији пуни мерни опсег мерења снаге/струје биће процењен на основу максималне дневне тачне вредности мерења снаге/струје $z_{l,max}$:

$$\begin{aligned} FS_l &= 0,01, & \text{ако је } z_{l,max} < 0,01, \\ FS_l &= 0,05, & \text{ако је } 0,01 \leq z_{l,max} < 0,05, \\ FS_l &= 0,1, & \text{ако је } 0,05 \leq z_{l,max} < 0,1, \\ FS_l &= 0,5, & \text{ако је } 0,1 \leq z_{l,max} < 0,5, \\ FS_l &= 1, & \text{ако је } 0,5 \leq z_{l,max} < 1, \\ FS_l &= 5, & \text{ако је } z_{l,max} \geq 1, \end{aligned} \quad (3.8)$$

где је:

$$z_{l,max} = \max \left(\left| z_{l,k}^{true} \right| \right). \quad (3.9)$$

У практичним апликацијама, тачна вредност $z_{l,k}^{true}$ у једначинама (3.7) и (3.9) може се, такође, заменити измереном вредношћу. Коефицијент k_{FS} треба проценити тако да производ $k_{FS} \cdot FS_l$ буде за око ред величине мањи од $\left| z_{l,max} \right| \cdot (Accuracy_l / 300)$ на сваком мерењу снаге/струје у систему. У [48], грешка као последица мерног опсега инструмента износи 0,35% пуног мерног опсега, што значи да коефицијент k_{FS} у овом случају има вредност $k_{FS} = 0,0035$. У [15] је овај коефицијент подешен на вредност $k_{FS} = 0,005$.

С обзиром да су вредности напона далеко изнад нуле, осим у случају кварова који овде нису од интереса, једначина (3.6) се може сматрати задовољавајућом за мерења модула напона.

Велике, непредвиђене грешке у мерењима најчешће су узроковане грешкама у раду телекомуникационог система (нпр. кашњење у преносу података, што доводи до несинхронизованих мерења или супротан знак мерења снаге/струје, што доводи до тога да естиматор „види“ снагу/струју у смеру супротном од стварног смера). Овакве грешке нису обухваћене матрицом коваријанси \mathbf{R} , па могу значајно да наруше квалитет естимације. Због тога се мерења која садрже овакве грешке, окарактерисана као мерења која садрже лоше податке (или само лоша мерења), морају детектовати и одстранити из вектора мерења у оквиру преестимационе анализе, односно пре него што се спроведе финална естимација.

3.3.2 Тачност и варијанса псеудо мерења

С обзиром да псеудо мерења представљају претпостављене вредности снага инјектирања, класа тачности псеудо мерења није позната, па се мора проценити. Псеудо мерењима се додељује мала тачност, односно велика варијанса.

Последњих година се дистрибутивне мреже у све већој мери опремају мерном инфраструктуром (*Advanced Metering Infrastructure*) за даљинско читавање потрошње електричне енергије и статуса напајања индивидуалних потрошача, која се састоји од паметних бројила, концентратора података и софтверског модула који те податке прикупља и смешта на централно место [31]. Паметна бројила пружају могућност усредњеног читавања активне снаге на одређеним временским интервалима, док код појединих постоји и могућност читавања реактивне снаге и напона [38]. Паметна бројила могу да врше читавања на сваких неколико минута (обично 1 min, 5 min или 15 min) до неколико сати (обично 1 h или 24 h). Псеудо мерења се могу добити краткорочном прогнозом потрошње на основу ових читавања [49]. На тај начин се поправља квалитет (тачност) псеудо мерења.

Број псеудо мерења не треба да буде много већи од минимално потребног броја за постизање опсервабилности, јер се то у супротном може негативно одразити на квалитет естимације стања. Обично се тежи да псеудо мерења буду критична у смислу да се укидањем сваког таквог мерења губи опсервабилност, како псеудо мерења не би утицала на онај део мреже који је заиста опсервабилан на основу телеметрисаних мерења.

3.3.3 Тачност и варијанса виртуелних мерења

Једначина (3.6) за прорачун стандардне девијације, а тиме и варијансе мерења, може се применити на телеметрисана и псеудо мерења. С обзиром да виртуелна мерења представљају нулта инјектирања снага/струја, применом израза (3.6) варијанса виртуелних мерења била би једнака нули. Међутим, виртуелним мерењима се мора доделити нека коначно мала вредност варијансе, јер би, у супротном, матрица \mathbf{R} била сингуларна. Типичне вредности варијанси виртуелних мерења су у опсегу $10^{-8} - 10^{-11}$ [47, 50].

До нумеричких проблема може доћи чак и ако се виртуелним мерењима додели коначна, али изузетно мала варијанса, због чега треба посебно водити рачуна при одабиру варијансе виртуелних мерења. Разлог за то је пре свега присуство псеудо мерења која су мале тачности, па им се додељује велика варијанса. Из тог разлога, опсег варијанси мерења укључених у алгоритам естимације стања може бити широк уколико се виртуелним мерењима задају изузетно мале варијансе. Широк распон вредности варијанси мерења може довести до слабе условљености система једначина у алгоритму естимације стања [47, 51].

Други начин да се моделују виртуелна мерења је да се третирају одвојено од осталих мерења у систему преко ограничења типа једнакости. Предност је то што се тиме избегава задавање варијанси виртуелним мерењима и отклања један од узрока слабе условљености система једначина. Недостатак се огледа у томе да може доћи до нарушавања нумеричке стабилности, што представља извесно ограничење у примени овог начина моделовања виртуелних мерења [36].

3.4 Временски оквири прикупљања мерења и спровођења естимације стања

Мерења се помоћу *SCADA* система обично читавају у временским интервалима од неколико секунди [52, 53]. Осим мерења, савремени *SCADA* системи имају и могућност визуелног приказа естимираних вредности по избору.

Временска резолуција одбирака мерења у савременим *SCADA* системима износи око 1-2 s [54, 55]. Тренутна пракса је да се статичка естимација извршава с нешто дужим временским кораком, реда неколико десетина секунди [36] до пар минута [19], користећи мерења с *RTU*-ова која нису идеално синхронизована [56]. Проблем који узрокује дужи временски корак је у перформансама анализе аномалија, која може бити временски захтевна, нарочито у случају великих система и уколико се анализа аномалија сваки пут спроводи из почетка.

С обзиром да се мерења у савременим системима скенирају у временском интервалу краћем него што је време потребно да се спроведе анализа аномалија, практично је немогуће спровести комплетну естимацију за сваки пресек мерења. Један од начина за превазилажење ових проблема, заступљен у конвенционалној пракси савремених система, је да се мерни подаци складиште и да се естимација стања изврши само када се на неком од мерења догоди приметна промена [48, 52]. Та приметна промена региструје се тако што се на свакој *RTU* унапред дефинише праг реаговања (*dead bend*) за сваку величину која се мери том јединицом. Уколико разлика између тренутно измерене вредности и вредности мерења забележене при последњој приметној промени премаши праг реаговања, *RTU* шаље измерену вредност, тј. шаље сигнал (*event*) у управљачки центар, који се користи као окидач за спровођење *DMS* функције естимације стања. Уколико је ова разлика мања него што је праг реаговања, *RTU* бележи измерене вредности у интерној меморији, али не шаље податке према управљачком центру.

Колико често ће долазити до приметних промена зависи од задате величине прага реаговања на мерењима. Величина прага може да се подешава према потреби. Уколико је праг премали, приметне промене се могу регистровати у временском интервалу који је краћи од времена потребног да се спроведе комплетна естимација стања (преестимациона анализа+финална естимација). Због тога је потребно подесити праг тако да се приметне промене не региструју исувише често. Осим тога, ако је праг премали онда се шаље превелика количина података, што није економски исплативо, а може довести и до техничких проблема у преносу података, нарочито у случају лоше телекомуникационе мреже. Још једна сврха увођења прага реаговања, поред окидања функције естимације стања, је управо оптимизација количине података која ће се преносити у одређеном временском интервалу. Обично је праг на мерењима подешен тако да се у квазистационарном режиму региструју приметне промене, а самим тим извршава и естимација стања, на сваких 10-15 s. На пример, на мерењима струја у СН дистрибутивној мрежи вредност прага реаговања обично износи ± 1 А, а на мерењима напона ± 1 V.

Други начин је да се естимација извршава с фиксним временским кораком, реда неколико десетина секунди до неколико минута (као што је већ речено раније). Колики ће корак бити зависи од много фактора (укључујући и доба дана), али у највећем броју практичних апликација он се креће у границама између 10 s и 10 min [57].

Такође, ова два начина се често комбинују [3, 48]. Функција естимације се подеси да ради с фиксним временским кораком, нпр. 10 min, али да се и аутоматски извршава сваки пут када дође до приметне промене мерења. Ако нема приметних промена мерења током 10 min, након истека 10 min естимација стања ће бити поново извршена. Уколико се током тих 10 min региструје приметна промена на само једном мерењу, функција естимације ће се аутоматски активирати.

Слична разматрања односе се и на динамичке естиматоре. Код динамичких естиматора предвиђање се врши с кораком од неколико секунди до неколико минута [58]. У [59], динамичка естимација стања извршавана је с кораком од 15 min, што представља пример који реално одсликава тренутно стање када се посматра временски корак извршавања естимације стања у дистрибутивним мрежама које су покривене конвенционалним мерењима.

4 АЛГОРИТМИ ЕСТИМАЦИЈЕ СТАЊА

У овом поглављу биће описани алгоритми динамичке естимације стања засновани на примени Калмановог филтра: *EKF* првог реда (*Extended Kalman Filter*) и *UKF* (*Unscented Kalman Filter*). Да би извршили евалуацију резултата *EKF* и *UKF* алгоритама и показали предности употребе динамичких естиматора стања у односу на статичке, као референтни алгоритам коришћен је *WLS* (*Weighted Least Square*) алгоритам статичке естимације стања.

Присуство лоших података описаних у секцији 1.2 неизбежно је у реалним системима. Због тога процес естимације стања захтева примену алгоритама за детекцију и идентификацију аномалија у оквиру преестимационе анализе, како би се сви лоши подаци одстранили из скупа улазних података.

С обзиром да проблем детекције и идентификације аномалија није предмет истраживања ове докторске дисертације, сматраће се да алгоритми естимације стања описани у овом поглављу користе пречишћене пресеке мерења, тако да мерења која улазе у алгоритам естимације не садрже грешке ван граница које су дефинисане класама тачности мерних уређаја.

4.1 Алгоритми динамичке естимације стања засновани на примени Калмановог филтра

Као што је објашњено у секцији 3.2.4 један од проблема у динамичкој естимацији стања је нелинеарност модела. Генерално, и динамички модел и модел мерења могу бити нелинеарни. У циљу решавања проблема најчешће се користе следећа два филтра: *EKF* првог реда и *UKF*, који представљају надоградњу класичног Калмановог филтра [60]. Класични Калманов филтар намењен је за употребу у линеарним системима, док су *EKF* и *UKF* намењени за употребу у нелинеарним системима.

EKF се заснива на апроксимацији нелинеарне функције Тејлоровим полиномом. Ако је динамички модел линеаран, а модел мерења нелинеаран, *EKF* првог реда подразумева прорачун првих парцијалних извода функције мерења по променљивим стања у околини тачке линеаризације, с циљем добијања Јакобијеве матрице. Дакле, квалитет естимације стања естимираног *EKF* алгоритмом је у великој мери условљен степеном нелинеарности функције мерења и избором тачке линеаризације. Постоје и *EKF* алгоритми вишег реда, али узимање у обзир извода вишег реда повећава ниво комплексности прорачуна, а генерално не гарантује боље резултате [61]. Грешка естимације може се редуковати употребом итеративних метода, што такође повећава комплексност и време трајања прорачуна, нарочито у случају великих система [19].

UKF користи *unscented* трансформацију као алтернативу линеаризацији, што значи да је избегнут прорачун Јакобијеве матрице. Уместо апроксимације нелинеарне функције, *unscented* трансформација апроксимира расподелу вероватноће случајне променљиве која

треба да се прслика (трансформише) помоћу нелинеарне функције, користећи скуп детерминистички одређених сигма тачака. Сигма тачке се бирају тако да верно осликају прва два момента познате расподеле случајне променљиве. Уколико је у питању векторска случајна променљива прва два момента расподеле случајне променљиве су математичко очекивање и матрица коваријанси. За разлику од апроксимације засноване на развоју функције мерења у Тејлоров ред, *unscented* трансформација се понаша боље у поступку одређивања момената (посебно вишег реда) расподеле случајног вектора добијеног прсликавањем помоћу нелинеарне функције, што обично резултује тачнијом естимацијом стања. Ово посебно долази до изражаја када је функција изразито нелинеарна [61, 62].

Без обзира на начин који се користи да би се решио проблем нелинеарности модела, Калманов филтар има три основна корака: идентификација параметара, предвиђање стања и естимација стања. Са становишта динамичке естимације засноване на примени Калмановог филтра, идентификација параметара представља поступак одређивања непознатих параметара Калмановог филтра.

4.1.1 Проблем нелинеарне естимације у простору стања

Нека су две векторске случајне променљиве s и u дефинисане као:

$$s \sim \mathcal{N}(\mu_s, \Sigma_s), \quad (4.1)$$

$$u = \phi(s), \quad (4.2)$$

где векторска случајна променљива s подлеже Гаусовој нормалној расподели с математичким очекивањем μ_s и матрицом коваријанси Σ_s (функција густине расподеле Гаусове векторске случајне променљиве дата је у Додатку - поглавље 10), ϕ представља векторску функцију помоћу које се прсликава случајна променљива s , док се векторска случајна променљива u назива прсликана (трансформисана) случајна променљива [61]. Уколико је функција ϕ линеарна, резултат прсликавања случајне променљиве s помоћу функције ϕ биће случајна променљива u која такође подлеже Гаусовој расподели (погледати Додатак). У случају да је функција ϕ нелинеарна, одређивање густине расподеле случајне променљиве u формално уопште није могуће, па се у пракси иста мора апроксимирати [61].

У већини практичних апликација динамички системи су по својој природи нелинеарни. При том оба модела (динамички модел и модел мерења) могу бити нелинеарна или је нелинеаран макар један од њих. Усвојени динамички модел за дистрибутивне мреже је линеаран (поглавље 2), што извесно поједностављује ствари, мада генерално он то не мора бити. У естимацији стања реалних дистрибутивних мрежа модел мерења је нелинеаран (поглавље 3). За формирање Гаусове апроксимације стварне расподеле случајне променљиве која се добија као резултат прсликавања помоћу нелинеарне функције, *EKF*

алгоритам користи линеарну апроксимацију, док се *UKF* алгоритам заснива на примени *unscented* трансформације.

4.1.1.1 Линеарна апроксимација

Гаусова апроксимација расподеле случајне променљиве \mathbf{u} заснована на линеарној апроксимацији нелинеарне функције ϕ , представља најчешће коришћени приступ у решавању нелинеарних система и може се представити следећим једначинама:

$$E[\mathbf{u}] \approx \boldsymbol{\mu}_u = \phi(\boldsymbol{\mu}_s), \quad (4.3)$$

$$\text{Cov}[\mathbf{u}] \approx \boldsymbol{\Sigma}_u = \boldsymbol{\Phi}_s(\boldsymbol{\mu}_s) \boldsymbol{\Sigma}_s \boldsymbol{\Phi}_s^T(\boldsymbol{\mu}_s), \quad (4.4)$$

где је:

$E[\mathbf{u}]$ – стварна вредност математичког очекивања случајне променљиве \mathbf{u} ,

$\boldsymbol{\mu}_u$ – апроксимирана вредност математичког очекивања случајне променљиве \mathbf{u} ,

$\text{Cov}[\mathbf{u}]$ – стварна вредност матрице коваријанси случајне променљиве \mathbf{u} ,

$\boldsymbol{\Sigma}_u$ – апроксимирана вредност матрице коваријанси случајне променљиве \mathbf{u} ,

$\boldsymbol{\Phi}_s(\boldsymbol{\mu}_s) = \left. \frac{\partial \phi(s)}{\partial s} \right|_{s=\boldsymbol{\mu}_s}$ – Јакобијева матрица функције ϕ .

Апроксимација здружене расподеле случајних променљивих s и \mathbf{u} тада се може записати као:

$$E\left[\begin{pmatrix} s \\ \mathbf{u} \end{pmatrix}\right] \approx \begin{pmatrix} \boldsymbol{\mu}_s \\ \boldsymbol{\mu}_u \end{pmatrix}, \quad (4.5)$$

$$\text{Cov}\left[\begin{pmatrix} s \\ \mathbf{u} \end{pmatrix}\right] \approx \begin{pmatrix} \boldsymbol{\Sigma}_s & \boldsymbol{\Sigma}_{s,u} \\ \boldsymbol{\Sigma}_{s,u}^T & \boldsymbol{\Sigma}_u \end{pmatrix}, \quad (4.6)$$

где матрица $\boldsymbol{\Sigma}_{s,u}$ представља апроксимирану матрицу унакрсних коваријанси (*cross-covariance matrix*) случајних променљивих s и \mathbf{u} , која се добија као:

$$\boldsymbol{\Sigma}_{s,u} = \boldsymbol{\Sigma}_s \boldsymbol{\Phi}_s^T(\boldsymbol{\mu}_s). \quad (4.7)$$

4.1.1.2 *Unscented трансформација*

Unscented трансформација је релативно новија нумеричка метода за апроксимацију расподеле случајне променљиве која се добија као резултат пресликавања помоћу нелинеарне функције [62-64]. Суштинска разлика између *unscented* трансформације и линеарне апроксимације је у томе што *unscented* трансформација настоји да директно апроксимира математичко очекивање и матрицу коваријанси пресликане (трансформисане) случајне променљиве, уместо да апроксимира нелинеарну функцију.

Идеја *unscented* трансформације је да се детерминистички изабере фиксан број сигма тачака које апсолутно прецизно осликавају математичко очекивање и матрицу коваријанси оригиналне расподеле случајне променљиве s . Сигма тачке се потом трансформишу помоћу нелинеарне функције, да би се на крају математичко очекивање и матрица коваријанси трансформисане случајне променљиве u проценили из њих.

Гаусова апроксимација стварне расподеле трансформисане случајне променљиве, заснована на *unscented* трансформацији, реализује се кроз следеће кораке:

1. Формирати скуп од $2n + 1$ сигма тачака на следећи начин:

$$y^{(0)} = \mu_s, \quad (4.8)$$

$$y^{(i)} = \mu_s + \sqrt{n + \lambda_{ut}} \left[\sqrt{\Sigma_s} \right]_i, \quad i = 1, \dots, n, \quad (4.9)$$

$$y^{(i+n)} = \mu_s - \sqrt{n + \lambda_{ut}} \left[\sqrt{\Sigma_s} \right]_i, \quad i = 1, \dots, n, \quad (4.10)$$

где $\left[\sqrt{\Sigma_s} \right]_i$ представља i -ту колону матрице $\sqrt{\Sigma_s}$, а λ_{ut} је параметар скалирања који се дефинише у функцији од параметара α_{ut} и κ_{ut} као⁵:

$$\lambda_{ut} = \alpha_{ut}^2 (n + \kappa_{ut}) - n. \quad (4.11)$$

Параметрима α_{ut} и κ_{ut} дефинише се расипање сигма тачака око математичког очекивања μ_s [65]. Ако је матрица коваријанси Σ_s позитивно дефинитна, као што је то случај код *UKF* алгоритма, квадратни корен матрице Σ_s може се апроксимирати доњом троугаоном матрицом која се добија Чолески факторизацијом матрице Σ_s . Употреба Чолески факторизације обезбеђује да сигма тачке буду реални бројеви [16, 66].

⁵ Да би се избегла забуна и направила разлика између параметара *unscented* трансформације и Холтових параметара изравнања α и β , сви параметри *unscented* трансформације имају у индексу ознаку ut .

2. Прорачунати константне тежинске факторе које треба придружити сигма тачкама [66]:

$$w_m^{(0)} = \frac{\lambda_{ut}}{n + \lambda_{ut}}, \quad (4.12)$$

$$w_c^{(0)} = \frac{\lambda_{ut}}{n + \lambda_{ut}} + \left(1 - \alpha_{ut}^2 + \beta_{ut}\right), \quad (4.13)$$

$$w_m^{(i)} = \frac{1}{2(n + \lambda_{ut})}, \quad i = 1, 2, \dots, 2n, \quad (4.14)$$

$$w_c^{(i)} = \frac{1}{2(n + \lambda_{ut})}, \quad i = 1, 2, \dots, 2n, \quad (4.15)$$

где је β_{ut} параметар преко кога се узимају у обзир почетне (иницијалне) информације о расподели случајне променљиве s . То су информације које се добијају на основу ранијих истраживања (претходних студија, објављених радова), на основу мишљења експерата, интуиције истраживача, итд.

3. Пресликати сваку сигма тачку помоћу функције ϕ :

$$\hat{\mathbf{u}}^{(i)} = \phi\left(\mathbf{y}^{(i)}\right), \quad i = 0, \dots, 2n, \quad (4.16)$$

што резултира пресликаним (трансформисаним) сигма тачкама $\hat{\mathbf{u}}^{(i)}$.

4. Одредити математичко очекивање и матрицу коваријанси случајне променљиве \mathbf{u} из трансформисаних сигма тачака:

$$\mathbb{E}[\mathbf{u}] \approx \boldsymbol{\mu}_u = \sum_{i=0}^{2n} w_m^{(i)} \hat{\mathbf{u}}^{(i)}, \quad (4.17)$$

$$\text{Cov}[\mathbf{u}] \approx \boldsymbol{\Sigma}_u = \sum_{i=0}^{2n} w_c^{(i)} \left(\hat{\mathbf{u}}^{(i)} - \boldsymbol{\mu}_u\right) \left(\hat{\mathbf{u}}^{(i)} - \boldsymbol{\mu}_u\right)^T. \quad (4.18)$$

Матрица унакрсних коваријанси између случајних променљивих s и \mathbf{u} може се апроксимирати на следећи начин:

$$\boldsymbol{\Sigma}_{s,u} = \sum_{i=0}^{2n} w_c^{(i)} \left(\mathbf{y}^{(i)} - \boldsymbol{\mu}_s\right) \left(\hat{\mathbf{u}}^{(i)} - \boldsymbol{\mu}_u\right)^T. \quad (4.19)$$

4.1.2 EKF алгоритам првог реда

4.1.2.1 Идентификација параметара

У моделу динамичке естимације стања представљеном у поглављу 2, потребно је подесити параметре изравнања α и β , као и матрице коваријанси \mathbf{Q} и \mathbf{R} . Проблем подешавања матрице коваријанси грешака динамичког модела \mathbf{Q} представља главну тему ове докторске дисертације и биће разматран у поглављима 5-8. Начин на који се може подесити матрица коваријанси грешака модела мерења \mathbf{R} описан је у секцији 3.3. Такође, овај корак обухвата подешавање иницијалних вредности за естимирани вектор стања \mathbf{x}_0^+ и њему припадајућу матрицу коваријанси \mathbf{P}_0^+ , као и за ниво \mathbf{a}_{-1} и тренд \mathbf{b}_{-1} временске серије вектора стања (погледати једначину (2.19) из које се види зашто се иницијална вредност за ниво и тренд временске серије задаје за тренутак $k = -1$, а не за тренутак $k = 0$).

4.1.2.2 Једначине предвиђања стања

Под претпоставком да су естимирани вектор стања \mathbf{x}_k^+ и њему припадајућа матрица коваријанси \mathbf{P}_k^+ у тренутку k познате, стање система у тренутку $k+1$ може се предвидети на следећи начин [18]:

$$\mathbf{x}_{k+1}^- = \mathbf{F}_k \mathbf{x}_k^+ + \mathbf{g}_k, \quad (4.20)$$

$$\mathbf{P}_{k+1}^- = \mathbf{F}_k \mathbf{P}_k^+ \mathbf{F}_k^T + \mathbf{Q}_k, \quad (4.21)$$

где је:

\mathbf{P}^- – $n \times n$ димензиона матрица коваријанси предвиђеног (*a-priori*) вектора стања,

\mathbf{P}^+ – $n \times n$ димензиона матрица коваријанси естимираног (*a-posteriori*) вектора стања.

4.1.2.3 Једначине естимације стања

Стање у систему у тренутку $k+1$ може се естимирати помоћу следећег сета једначина [4, 14, 65]:

$$\mathbf{z}_{k+1}^- = \mathbf{h}(\mathbf{x}_{k+1}^-), \quad (4.22)$$

$$\mathbf{T}_{k+1} = \mathbf{H}_{k+1} \mathbf{P}_{k+1}^- \mathbf{H}_{k+1}^T, \quad (4.23)$$

$$\mathbf{v}_{k+1} = \mathbf{z}_{k+1} - \mathbf{z}_{k+1}^-, \quad (4.24)$$

$$\mathbf{S}_{k+1} = \mathbf{T}_{k+1} + \mathbf{R}_{k+1}, \quad (4.25)$$

$$\mathbf{K}_{k+1} = \mathbf{P}_{k+1}^- \mathbf{H}_{k+1}^T \mathbf{S}_{k+1}^{-1}, \quad (4.26)$$

$$\mathbf{x}_{k+1}^+ = \mathbf{x}_{k+1}^- + \mathbf{K}_{k+1} \mathbf{v}_{k+1}, \quad (4.27)$$

$$\mathbf{P}_{k+1}^+ = \mathbf{P}_{k+1}^- - \mathbf{K}_{k+1} \mathbf{S}_{k+1} \mathbf{K}_{k+1}^T, \quad (4.28)$$

где је:

\mathbf{z}^- – $m \times 1$ димензиони предвиђени вектор мерења,

\mathbf{T} – $m \times m$ димензиона матрица коваријанси предвиђеног вектора мерења,

\mathbf{H} – $m \times n$ димензиона Јакобијева матрица функције мерења \mathbf{h} , чије се вредности елемента израчунавају за предвиђени вектор стања \mathbf{x}_{k+1}^- :

$$\mathbf{H} = \left. \frac{\partial \mathbf{h}(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}} \right|_{\mathbf{x}=\mathbf{x}_{k+1}^-} = \begin{bmatrix} \frac{\partial h_1(\mathbf{x})}{\partial x_1} & \frac{\partial h_1(\mathbf{x})}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial h_1(\mathbf{x})}{\partial x_n} \\ \frac{\partial h_2(\mathbf{x})}{\partial x_1} & \frac{\partial h_2(\mathbf{x})}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial h_2(\mathbf{x})}{\partial x_n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial h_m(\mathbf{x})}{\partial x_1} & \frac{\partial h_m(\mathbf{x})}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial h_m(\mathbf{x})}{\partial x_n} \end{bmatrix}, \quad (4.29)$$

\mathbf{v} – $m \times 1$ димензиони вектор иновација,

\mathbf{S} – $m \times m$ димензиона матрица коваријанси вектора иновација,

\mathbf{K} – $n \times m$ димензиона матрица Калмановог појачања.

Треба имати у виду да су све претходно дефинисане матрице коваријанси (\mathbf{P}^- , \mathbf{P}^+ , \mathbf{T} и \mathbf{S}) само апроксимације стварних матрица коваријанси.

Након прорачуна естимираног вектора стања, може се одредити $m \times 1$ димензиони вектор резидуала \mathbf{r} као:

$$\mathbf{r}_{k+1} = \mathbf{z}_{k+1} - \mathbf{z}_{k+1}^+, \quad (4.30)$$

где је \mathbf{z}_{k+1}^+ $m \times 1$ димензиони естимирани вектор мерења, који се добија из:

$$\mathbf{z}_{k+1}^+ = \mathbf{h}(\mathbf{x}_{k+1}^+). \quad (4.31)$$

За прорачун матрице коваријанси естимираног вектора стања може се користити и следећа једначина:

$$\mathbf{P}_{k+1}^+ = (\mathbf{I}_n - \mathbf{K}_{k+1}\mathbf{H}_{k+1})\mathbf{P}_{k+1}^- \quad (4.32)$$

која се намеће као знатно ефикаснија за прорачун у односу на једначину (4.28) [14].

4.1.3 UKF алгоритам

4.1.3.1 Идентификација параметара

Осим параметара наведених у оквиру овог корака код *EKF* алгоритма првог реда (параметри α , β , \mathbf{Q} , \mathbf{R} , \mathbf{x}_0^+ , \mathbf{P}_0^+ , \mathbf{a}_{-1} и \mathbf{b}_{-1}), код *UKF* алгоритма потребно је идентификовати и параметре α_{ut} , β_{ut} и κ_{ut} , који се јављају као последица примене *unscented* трансформације. Ови параметри се користе:

- при прорачуну $2n+1$ сигма тачака $\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} \mathbf{y}^{(0)} & \mathbf{y}^{(1)} & \dots & \mathbf{y}^{(2n)} \end{bmatrix}$, где сваки $n \times 1$ димензиони вектор \mathbf{y} представља једну сигма тачку (погледати корак 1 у секцији 4.1.1.2),
- при прорачуну тежинских фактора $w_m^{(0)}$, $w_c^{(0)}$, $w_m^{(i)}$ и $w_c^{(i)}$ који се придружују сигма тачкама (погледати корак 2 у секцији 4.1.1.2).

За случајне променљиве које подлежу Гаусовој расподели, ови параметри се најчешће подешавају на следеће вредности [16, 62, 67, 68]: $\alpha_{ut} \in [10^{-4}, 1]$, $\beta_{ut} = 2$ и $\kappa_{ut} = 3 - n$ или $\kappa_{ut} = 0$.

4.1.3.2 Једначине предвиђања стања

Да би се поједноставио запис и омогућило поређење једначина с *EKF* алгоритмом, једначине предвиђања могу се записати у матричном облику [66]:

$$\mathbf{Y}_k^+ = \begin{bmatrix} \mathbf{y}_k^{+(0)} & \mathbf{y}_k^{+(1)} & \dots & \mathbf{y}_k^{+(2n)} \end{bmatrix} = \mathbf{x}_k^+ \cdot \mathbf{1}^T + \sqrt{n + \lambda_{ut}} \begin{bmatrix} \mathbf{0} & \sqrt{\mathbf{P}_k^+} & -\sqrt{\mathbf{P}_k^+} \end{bmatrix}, \quad (4.33)$$

$$\hat{\mathbf{X}}_{k+1} = \mathbf{F}_k \mathbf{Y}_k^+ + \mathbf{g}_k \cdot \mathbf{1}^T, \quad (4.34)$$

$$\mathbf{x}_{k+1}^- = \hat{\mathbf{X}}_{k+1} \mathbf{w}_m, \quad (4.35)$$

$$\mathbf{P}_{k+1}^- = \hat{\mathbf{X}}_{k+1} \mathbf{W} \hat{\mathbf{X}}_{k+1}^T + \mathbf{Q}_k, \quad (4.36)$$

где је:

\mathbf{Y}^+ – $n \times (2n+1)$ димензиона матрица сигма тачака \mathbf{y}^+ добијених апроксимацијом расподеле вероватноће естимираног вектора стања,

$\mathbf{1}$ – $(2n+1) \times 1$ димензиони јединични вектор,

$\mathbf{0}$ – $n \times 1$ димензиони нула вектор,

$\hat{\mathbf{X}}$ – $n \times (2n+1)$ димензиона матрица сигма тачака пресликаних помоћу динамичког модела,

\mathbf{w}_m и \mathbf{W} – $(2n+1) \times 1$ димензиони вектор и $(2n+1) \times (2n+1)$ димензиона матрица тежинских фактора, респективно, дефинисаних као:

$$\mathbf{w}_m = \left[w_m^{(0)} \quad w_m^{(1)} \quad \dots \quad w_m^{(2n)} \right]^T, \quad (4.37)$$

$$\mathbf{W} = \left(\mathbf{I}_{2n+1} - \mathbf{w}_m \cdot \mathbf{1}^T \right) \cdot \text{diag} \left\{ w_c^{(0)} \quad w_c^{(1)} \quad \dots \quad w_c^{(2n)} \right\} \cdot \left(\mathbf{I}_{2n+1} - \mathbf{w}_m \cdot \mathbf{1}^T \right)^T, \quad (4.38)$$

где је \mathbf{I}_{2n+1} $(2n+1) \times (2n+1)$ димензиона јединична матрица. За прорачун квадратног корена позитивно дефинитне матрице \mathbf{P}^+ коришћена је доња троугаона матрица добијена Чолески факторизацијом матрице \mathbf{P}^+ .

4.1.3.3 Једначине естимације стања

Једначине естимације стања се, такође, могу записати у матричном облику [66]:

$$\mathbf{Y}_{k+1}^- = \left[\mathbf{y}_{k+1}^{-(0)} \quad \mathbf{y}_{k+1}^{-(1)} \quad \dots \quad \mathbf{y}_{k+1}^{-(2n)} \right] = \mathbf{x}_{k+1}^- \cdot \mathbf{1}^T + \sqrt{n + \lambda_{ut}} \left[\mathbf{0} \quad \sqrt{\mathbf{P}_{k+1}^-} \quad -\sqrt{\mathbf{P}_{k+1}^-} \right], \quad (4.39)$$

$$\hat{\mathbf{Z}}_{k+1}^- = \mathbf{h} \left(\mathbf{Y}_{k+1}^- \right), \quad (4.40)$$

$$\mathbf{z}_{k+1}^- = \hat{\mathbf{Z}}_{k+1}^- \mathbf{w}_m, \quad (4.41)$$

$$\mathbf{T}_{k+1} = \hat{\mathbf{Z}}_{k+1}^- \mathbf{W} \left[\hat{\mathbf{Z}}_{k+1}^- \right]^T, \quad (4.42)$$

$$\mathbf{v}_{k+1} = \mathbf{z}_{k+1}^- - \mathbf{z}_{k+1}^-, \quad (4.43)$$

$$\mathbf{S}_{k+1} = \mathbf{T}_{k+1} + \mathbf{R}_{k+1}, \quad (4.44)$$

$$\mathbf{C}_{k+1} = \mathbf{Y}_{k+1}^- \mathbf{W} \left[\hat{\mathbf{Z}}_{k+1}^- \right]^T, \quad (4.45)$$

$$\mathbf{K}_{k+1} = \mathbf{C}_{k+1} \mathbf{S}_{k+1}^{-1}, \quad (4.46)$$

где је:

\mathbf{Y}^- – $n \times (2n+1)$ димензиона матрица сигма тачака \mathbf{y}^- добијених апроксимацијом расподеле вероватноће предвиђеног вектора стања,

$\hat{\mathbf{Z}}^-$ – $m \times (2n+1)$ димензиона матрица сигма тачака пресликаних помоћу модела мерења,

\mathbf{C} – $n \times m$ димензиона матрица унакрсних коваријанси стања и мерења.

На крају се естимирани вектор стања \mathbf{x}_{k+1}^+ и њему припадајућа матрица коваријанси \mathbf{P}_{k+1}^+ могу добити помоћу једначина (4.27) и (4.28). Резидуали мерења \mathbf{r}_{k+1} добијају се помоћу једначине (4.30), при чему се естимирани вектор мерења \mathbf{z}_{k+1}^+ у случају *UKF* алгоритма добија на следећи начин:

$$\mathbf{Y}_{k+1}^+ = \begin{bmatrix} \mathbf{y}_{k+1}^{+(0)} & \mathbf{y}_{k+1}^{+(1)} & \cdots & \mathbf{y}_{k+1}^{+(2n)} \end{bmatrix} = \mathbf{x}_{k+1}^+ \cdot \mathbf{1}^T + \sqrt{n + \lambda_{ut}} \begin{bmatrix} \mathbf{0} & \sqrt{\mathbf{P}_{k+1}^+} & -\sqrt{\mathbf{P}_{k+1}^+} \end{bmatrix}, \quad (4.47)$$

$$\hat{\mathbf{Z}}_{k+1}^+ = \mathbf{h}(\mathbf{Y}_{k+1}^+), \quad (4.48)$$

$$\mathbf{z}_{k+1}^+ = \hat{\mathbf{Z}}_{k+1}^+ \mathbf{w}_m. \quad (4.49)$$

Једначине оба Калман-филтар алгоритма динамичке естимације изведене су на основу претпоставки дефинисаних једначинама (2.21) и (2.22) за динамички модел, односно једначинама (3.2) и (3.3) за модел мерења, као и на претпоставци да су грешке у мерењима и грешке које прави динамички модел међусобно некорелисане:

$$\mathbb{E} \left[\mathbf{e}_k \mathbf{w}_j^T \right] = \mathbf{0}_{m \times n}, \quad (4.50)$$

где је $\mathbf{0}_{m \times n}$ $m \times n$ димензиона нула матрица.

4.2 WLS алгоритам статичке естимације стања

WLS алгоритам се заснива на техници минимизације суме отежаних квадратних резидуала мерења и представља основни алат за статичку естимацију стања превасходно у преносним мрежама, а примери његове примене у естимацији стања дистрибутивних мрежа могу се наћи у [31, 35, 36]. *WLS* алгоритам естимира стање у систему на основу актуелног пресека мерења, тј. користећи само модел мерења (3.1). Како је модел мерења нелинеаран, потребно је апроксимирати стварну расподелу трансформисане случајне променљиве Гаусовом расподелом. У ту сврху *WLS* користи исту технику као *EKF* алгоритам, тј. линеарну апроксимацију.

5 НОВА МЕТОДА ЗА ФИКСНО ПОДЕШАВАЊЕ МАТРИЦЕ КОВАРИЈАНСИ Q У EKF И UKF АЛГОРИТМУ ДИНАМИЧКЕ ЕСТИМАЦИЈЕ СТАЊА

Правилна идентификација параметара динамичког модела и модела мерења је неопходна за исправан рад естиматора стања заснованих на примени Калмановог филтра. У складу с разматрањима из секције 1.3, подешавање филтра обухвата подешавање [69]:

- иницијално естимираног вектора стања x_0^+ ,
- матрице коваријанси иницијално естимираног вектора стања P_0^+ ,
- матрице коваријанси грешака динамичког модела Q ,
- матрице коваријанси грешака модела мерења R ,
- осталих непознатих параметара динамичког модела и модела мерења, који се могу објединити у јединствен вектор \mathcal{A} .

Избор иницијалног решења и његови ефекти на квалитет естимације стања у ЕЕС-има нису анализирани у литератури. Знатно више пажње је посвећено подешавању матрица коваријанси Q и R [17, 18, 36, 46, 47, 56]. Неизвесности у мерењима се релативно лако моделују, док је процена неизвесности у моделу којим се описује динамика система значајно изазовнији задатак.

Генерално, све методе за подешавање параметара Калмановог филтра могу се поделити у четири групе [70]:

- Бајесове методе,
- методе максималне веродостојности (*Maximum Likelihood - ML*),
- методе засноване на подударуњу коваријанси (*Covariance Matching*),
- корелационе технике.

Примењивост одговарајуће методе зависи од карактеристика самог система. Ако се нека метода може успешно применити на одређени систем, то не гарантује да ће иста метода дати добре резултате на другом систему.

ML метода се користи у разним научним областима за идентификацију параметара динамичког модела. То је уједно и једна од најчешће коришћених метода идентификације параметара, посебно ако се располаже релативно кратким временским серијама [26]. ML метода се користи за идентификацију параметара динамичког модела у области атмосферских наука, као што су модели нумеричке временске прогнозе и климатски модели. ML метода у комбинацији с EKF -ом коришћена је за естимацију параметара хаотичног модела [71]. Исти приступ коришћен је за естимацију статичких параметара параметризоване матрице коваријанси грешака динамичког модела [72]. Примена ML методе у комбинацији с UKF -ом анализирана је у [73] и извршено је поређење с приступом заснованим на комбиновању ML методе и EKF алгоритма. ML метода је

такође комбинована с Калман-филтар методама у намери да се симултано естимира и стање и непознати параметри система [74].

5.1 Преглед постојећих метода за подешавање матрице коваријанси Q у динамичкој естимацији стања ЕЕС-а и њихови недостаци

Три различите методе за подешавање матрице коваријанси Q у квазистационарном режиму коришћене су у [17]. Једна од метода заснива се на тачном *a-priori* познавању снага инјектирања. Друге две методе су реалистичније и заснивају се на *a-priori* познавању естимираног вектора стања и њему припадајуће матрице коваријанси. Међутим, ове методе не могу ефикасно да прилагоде матрицу коваријанси Q наглим променама стања у систему. Да би се превазишао овај недостатак, у [18] је предложена *PECE* (*Prediction-Error Covariance Estimation*) метода, којом се утицај неизвесности динамичког модела моделује на индиректан начин подешавањем матрице коваријанси предвиђеног вектора стања P^- .

Претходно наведене методе су примењиве ако је систем опсервабилан и ако је динамичка естимација стања линеарна, тј. ако су задовољене следеће претпоставке:

- динамички модел је линеаран и временски променљив,
- модел мерења је линеаран и временски непроменљив, што значи да су и Јакобијева матрица H и матрица коваријанси грешака мерења R константне и унапред познате.

Линеаран динамички модел постигнут је тако што је динамика моделована процесом слободног хода, који подразумева да су F и g константе (при чему је транзијентна матрица F једнака јединичној матрици, а вектор g је нула вектор) и независне од актуелног радног стања. Временска променљивост динамичког модела узима се у обзир тиме што се матрица коваријанси Q мења током времена. Уз то, процес слободног хода је најприкладније користити када се естимација стања спроводи коришћењем мерења која се ажурирају с изузетно малим временским кораком, као што су синхрофазорска мерења.

Линеаран модел мерења постигнут је на тај начин што је вектор стања дат у правоуглим координатама и што у систему постоје само синхрофазорска мерења фазора напона чворова и струја инјектирања. То подразумева да су елементи матрице H нуле и јединице (први извод синхрофазорских мерења напона по променљивим стања), односно адмитансе грана (први извод синхрофазорских мерења струја инјектирања по променљивим стања). Као што је већ разматрано, линеаран модел мерења може се постићи употребом синхрофазорских мерења, али само ако конвенционална мерења токова снага/струја и снага/струја инјектирања нису укључена у алгоритам естимације стања. Да би систем био опсервабилан матрица H мора бити пуног ранга, односно број мерења у систему мора бити већи или једнак броју променљивих стања ($m \geq n$). Уколико се из алгоритма естимације стања изоставе конвенционална мерења, неопходно је да изузетно велики број синхрофазорских мерења буде инсталиран у дистрибутивној мрежи

како би се задовољио услов опсервабилности. Ово је први разлог због чега ове методе нису примењиве у дистрибутивним мрежама на тренутном нивоу њиховог развоја.

Реалнији приступ моделовања мерне инфраструктуре дистрибутивне мреже направљен је у [59], где су осим синхрофазорских мерења у алгоритам естимације стања дистрибутивне мреже укључена и мерења активних/реактивних снага инјектирања. Међутим, у таквим условима елементи матрице H више нису константе, због чега се матрица H мора прерачунавати у сваком наредном кораку, што чини други разлог због чега се ове методе не могу применити у реалним дистрибутивним мрежама.

5.2 Нова метода за фиксно подешавање матрице коваријанси Q у квазистационарном режиму

Нова метода за подешавање матрице коваријанси грешака динамичког модела Q заснована је на комбиновању Калмановог филтра с неким статистичким критеријумом. Метода је примењива на EKF и UKF алгоритам динамичке естимације стања у квазистационарном режиму. Предложена метода обухвата анализу иновација и настоји да подеси матрицу коваријанси Q тако да минимизира одступања предвиђених вредности мерених величина у односу на њихове измерене вредности. Да би се избегли плеоназми, измерене (регистроване) вредности величина које се мере у систему, на местима где је то неопходно, називаће се опсервацијама (*observations*).

5.2.1 Једнопараметарски модел матрице коваријанси Q

Када се систем налази у квазистационарном режиму вредности вектора g се адекватно ажурирају *online* применом Холтове LES методе (једначина (2.19)), тако да се грешка коју динамички модел прави у тренутку k не разликује значајније од грешке коју динамички модел прави у тренутку $k+1$. Као последица, стварне вредности елемената матрице коваријанси Q се мењају у уском опсегу, па је матрицу коваријанси оправдано моделовати као константну током целог периода динамичке естимације стања [15]. У многим радовима из области динамичке естимације стања ЕЕС-а, матрица коваријанси Q моделована је у дијагоналној форми [14, 16, 75]:

$$Q(q) = 10^q \cdot I_n \quad (5.1)$$

На тај начин се подешавање матрице коваријанси Q своди само на подешавање параметра q . Из претходно наведених разлога, у квазистационарном режиму матрица коваријанси Q биће моделована као дијагонална матрица с константним елементима. Како се у оваквом моделу вредност параметра q не мења током времена, ово подешавање ће се у даљем тексту називати фиксно.

Уколико нема наглих промена стања у систему, матрица Q се може добити *offline* симулацијама квазистационарног режима [15].

5.2.2 Поступак извршавања методе за фиксно подешавање матрице коваријанси Q

Метода за подешавање матрице Q у квазистационарном режиму укључује три основна корака:

1. У првом кораку, стање у дистрибутивној мрежи се естимира применом Калмановог филтра за унапред претпостављену фиксну вредност параметра q . Фиксна вредност параметра q значи да се вредност параметра не мења током целог периода динамичке естимације стања, што је оправдано усвојити у складу с разматрањима из секције 5.2.1.
2. На основу резултата динамичке естимације, добијених у првом кораку, вредност параметра q идентификује се минимизирањем одговарајуће функције циља (критеријумске функције), која се изводи из неког статистичког критеријума.
3. Матрица коваријанси Q подешава се тако што се вредност параметра q , идентификована у другом кораку, уврсти у једначину (5.1).

У оквиру другог корака, формиране су две различите функције циља: једна заснована на средње квадратном одступању и друга заснована на методи максималне веродостојности. Обе функције циља су функције вектора иновација. Њихово формирање детаљно је објашњено у секцијама 5.2.4 и 5.2.5.

5.2.3 Индекси перформанси

Као показатељ квалитета естимације, коришћена је средња квадратна грешка $\xi_{\tilde{n}}(q)$ дефинисана као:

$$\xi_{\tilde{n}}(q) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \xi_{\tilde{n},k}(q), \quad (5.2)$$

$$\xi_{\tilde{n},k}(q) = \sqrt{\frac{1}{\tilde{n}} \sum_{i=1}^{\tilde{n}} (x_{i,k}^+(q) - x_{i,k}^{true})^2}, \quad (5.3)$$

где је:

$\xi_{\tilde{n},k}(q)$ – средња квадратна грешка естимације дефинисана за \tilde{n} променљивих стања у тренутку k и претпостављену вредност параметра q ,

$x_{i,k}^{true}$ – тачна вредност i -те променљиве стања у тренутку k ,

\tilde{n} – број променљивих стања за које се рачуна грешка естимације (нпр. ако је $\tilde{n} = n$ добија се укупна грешка естимације, ако је $\tilde{n} = 1$ добија се грешка естимирања индивидуалне променљиве стања).

Уколико се у израз (5.3) уместо естимираних вредности $x_{i,k}^+(q)$ уврсти предвиђена вредност променљиве стања $x_{i,k}^-(q)$, добија се грешка предвиђања.

За евалуацију резултата идентификације непознатог параметра коришћен је коефицијент корелације између грешке естимације $\xi_{\tilde{n}}(q)$ и одговарајуће функције циља $C_{\tilde{m}}(q)$:

$$\rho = \frac{\sum_{q=q_{\min}}^{q_{\max}} (\xi_{\tilde{n}}(q) - \bar{\xi}_{\tilde{n}})(C_{\tilde{m}}(q) - \bar{C}_{\tilde{m}})}{\sqrt{\sum_{q=q_{\min}}^{q_{\max}} (\xi_{\tilde{n}}(q) - \bar{\xi}_{\tilde{n}})^2} \sqrt{\sum_{q=q_{\min}}^{q_{\max}} (C_{\tilde{m}}(q) - \bar{C}_{\tilde{m}})^2}}, \quad (5.4)$$

где су $\bar{\xi}_{\tilde{n}}$ и $\bar{C}_{\tilde{m}}$ средње вредности грешке естимације $\xi_{\tilde{n}}(q)$ и функције циља $C_{\tilde{m}}(q)$, респективно, на унапред дефинисаном опсегу вредности параметра $q \in [q_{\min}, q_{\max}]$:

$$\bar{\xi}_{\tilde{n}} = \frac{1}{N_q} \sum_{q=q_{\min}}^{q_{\max}} \xi_{\tilde{n}}(q), \quad (5.5)$$

$$\bar{C}_{\tilde{m}} = \frac{1}{N_q} \sum_{q=q_{\min}}^{q_{\max}} C_{\tilde{m}}(q), \quad (5.6)$$

где је N_q укупан број узорака параметра q у границама дефинисаног опсега.

5.2.4 Функција циља заснована на средње квадратном одступању

Главна тежња при подешавању параметра q је минимизирати грешку естимације. Да би се грешка естимације одредила потребно је знати тачан вектор стања (погледати једначину (5.3)). Међутим, у реалним системима није могуће знати тачно стање у систему. Због тога је пожељно довести у везу грешку естимације с неким показатељима квалитета естимације које је могуће практично одредити. У статичкој естимацији стања то су резидуали мерења \mathbf{r} , а у динамичкој естимацији, осим резидуала, то су и иновације мерења \mathbf{v} .

Иновације мерења \mathbf{v} добијају се као резултат предвиђања стања помоћу динамичког модела, који директно зависи од матрице коваријанси \mathbf{Q} . Сходно томе, може се очекивати да се утицај промене параметра q може на сличан начин, као и на грешку естимације, одразити и на иновације мерења. У том случају главни задатак би био формирати функцију циља зависну од иновација мерења, на коју би промена параметра q

имала исти утицај као и на грешку естимације, у смислу да функција циља расте када грешка естимације расте, и обратно. Другим речима, потребно је формирати функцију циља тако да између ње и грешке естимације постоји изузетно висок степен корелисаности. Функција циља с оваквим карактеристикама достигаће екстремне вредности за исту вредност параметра q као и сама грешка естимације, због чега се проблем идентификације непознатог параметра своди на минимизацију функције циља.

Иновације мерења није могуће аналитичким путем повезати с грешком естимације, због чега експеримент (симулација) представља једини начин за успостављање неког вида зависности између њих.

Да би се формирала функција циља заснована на средње квадратном одступању, полази се од следеће две претпоставке:

1. Ако се функција циља дефинише у истом облику као и грешка естимације (једначине (5.2) и (5.3)), оствариће се висок ниво корелације између функције циља и грешке естимације.
2. Ако се функција циља дефинише за иновације одређеног типа телеметрисаних мерења (погледати секцију 3.2.1 за типове телеметрисаних мерења), корелисаност између функције циља и грешке естимације може се поправити у односу на случај када се функција циља дефинише за иновације свих телеметрисаних мерења.

На основу ових претпоставки, функција циља се дефинише као просечна средња квадратна вредност (*Average Root Mean Square - ARMS*) иновација телеметрисаних мерења на посматраном периоду динамичке естимације стања:

$$C_{\tilde{m}}(q) = C_{\tilde{m}}^{ARMS}(q) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \sqrt{\frac{1}{\tilde{m}} \sum_{l=1}^{\tilde{m}} v_{l,k}^2(q)} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \sqrt{\frac{\tilde{\mathbf{v}}_k^T(q) \tilde{\mathbf{v}}_k(q)}{\tilde{m}}}, \quad (5.7)$$

где је $\tilde{\mathbf{v}}$ $\tilde{m} \times 1$ димензиони вектор иновација узетих у разматрање при дефинисању функције циља. Вектор $\tilde{\mathbf{v}}$ представља субвектор вектора \mathbf{v} , па је, у општем случају, $\tilde{m} \leq m$.

При дефинисању функције циља у разматрање се узимају само иновације телеметрисаних мерења, па вектор $\tilde{\mathbf{v}}$ има димензионалност мању од m . Ако су узете у обзир иновације свих телеметрисаних (*real time - rt*) мерења, тада да је $\tilde{\mathbf{v}} = \tilde{\mathbf{v}}_{rt}$.

Иновације се могу груписати према типу мерења. Иновације телеметрисаних мерења $\tilde{\mathbf{v}}_{rt}$ обухватају иновације мерења снага и/или струја инјектирања, токова снага и/или струја у гранама и модула напона чворова. На основу тога, могу се формирати три субвектора иновација: $\tilde{\mathbf{v}}_{rt,inj}$, $\tilde{\mathbf{v}}_{rt,flow}$ и $\tilde{\mathbf{v}}_{rt,V}$, састављена од иновација мерења снага и/или струја инјектирања, токова снага и/или струја у гранама и модула напона чворова, респективно.

Потребно је идентификовати вредност параметра q као вредност која минимизира функцију циља:

$$\hat{q}_C = \arg \min_q \left\{ C_{\tilde{m}}(q) \right\}. \quad (5.8)$$

Познато је да постоји јака зависност између токова активних снага и фазних ставова напона, као и између токова реактивних снага и модула напона, што се манифестује у сваком ЕЕС-у током квазистационарног режима [76]. На основу овога, главна идеја је испитати да ли промена функције циља $C_{\tilde{m}}^{ARMS}$ дефинисане за иновације телеметричних мерења токова активних/реактивних снага, узрокована променом вредности параметра q , прати промену грешке естимирања фазних ставова/модула напона.

5.2.5 Функција циља заснована на методи максималне веродостојности

Да би се показале предности употребе функције циља дефинисане на начин описан у секцији 5.2.4, резултати ће се упоредити с резултатима који се добијају помоћу функције циља засноване на методи максималне веродостојности.

5.2.5.1 Метода максималне веродостојности

Функција веродостојности, или само веродостојност (*likelihood*), има значајну улогу у области статистичког закључивања. Идеја методе максималне веродостојности је да се вредност непознатог параметра γ идентификује на основу добијених исхода посматране случајне променљиве, као вредност при којој је реализација добијених исхода веродостојнија него с било којом другом вредношћу параметра.

Нека су $s_{1:K} = \{s_1, \dots, s_K\}$ случајне променљиве непрекидног типа са здруженом густином расподеле вероватноће која је функција непознатог параметра γ (објашњење појмова из теорије вероватноће дато је у Додатку):

$$f_{1:K}(s_{1:K} | \gamma) = f_{1:K}(s_1, \dots, s_K | \gamma), \quad \gamma \in \Gamma, \quad (5.9)$$

где је:

γ – параметар функције здружене густине расподеле, који може узети вредности из простора елементарних узорака Γ ,

$s_{1:K} = \{s_1, \dots, s_K\}$ – исходи случајних променљивих $s_{1:K}$, остварени у различитим тренуцима.

Функција веродостојности $L: \Gamma \rightarrow [0, \infty)$ по дефиницији је [77, 78]:

$$L(\gamma | s_{1:K}) \propto f_{1:K}(s_{1:K} | \gamma). \quad (5.10)$$

Уколико су $s_{1:K}$ независне случајне променљиве чији су исходи $\mathcal{S}_{1:K}$ остварени у K узастопних тренутака, функција густине здружене расподеле једнака је производу густина предиктивних расподела индивидуалних случајних променљивих (погледати Додатак), које ћемо означити као $f_k(\mathcal{S}_k | \mathcal{S}_{1:k-1}, \gamma)$ за $k = 2, \dots, K$ и $f_1(\mathcal{S}_1 | \gamma)$ за $k = 1$, тако да је:

$$L(\gamma | \mathcal{S}_{1:K}) \propto f_{1:K}(\mathcal{S}_{1:K} | \gamma) = f_1(\mathcal{S}_1 | \gamma) \prod_{k=2}^K f_k(\mathcal{S}_k | \mathcal{S}_{1:k-1}, \gamma). \quad (5.11)$$

Предиктивна расподела је условна расподела за случајну променљиву s_k при познатим исходима случајних променљивих који су реализовани до тренутка k . Уз то, ако су $s_{1:K}$ случајне променљиве с идентичном густином предиктивне расподеле, функција веродостојности може се написати у облику:

$$L(\gamma | \mathcal{S}_{1:K}) \propto f_{1:K}(\mathcal{S}_{1:K} | \gamma) = f(\mathcal{S}_1 | \gamma) \prod_{k=2}^K f(\mathcal{S}_k | \mathcal{S}_{1:k-1}, \gamma), \quad (5.12)$$

где f означава функцију густине предиктивне расподеле идентичну за све случајне променљиве s_k .

Параметар γ (у појединим случајевима то може бити вектор параметара γ) се идентификује на основу остварених исхода случајних променљивих, узимајући за параметар ону вредност $\hat{\gamma}$ која најверодостојније описује скуп остварених исхода, односно која максимизира функцију $L(\gamma | \mathcal{S}_{1:K})$. Из једначине (5.10) се види да је функција веродостојности $L(\gamma | \mathcal{S}_{1:K})$ пропорционална густини расподеле $f_{1:K}(\mathcal{S}_{1:K} | \gamma)$, односно према [78] она представља неки позитиван мултипл (који је непозната константа) функције $f_{1:K}(\mathcal{S}_{1:K} | \gamma)$. У том случају вредност $\hat{\gamma}$ која максимизира функцију веродостојности истовремено максимизира и здружену густину расподеле вероватноће, тако да је:

$$\hat{\gamma} = \arg \max_{\gamma} L(\gamma | \mathcal{S}_{1:K}) = \arg \max_{\gamma} f_{1:K}(\mathcal{S}_{1:K} | \gamma) = \arg \max_{\gamma} \left(f(\mathcal{S}_1 | \gamma) \prod_{k=2}^K f(\mathcal{S}_k | \mathcal{S}_{1:k-1}, \gamma) \right). \quad (5.13)$$

Функција веродостојности је функција параметра γ . Треба имати у виду да функција веродостојности не представља вероватноћу, па њене вредности у општем случају могу бити веће од 1. С обзиром да је, по дефиницији, густина расподеле вероватноће ненегативна функција која може имати вредности веће од 1 (погледати Додатак) и да је функција веродостојности позитиван мултипл густине здружене

расподеле $f_{1:K}(\mathcal{S}_{1:K} | \gamma)$, следи да ће функција веродостојности, у општем случају, имати вредности у опсегу $[0, \infty)$, зависно од вредности параметра γ .

У појединим случајевима, као што је то случај када функција густине подлеже нормалној расподели, због високих вредности које функција веродостојности $L(\gamma | \mathcal{S}_{1:K})$ може достићи, једноставније је радити с негативним природним логаритмом функције веродостојности $l(\gamma | \mathcal{S}_{1:K}) = -\ln L(\gamma | \mathcal{S}_{1:K})$ него рачунати саму функцију веродостојности. Са становишта идентификације непознатог параметра γ ово нема утицаја. С обзиром да је логаритамска функција растућа, негативни природни логаритам функције веродостојности достиже минимум за исту вредност параметра за коју сама функција веродостојности достиже свој максимум. Према томе, оптимална вредност параметра може се одредити из:

$$\hat{\gamma} = \arg \max_{\gamma} L(\gamma | \mathcal{S}_{1:K}) = \arg \min_{\gamma} l(\gamma | \mathcal{S}_{1:K}) = \arg \min_{\gamma} (-\ln L(\gamma | \mathcal{S}_{1:K})) = \arg \min_{\gamma} (-\ln f_{1:K}(\mathcal{S}_{1:K} | \gamma)). \quad (5.14)$$

5.2.5.2 Примена методе максималне веродостојности у естимацији стања електродистрибутивних мрежа заснованој на Калмановом филтру

Ако се матрица коваријанси \mathbf{Q} моделује у параметризованом облику, објашњеном у секцији 5.2.1, тада је грешка динамичког модела функција параметра q , па се модел у простору стања може записати у следећем облику:

$$\mathbf{x}_{k+1} = \boldsymbol{\varphi}_d(\mathbf{x}_k, \mathbf{w}_k(q)), \quad (5.15)$$

$$\mathbf{z}_{k+1} = \mathbf{h}(\mathbf{x}_{k+1}) + \mathbf{e}_{k+1}. \quad (5.16)$$

Грешке динамичког модела и модела мерења су, као и иницијални вектор стања, случајне променљиве за које се претпоставља да подлежу Гаусовој нормалној расподели: $\mathbf{w}_k(q) \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \mathbf{Q}_k(q))$, $\mathbf{e}_{k+1} \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \mathbf{R}_{k+1})$ и $\mathbf{x}_0 \sim \mathcal{N}(\mathbf{x}_0^+, \mathbf{P}_0^+)$. Задатак је идентификовати вредност параметра q применом методе максималне веродостојности. Третирајући мерења у систему као векторске случајне променљиве које су независне једне од других у различитим тренуцима, по аналогiji с једначином (5.12) функција веродостојности целог скупа мерења (опсервација) $\mathbf{z}_{1:K} = \{\mathbf{z}_1, \dots, \mathbf{z}_K\}$, формираног на основу пресека мерења (*snapshots*) остварених у тренуцима $k = 1, \dots, K$, пропорционална је производу густина предиктивних расподела индивидуалних опсервација:

$$L(q | \mathbf{z}_{1:K}) \propto f_{1:K}(\mathbf{z}_{1:K} | q) = f(\mathbf{z}_1 | q) \prod_{k=2}^K f(\mathbf{z}_k | \mathbf{z}_{1:k-1}, q). \quad (5.17)$$

Иако су сви улазни подаци (грешка динамичког модела, грешка модела мерења и иницијални вектор стања) случајне променљиве које подлежу Гаусовој нормалној расподели, излазни подаци (предвиђени/естимирани вектор стања и предвиђени/естимирани вектор мерења) као случајне променљиве, генерално, не морају имати Гаусову расподелу. Да ли ће имати Гаусову расподелу или не зависи од линеарности модела у простору стања.

Уколико је модел линеаран, резултат пресликавања Гаусове случајне променљиве помоћу модела биће нова случајна променљива чија ће стварна расподела такође бити Гаусова (погледати Додатак). С Бајесове тачке гледишта, Калманов филтар трансформише функцију густине условне расподеле жељене случајне променљиве (вектора стања или вектора мерења) рекурзивно помоћу динамичког модела и модела мерења. Ако би оба модела била линеарна, онда би густина предиктивне расподеле за индивидуални пресек мерења $f(z_k | z_{1:k-1}, q)$ била Гаусова за свако k . То значи следеће:

- предвиђене вредности мерења, као случајне променљиве, имале би идентичну густину расподеле у сваком тренутку k , чиме би била задовољена претпоставка на основу које је изведена једначина (5.12),
- функција густине предиктивне расподеле $f(z_k | z_{1:k-1}, q)$ била би тачно позната, што нам даје могућност да тачно одредимо функцију здружене густине расподеле $f_{1:K}(z_{1:K} | q)$.

У нашем случају, усвојени динамички модел је линеаран, док је модел мерења нелинеаран. Међутим, ако је модел нелинеаран, стварна расподела случајне променљиве добијене пресликавањем Гаусове случајне променљиве помоћу модела неће бити Гаусова, а осим тога биће готово немогуће да се њена функција густине расподеле изрази аналитички [65]. Имајући то у виду, следи да:

- ако је могуће доћи до аналитичког решења, онда ће функција густине предиктивне расподеле бити изузетно комплексна за прорачун, што отежава формирање функције здружене густине расподеле $f_{1:K}(z_{1:K} | q)$,
- предвиђене вредности мерења као случајне променљиве, у општем случају, неће имати идентичну густину расподеле у сваком тренутку, што додатно повећава степен комплексности прорачуна.

Да би се математички прорачун упростио, а и да би (у великом броју случајева) уопште било могуће доћи до решења, идеја је да се функција густине предиктивне расподеле индивидуалних опсервација $f(z_k | z_{1:k-1}, q)$ апроксимира на одређени начин. Иако то изводе на различите начине, и EKF и UKF алгоритам заправо рачунају апроксимацију стварне расподеле:

$$f(z_k | z_{1:k-1}, q) \approx \mathcal{N}(z_k^-, T_k), \quad (5.18)$$

где је математичко очекивање апроксимиране предиктивне густине расподеле заправо предвиђени вектор мерења z_k^- , добијен на основу једначине (4.22) / (4.41) за EKF / UKF алгоритам, а њена матрица коваријанси је матрица коваријанси предвиђеног вектора мерења T_k , која је добијена на основу једначина (4.23) / (4.42) за EKF / UKF алгоритам. Тиме се ствара могућност да се функција предиктивне густине расподеле изрази аналитички, а осим тога густина расподеле ће имати идентичну форму у сваком тренутку k , што ће поједноставити формирање функције здружене густине расподеле $f_{1:K}(z_{1:K} | q)$.

На основу израза за функцију густине расподеле векторске случајне променљиве која подлеже нормалној Гаусовој расподели (погледати Додатак), здружена густина расподеле вероватноће $f_{1:K}(z_{1:K} | q)$, чију вредност треба максимизирати, биће:

$$f_{1:K}(z_{1:K} | q) \approx \prod_{k=1}^K \frac{1}{(2\pi)^{m/2} |S_k(q)|^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2} (z_k - z_k^-(q))^T S_k^{-1}(q) (z_k - z_k^-(q))\right). \quad (5.19)$$

Треба имати у виду да је сада, због уведене апроксимације (5.18), функција здружене густине расподеле (5.19) само апроксимација стварне густине расподеле (5.17). Разлика $z_k - z_k^-(q)$ представља вектор иновација $v_k(q)$, па је здружена густина расподеле функција иновација и може се записати у облику:

$$\begin{aligned} f_{1:K}(z_{1:K} | q) &\approx \prod_{k=1}^K \exp\left(\ln(2\pi)^{-m/2}\right) \exp\left(\ln |S_k(q)|^{-1/2}\right) \exp\left(-\frac{1}{2} v_k^T(q) S_k^{-1}(q) v_k(q)\right) \\ &= \prod_{k=1}^K \exp\left(-\frac{1}{2} m \ln(2\pi) - \frac{1}{2} \ln |S_k(q)| - \frac{1}{2} v_k^T(q) S_k^{-1}(q) v_k(q)\right) \\ &= \exp\left(-\frac{1}{2} \sum_{k=1}^K m \ln(2\pi) + \ln |S_k(q)| + v_k^T(q) S_k^{-1}(q) v_k(q)\right). \end{aligned} \quad (5.20)$$

Ако с C_m^{ML} означимо двоструки негативни природни логаритам функције из једначине (5.20), следи да је:

$$C_m^{ML} = \sum_{k=1}^K m \ln(2\pi) + \ln |S_k(q)| + v_k^T(q) S_k^{-1}(q) v_k(q), \quad (5.21)$$

где C_m^{ML} представља функцију циља формирану на основу методе максималне веродостојности (ML), при чему вектор v_k чине иновације свих m мерења која су обухваћена пресеком (*snapshot*-ом) у тренутку k .

Идеја груписања иновација мерења према типу мерења може се применити и на функцију циља формирану на основу методе максималне веродостојности. Користећи нотацију објашњену у секцији 5.2.4, долази се до општег израза за функцију циља:

$$C_{\tilde{m}}(q) = C_{\tilde{m}}^{ML} = -2 \ln f_{1:K}(\tilde{z}_{1:K} | q) = \sum_{k=1}^K \tilde{m} \ln(2\pi) + \ln |\tilde{S}_k(q)| + \tilde{v}_k^T(q) \tilde{S}_k^{-1}(q) \tilde{v}_k(q), \quad (5.22)$$

где је \tilde{S}_k матрица коваријанси \tilde{m} димензионог вектора \tilde{v}_k . На основу једначине (5.14) следи да вредност параметра која максимизира веродостојност истовремено минимизира функцију циља $C_{\tilde{m}}^{ML}$, па се вредност параметра q може идентификовати на основу једначине (5.8).

6 ВЕРИФИКАЦИЈА НОВЕ МЕТОДЕ ЗА ФИКСНО ПОДЕШАВАЊЕ МАТРИЦЕ КОВАРИЈАНСИ Q У КВАЗИСТАЦИОНАРНОМ РЕЖИМУ

У циљу анализе осетљивости и верификације предложене методе, симулације су најпре извођене на модификованим *IEEE* 13 и *IEEE* 37 дистрибутивним тест системима. У првом кораку, мерну инфраструктуру система, осим фиктивних псеудо и виртуелних мерења, чинила су телеметрисана мерења: модула напона чворова, активних/реактивних снага инјектирања у чворовима и активних/реактивних токова снага у гранама мреже. У другом кораку, телеметрисана мерења токова снага замењена су телеметрисаним мерењима токова струја, како би се предложена метода верификовала и на струјним мерењима.

На крају, предложена метода верификована је и на примеру реалне дистрибутивне мреже с 47 чворова.

Коришћена вредност базне снаге за све дистрибутивне системе у овој докторској дисертацији је 1 MVA, типична за дистрибутивне мреже, док је базни напон једнак назначеном напону мреже, тако да се разликује код сва три система на којима су рађене анализе.

Сви алгоритми естимације стања развијени су у софтверу MATLAB R2015b, инсталираном на рачунару с Intel(R) Core(TM) i5-4460 3,20 GHz процесором и 16 GB RAM меморије.

6.1 Поставка симулације

Стандардни *IEEE* 13 тест систем је кратка дистрибутивна мрежа напонског нивоа 4,16 kV, са релативно високим степеном оптерећења, присуством монофазних, двофазних и трофазних надземних водова/каблова и несиметричних потрошача различитог типа. С друге старне, стандардни *IEEE* 37 тест систем је чисто кабловска дистрибутивна мрежа веће димензионалности, напонског нивоа 4,8 kV, изразито несиметрично оптерећена. Да би се обухватио што шири дијапазон могућих погонских услова, стандардни *IEEE* тест системи [79] модификовани су тако да буду задовољени следећи захтеви:

1. Дистрибутивна мрежа је несиметрична, с различитим типовима сконцентрисаног оптерећења.
2. Мале електране су прикључене на дистрибутивну мрежу у произвољно изабраним чворовима.
3. У циљу симулирања квазистационарног режима, усвојени су дијаграми оптерећења потрошача и производње дистрибуираних извора (малих електрана), с обзиром да ови дијаграми нису дати у [79].

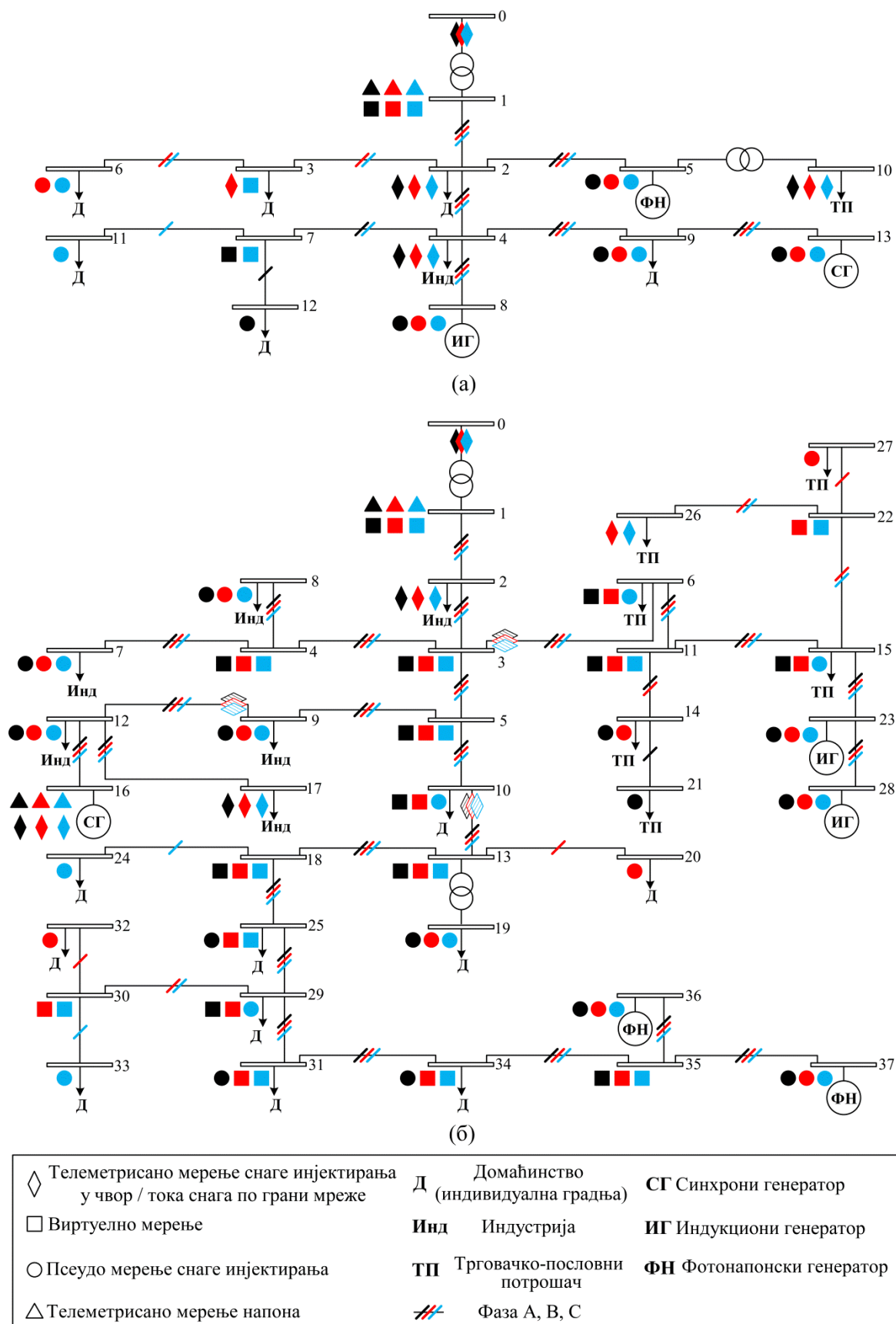
За мале електране уведене су следеће претпоставке:

- П1. Мала хидроелектрана је проточна и налази се у стабилном речном току, тако да су осцилације у дотоку током дана занемарљиве. У том случају, може се сматрати да електрана ради с малим променама одате активне снаге у току дана. Тип генератора у малој хидроелектрани је синхрони и ради с константним фактором снаге $\cos \varphi = 0,95$ у надпобуђеном режиму рада.
- П2. Тип генератора у ветроелектрани је индукциони. Генератор преузима реактивну снагу из мреже да би себи обезбедио побуду, радећи с константним фактором снаге $\cos \varphi = 0,95$.
- П3. Фотонапонска електрана ради с фактором снаге $\cos \varphi = 1$.

На слици 6.1 приказана је топологија мреже модификованих *IEEE* тест система с усвојеним просторним и структурним распоредом мерења. Чвор 0 је референтни (*SL*) чвор. При нумерисању грана мреже коришћен је следећи приступ: свака грана нумерисана је у облику $i-j$, односно $j-i$, при чему су у овом случају i и j чворови које грана повезује и за које важи: $i, j \in [0, N]$, $i \neq j$ и $i-j \Leftrightarrow j-i$. Уколико је грана нумерисана с $i-j$ мерење тока снаге постављено је код чвора i , а уколико је грана нумерисана с $j-i$, мерење тока снаге постављено је код чвора j . Исто важи и за мерење тока струје у каснијим разматрањима.

За моделовање потрошача, трансформатора и водова, коришћени су детаљни трофазни модели предложени у [35]. Три основна типа потрошача: домаћинства (индивидуална градња), трговачко-пословни (комерцијални) и индустријски, распоређена су по чворовима система као што је то приказано на слици 6.1. Потрошачки чворови су монофазни, двофазни или трофазни. Чворови у које су прикључени дистрибуирани генератори су трофазни и моделовани су као PQ чворови. Детаљни модели генератора из [35] нису коришћени из разлога што уносе нове врсте променљивих у вектор стања, као што су модул и фазни став струје Нортоновог еквивалента за синхрони и фотонапонски генератор, односно клизање за индукциони генератор.

Нормализовани дневни хронолошки дијаграми активне и реактивне снаге оптерећења за различите типове потрошача преузети су из базе података реалног *DMS* система за управљање дистрибутивном мрежом. Нормализовани дневни хронолошки дијаграми производње активне снаге за фотонапонску и ветроелектрану изведени су из дијаграма датих у [11], тако што су вредности с дијаграма дељене с максималном привидном снагом одговарајуће електране. Нормализовани дијаграм производње активне снаге за малу хидроелектрану изведен је на основу претпоставке П1. Сви дијаграми дати су у Додатку.



Слика 6.1 Топологија мреже модификованих (а) *IEEE 13* и (б) *IEEE 37* дистрибутивних тест система

Да би се генерисала мерења примењен је следећи поступак:

1. У првом кораку одређене су тачне вредности снага инјектирања у чворовима тест система за све тренутке k у току дана.
 - За чворове с прикљученим дистрибуираним генераторима, тачна дневна промена активне снаге инјектирања у чвор добијена је множењем одговарајућег нормализованог дневног хронолошког дијаграма производње с максималном вредношћу одате активне снаге генератора прикљученог у тај чвор. Максималне трофазне вредности одатих активних снага генератора дате су у табели 10.5 у Додатку. Све три фазе генератора симетрично се оптерећују. На основу тачних вредности активних снага инјектирања и претпоставки П1-П3, добија се тачна дневна промена реактивне снаге инјектирања за сваки генераторски чвор.
 - За чворове с прикљученим потрошачима, тачна дневна промена снага инјектирања за сваку доступну фазу чвора добијена је коришћењем нормализованих дневних хронолошких дијаграма активне и реактивне снаге потрошње, усвојивши да вредности оптерећења дате у оригиналним дистрибутивним тест системима, из [79], одговарају вршној (максималној) снази оптерећења.

Ова инјектирања третирана су као тачна мерења снага инјектирања, обједињена у вектору $z_{inj,k}^{true}$.

2. За инјектирања снага добијена у претходном кораку, спроведен је узастопни прорачун трофазних токова снага за сваки тренутак k на периоду динамичке естимације стања применом Ширмохамади методе. На тај начин добијен је тачан вектор стања x_k^{true} у систему, као и преостали број тачних мерења за сваки тренутак (тачна мерења тока снаге, обједињена у вектору $z_{flow,k}^{true}$, и тачна мерења модула напона, обједињена у вектору $z_{V,k}^{true}$). Вектори $z_{inj,k}^{true}$, $z_{flow,k}^{true}$ и $z_{V,k}^{true}$ формирају тачан вектор мерења z_k^{true} .
3. Стандардне девијације мерења, окарактерисаних одговарајућом класом тачности, израчунате су из тачног вектора мерења z_k^{true} за сваки тренутак, коришћењем приступа објашњеног у секцији 3.3. На основу њих израчуната је матрица коваријанси грешака мерења R_k за сваки тренутак, помоћу једначине (3.5).
4. Опсервације z_k добијене су додавањем случајне променљиве e_k , која подлеже Гаусовој расподели с математичким очекивањем једнаким нули и матрицом коваријанси R_k добијеном у кораку 3 поступка за генерисање мерења, на тачну вредност мерења z_k^{true} :

$$z_k = z_k^{true} + e_k. \tag{6.1}$$

Усвојена тачност (*Accuracy*) псеудо и телеметрисаних мерења је: 20% за сва псеудо мерења, 3% за телеметрисана мерења снага инјектирања и токова снага у гранама мреже, и 1% за телеметрисана мерења модула напона. Коефицијент пропорционалности на телеметрисаним мерењима подешен је на вредност $k_{FS} = 0,001$.

У [47, 50] усвојена варијанса виртуелних мерења је 10^{-8} . Овој варијанси одговара стандардна девијација 10^{-4} . На основу дефинисаног приступа за прорачун стандардне девијације телеметрисаних и псеудо мерења (секција 3.3), стандардна девијација телеметрисаних мерења појединих снага инјектирања може достићи веома ниске вредности које су реда величине као горе усвојене вредности стандардне девијације виртуелних мерења. Ово је случај са слабо оптерећеним фазама потрошачких чворова и чворова с прикљученим дистрибуираним генераторима мале снаге, код којих је снага инјектирања свега неколико kW. Како би се направила јасна разлика у тежинским факторима који се додељују телеметрисаним и виртуелним мерењима, али и како би се избегли потенцијални нумерички проблеми као последица великих разлика у варијансама мерења, стандардна девијација виртуелних мерења подешена је на 10^{-5} , што одговара варијанси од 10^{-10} .

Мерењима снага инјектирања у мониторисаним и немониторисаним генераторским чворовима приписује се тачност телеметрисаних и псеудо мерења, респективно. Како је због претпоставке ПЗ реактивна снага фотонапонске електране једнака 0, мерењу реактивне снаге додељује се варијанса која одговара виртуелном мерењу. С обзиром да са заласком Сунца нема производње активне снаге, мерење активне снаге инјектирања у фотонапонској електрани током ноћних сати такође се третира као виртуелно мерење.

Подаци о мерењима, топологији и параметрима мреже представљају улазне податке за алгоритме естимације стања. Стање у систему естимира се коришћењем два различита алгоритма динамичке естимације стања, који су описани у секцији 4.1, и WLS алгоритмом статичке естимације стања, који је описан у секцији 4.2. WLS алгоритам статичке естимације стања покретан је из равног (*flat*) старта. У тест системима, приказаним на слици 6.1, број променљивих стања n је 64 за IEEE 13, односно 222 за IEEE 37 тест систем, респективно. Усвојено време трајања између два одбирка на којима се извршава естимација стања је 10 min, што даје $144+1=145$ одбирака у току дана. Трофазна естимација стања спроводи се на временском интервалу од 100 одбирака ($2N_{ts}$). Улазни подаци за првих 50 одбирака (трентука) представљају улазне податке за тренинг период, док подаци за других 50 одбирака представљају улазне податке за валидациони период.

На тренинг периоду спроводи се идентификација непознатог параметра q , док се на валидационом периоду врши провера да ли се идентификована вредност \hat{q}_C поклапа са вредношћу \hat{q}_E за коју ће грешка естимације имати свој минимум. За сваки од периода,

прва четири одбирка улазних података користе се да симулирају динамику система у непосредној прошлости, на основу које се врши иницијализација алгоритма динамичке естимације стања за тај период. Дакле, четврти одбирак одговара тренутку $k = 0$. Холтови параметри изравнања подешени су на $\alpha = 0,9$ и $\beta = 0,4$ (и за *EKF* и за *UKF* алгоритам) и одржавају се на константној вредности током целог периода динамичке естимације стања. Параметри *unscented* трансформације који се користе за генерисање сигма тачака подешени су, у складу с разматрањима у секцији 4.1.3.1, на $\alpha_{ut} = 10^{-3}$, $\beta_{ut} = 2$ и $\kappa_{ut} = 3 - n$.

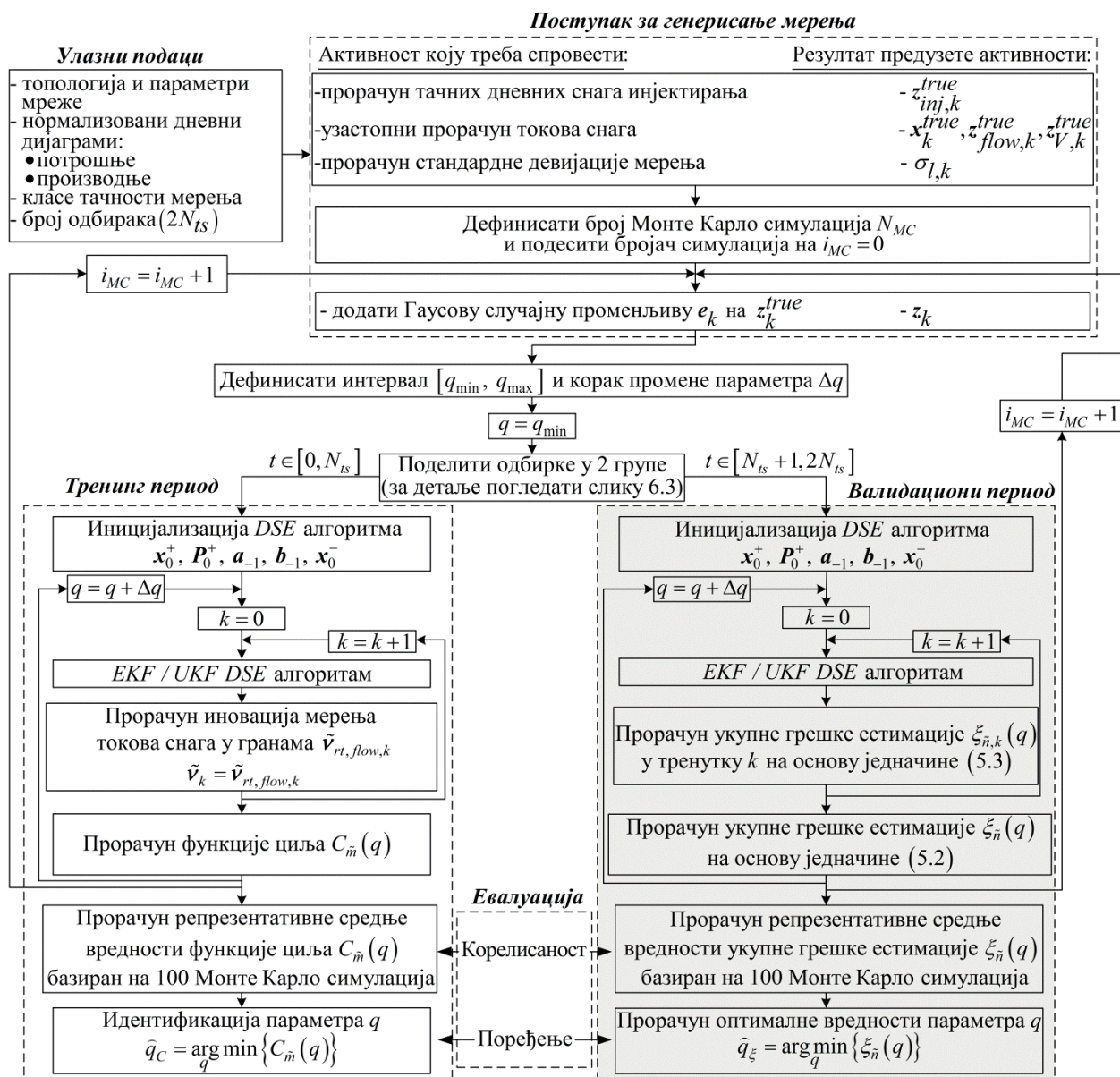
При анализи рада сваког од естиматора, спроводи се по 100 Монте Карло (*Monte Carlo* - *MC*) симулација и на тренинг и на валидационом периоду. У свакој наредној симулацији генерише се нови вектор грешака мерења e_k за сваки одбирак k на периоду на ком се спроводи естимација стања (погледати једначину (6.1)). На основу спроведених Монте Карло симулација формира се репрезентативни узорак резултата [16, 80].

Овде треба истаћи да време трајања између два одбирка нема никаквог утицаја на извршавање предложене методе за фиксно подешавање матрице коваријанси Q у квазистационарном режиму, из разлога што се ово подешавање врши *offline*. Корак од 10 min одабран је како би се с мањим бројем одбирака покрио већи опсег промене оптерећења. С повећањем броја одбирака на истом периоду динамичке естимације стања (тј. с краћим кораком естимације) резултати се неће променити, али се продужава време извршавања симулације.

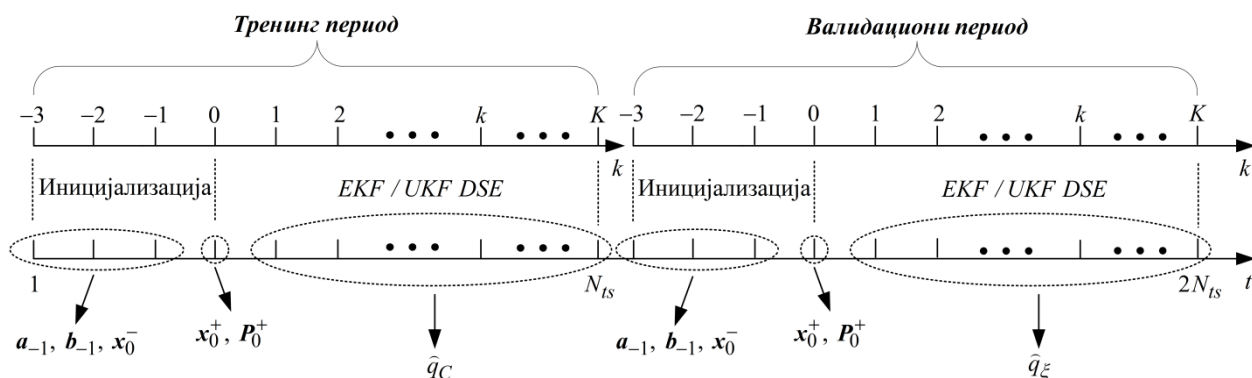
Дијаграм тока комплетног процеса динамичке естимације стања и извршавања предложене методе за подешавање параметра q у квазистационарном режиму приказан је на слици 6.2. Поступак разврставања улазних података и њихова припрема за обраду илустровани су сликом 6.3.

Дијаграм тока у реалним дистрибутивним системима разликоваће се од дијаграма приказаног на слици 6.2 у следећем:

- уместо генерисања телеметрисаних мерења кроз Монте Карло симулације, телеметрисана мерења се добијају из *SCADA* система,
- мерења добијена из *SCADA* система морају да прођу кроз фазу детекције и идентификације аномалија, како би се сва мерења која садрже лоше податке одстранила из скупа улазних података,
- параметар q биће идентификован тренинг процедуром, али неће бити валидационе процедуре (која је осенчена на слици 6.2).



Слика 6.2 Дијаграм тока динамичке естимације стања у квазистационарном режиму и извршавања предложене методе за фиксно подешавање параметра q



Слика 6.3 Разврставање улазних података и њихова припрема за обраду

6.2 Анализа осетљивости грешке естимације $\xi_{\bar{n}}$ на избор иницијалног решења и промене параметра q

Како би се иницијализовао алгоритам динамичке естимације стања неопходно је подесити иницијалну вредност естимираног вектора стања \mathbf{x}_0^+ и њему припадајуће матрице коваријанси \mathbf{P}_0^+ . Уколико се не располаже подацима о динамици система у непосредној прошлости, користећи се само информацијом да дистрибутивна мрежа ради у нормалним погонским условима, иницијални естимирани вектор стања се релативно лако може проценити с обзиром да фазори напона чворова имају модул у околини 1 г.ј., с малим фазним померајем у односу на референтни (*SL*) чвор. Матрица \mathbf{P}_0^+ представља неизвесности у иницијалном вектору стања [29], па стога може имати изузетно велики утицај на грешку динамичке естимације стања. Да би се анализирао утицај на грешку естимације, коришћена су три различита сценарија иницијализације на тренинг периоду:

1. Иницијалне вредности \mathbf{x}_0^+ и \mathbf{P}_0^+ добијене су коришћењем *WLS* алгоритма статичке естимације стања. Матрица коваријанси \mathbf{P}_0^+ одређује се помоћу следеће релације:

$$\mathbf{P}_0^+ = \mathbf{G}_0^{-1} = \left[\mathbf{H}_0^T \mathbf{R}_0^{-1} \mathbf{H}_0 \right]^{-1}, \quad (6.2)$$

где је \mathbf{G}_0 матрица појачања (информациона матрица) статичке естимације спроведене на основу пресека мерења у тренутку $k = 0$ [37]. Матрица коваријанси добијена на овакав начин је, у општем случају, пуна матрица с међусобно различитим дијагоналним елементима и зависи само од параметара модела мерења. За дати пресек мерења дијагонални елементи матрице \mathbf{P}_0^+ имају вредности у опсегу $3,73 \cdot 10^{-9}$ до $1,06 \cdot 10^{-7}$ за модификовани *IEEE* 13, односно $2,05 \cdot 10^{-8}$ до $1,26 \cdot 10^{-7}$ за модификовани *IEEE* 37 тест систем. За овај сценарио иницијализације користиће се назив „*SSE* старт“.

2. Иницијална вредност вектора стања \mathbf{x}_0^+ добијена је на основу прорачуна токова снага применом Ширмохамади методе, као што је то објашњено у секцији 6.1 и представља тачан вектор стања \mathbf{x}_0^{true} у тренутку $k = 0$. С обзиром да је у том случају стање у систему апсолутно тачно познато, иницијалну матрицу коваријанси грешака естимације треба подесити на $\mathbf{P}_0^+ = \mathbf{0}$ [29]. За овај сценарио иницијализације користиће се назив „тачан старт 1“.
3. Матрица \mathbf{P}_0^+ најчешће се моделује као дијагонална с произвољно одабраним једнаким вредностима дијагоналних елемената. У овом сценарију, динамичка

естимација стања је такође иницирана с тачним вектором стања \mathbf{x}_0^{true} , али је матрица \mathbf{P}_0^+ подешена као дијагонална, тако да је $\mathbf{P}_0^+ = p_0 \cdot \mathbf{I}_n$, где је p_0 скаларни број (параметар) коначно мале вредности. Очигледно је да параметар p_0 треба одабрати тако да има мање вредности него дијагонални елементи матрице \mathbf{P}_0^+ добијене сценаријом „SSE старт“. На тај начин вектор \mathbf{x}_0^{true} улази у алгоритам динамичке естимације стања с одређеном неизвесношћу, али је та неизвесност свакако мања него у вектору стања \mathbf{x}_0^+ који је добијен у првом сценарију. Из тог разлога, параметар p_0 је подешен на вредност 10^{-15} . За овај сценарио иницијализације користиће се назив „тачан старт 2“.

Имајући у виду да динамичка естимација стања започиње у тренутку $k=0$, иницијалне вредности за ниво и тренд временске серије вектора стања, као и за предвиђени вектор стања могу се добити на основу динамике коју формирају прва три одбирка као [24]:

$$\mathbf{a}_{-1} = \frac{\mathbf{x}_{-3}^\Delta + \mathbf{x}_{-2}^\Delta + \mathbf{x}_{-1}^\Delta}{3} + \frac{\mathbf{x}_{-1}^\Delta - \mathbf{x}_{-3}^\Delta}{2}, \quad (6.3)$$

$$\mathbf{b}_{-1} = \frac{\mathbf{x}_{-1}^\Delta - \mathbf{x}_{-3}^\Delta}{2}, \quad (6.4)$$

$$\mathbf{x}_0^- = \mathbf{a}_{-1} + \mathbf{b}_{-1}, \quad (6.5)$$

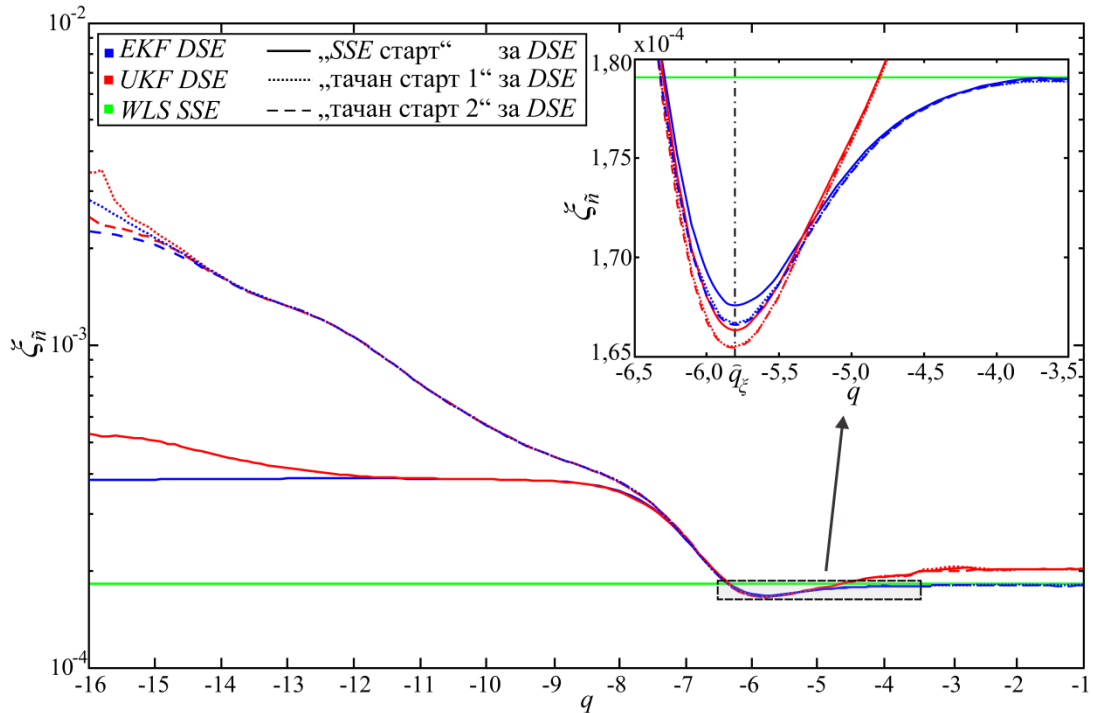
где суперскрипт означава сценарио иницијализације коришћен за добијање естимираног вектора стања у тренуцима $k = -3, -2, -1$ ($\Delta =$ „SSE старт“, „тачан старт 1“ или „тачан старт 2“).

Паралелно с избором сценарија иницијализације, анализирано је како на грешку естимације утиче избор вредности за матрицу коваријанси \mathbf{Q} , која је моделована једначином (5.1). У ту сврху, динамичка естимација стања спроведена је неколико (N_q) пута на тренинг периоду коришћењем различитих вредности параметра q . Избор вредности параметра q вршен је из унапред дефинисаног опсега $q \in [-16, -1]$. Оптимална вредност параметра q је вредност која минимизира укупну грешку естимације:

$$\hat{q}_\xi = \arg \min_q \{ \xi_{\tilde{n}}(q) \}. \quad (6.6)$$

Укупна грешка естимације $\xi_{\tilde{n}}$ за $\tilde{n} = n$ (дефинисана једначинама (5.2) и (5.3)) израчуната је најпре за модификовани *IEEE* 13 тест систем коришћењем *EKF/UKF* алгоритма динамичке естимације стања, и то за сваки сценарио иницијализације. Осим тога, израчуната је и укупна грешка естимације спроведене статичким *WLS* алгоритмом. На слици 6.4 приказана је грешка естимације, на логаритамској скали, у функцији

параметра q . На увећаном делу слике грешка естимације је приказана на линеарној скали у околини оптималне вредности параметра q , како би се на тај начин омогућио бољи увид у резултате у области где грешка динамичке естимације достиже свој минимум.



Слика 6.4 Укупна грешка естимације за *IEEE* 13 тест систем у функцији параметра q , добијена на тренинг периоду за различите сценарије иницијализације и различите алгоритме естимације

Посматрајући резултате приказане на слици 6.4, унапред дефинисан опсег параметра q може се поделити на мање опсеге (интервале) ради лакше анализе резултата. Границе интервала су дефинисане начином на који промена параметра q и сценарија иницијализације утиче на грешку динамичке естимације стања. У складу с тим, на слици 6.4 могу се уочити три карактеристична интервала вредности параметра q :

- $-16 \leq q < -8$, где грешка динамичке естимације достиже изузетно високе вредности, при чему избор сценарија иницијализације има огроман утицај на квалитет естимације; на овом интервалу грешка динамичке естимације стања је нерастућа функција параметра q за било који сценарио иницијализације,
- $-8 \leq q \leq \hat{q}_\xi$, где се грешка динамичке естимације и даље смањује с порастом вредности параметра q , али у овом случају избор сценарија иницијализације не утиче значајније на квалитет естимације,
- $q > \hat{q}_\xi$, где грешка естимације расте с порастом вредности параметра q , при чему је избор сценарија иницијализације и даље занемарљив.

6.2.1 Интервал вредности параметра $-16 \leq q < -8$

За вредности параметра q рангиране у интервалу -16 до -8 грешка динамичке естимације може бити и за ред величине већа од грешке статичког WLS естиматора, што зависи од вредности параметра q , али и од сценарија иницијализације (погледати слику 6.4). Велика грешка динамичког естиматора на овом интервалу је очекивана, с обзиром да све мање вредности дијагоналних елемената матрице коваријанси Q могу довести до тога да расте ниво приоритета који филтар даје резултатима предвиђања у односу на сама мерења, што негативно утиче на квалитет естимације. Да ли ће и у којој мери при смањивању вредности параметра q расти ниво приоритета који филтар даје резултатима предвиђања зависи од избора сценарија иницијализације. Тачност предвиђеног вектора стања x_{k+1}^- зависи од тачности динамичког модела, али и од тачности вектора стања x_k^+ естимираног у претходном тренутку. Уколико је грешка коју уноси динамички модел занемарљива у односу на грешку која је начињена естимацијом стања у претходном тренутку, онда ће грешка у предвиђању вектора стања зависити доминантно од тога колика је грешка претходно естимираног вектора стања. Математички гледано, односи ових грешака описују се односом вредности дијагоналних елемената матрице Q и матрице P^+ , који представљају варијансе грешака динамичког модела и естимираног вектора стања, респективно.

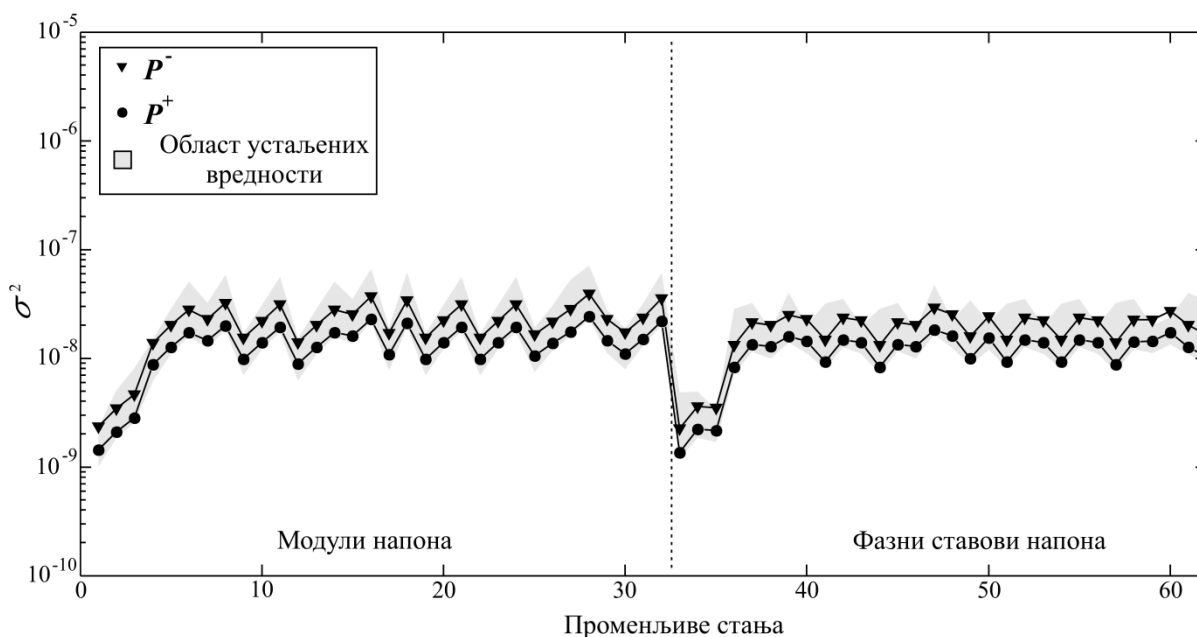
Да би се лакше разумело тумачење резултата које следи, треба имати у виду следеће:

1. Варијансе грешака модела мерења које улазе у процес филтрирања су **стварне**, јер су процењене на основу класе тачности мерења.
2. Варијансе грешака динамичког модела се **претпостављају** задавањем различитих вредности параметру q .
3. Варијансе свих осталих величина (предвиђених и естимираних вредности променљивих стања, предвиђених и естимираних вредности мерења) су **апроксимирани** филтром на основу претходно поменутих варијанси, као и на основу варијанси иницијално задатог вектора стања које могу бити стварне („ SSE старт“ и „тачан старт 1“) и претпостављене („тачан старт 2“).
4. Грешка естимације, израчуната на основу једначина (5.2) и (5.3), је статистички податак и представља **стварну** грешку.

Детаљно тумачење резултата биће спроведено за резултате добијене EKF алгоритмом. За резултате добијене UKF алгоритмом најчешће важе слични закључци, па се они неће разматрати до детаља, изузев на местима где постоје разлике у резултатима. На таквим местима образлагаће се и резултати добијени помоћу UKF алгоритма.

6.2.1.1 Сценарио „SSE старт“

Са слике 6.4 види се да у случају сценарија „SSE старт“ промена параметра q нема никаквог утицаја на грешку естимације EKF алгоритма све док параметар има вредност мању од $q \approx -8,5$. Разлог је што су на том интервалу вредности параметра q такве да су варијансе грешака динамичког модела и за неколико редова величине мање од варијанси претходно естимираних вредности променљивих стања. Као што је већ речено, варијансе иницијалних вредности променљивих стања су у опсегу $3,73 \cdot 10^{-9}$ до $1,06 \cdot 10^{-7}$ за $IEEE$ 13 тест систем. С обзиром да су ове варијансе процењене на основу варијанси мерења, а да варијансе мерења не осцилују значајније у квазистационарном режиму, на основу једначина за пропацију матрице P^+ може се закључити да се вредности њених елемената неће значајније мењати током времена. Благе промене су једино последица благих варијација оптерећења, такве да кад оптерећење расте расту и вредности матрице. Међутим, са становишта самог филтра може се рећи да је матрица P^+ достигла устаљену (стварну) вредност. Још један од закључака је и да ће вредности елемената матрице P^- бити приближно једнаке вредностима одговарајућих елемената матрице P^+ , при чему ће промене оптерећења имати исти ефекат на матрицу P^- као што имају и на матрицу P^+ . На слици 6.5 приказане су варијансе предвиђених и естимираних вредности свих променљивих стања (дијагонални елементи матрице P^- и P^+ , респективно) за произвољно изабран тренутак $k = 10$. Сивом бојом приказана је област у којој се крећу варијансе естимираних вредности променљивих стања у току дана (област устаљених вредности).



Слика 6.5 Варијансе предвиђених и естимираних вредности променљивих стања апроксимиране EKF алгоритмом динамичке естимације стања на тренинг периоду у тренутку $k = 10$

Из претходних разматрања могу се извести следећи закључци:

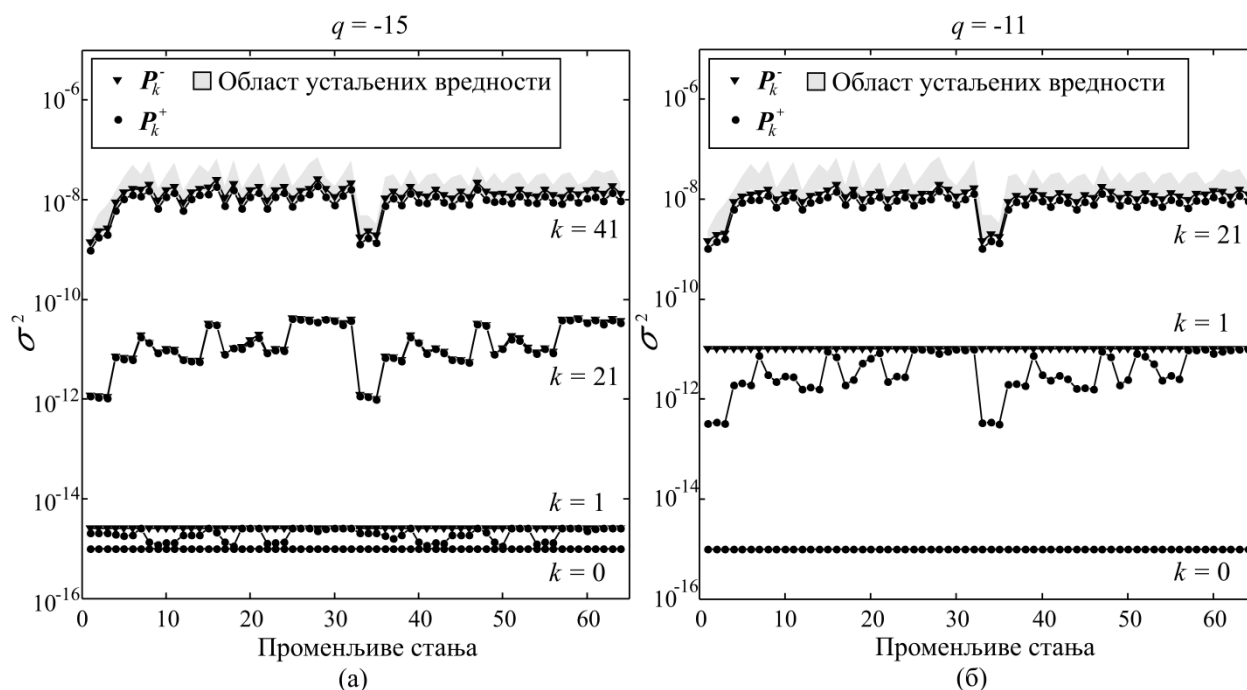
1. На основу тога што су вредности елемената матрице коваријанси предвиђеног вектора стања P^- блиске устаљеним вредностима одговарајућих елемената матрице коваријанси естимираног вектора стања P^+ , следи да ће и одговарајући елементи матрица коваријанси предвиђеног вектора мерења T и грешака мерења R бити приближно једнаки, што физички значи да ће нивои приоритета које филтар даје предвиђеним вредностима мерења и тренутном пресеку мерења бити отприлике исти.
2. Предвиђене вредности променљивих стања улазе у процес филтрирања с истим нивоом приоритета без обзира колико је q , па се грешка динамичке естимације неће мењати с променама вредности параметра q .

6.2.1.2 Сценарио „тачан старт 2“

У случају сценарија „тачан старт 2“ иницијалне вредности променљивих стања имају знатно мање варијансе, које износе 10^{-15} . За вредност параметра $q = -15$, варијансе грешака динамичког модела и варијансе естимираних променљивих стања на почетку ће имати подједнак удео у апроксимираним вредностима варијанси предвиђених променљивих стања. Пошто ће тиме варијансе предвиђених вредности мерења бити знатно мање од варијанси грешака мерења, то ће филтар дати знатно већи приоритет резултатима предвиђања него тренутном пресеку мерења. Ово ће довести до изузетно велике грешке естимације $\xi_{\tilde{n}}$, као што се види са слике 6.4. С друге стране, због малих варијанси предвиђеног вектора стања у тренутку $k=1$ и сама матрица коваријанси P_1^+ имаће вредности истог реда величине. Овде се долази до контрадикције: резултати естимације су лоши, а матрица коваријанси естимираног вектора стања има изузетно ниске вредности, што значи да би резултати естимације требало да буду добри. Треба имати у виду да филтар једначином (4.28) само апроксимира стварну матрицу коваријанси P^+ (такође, и матрица P^- дата једначином (4.21) је апроксимација). Разлог за лошу апроксимацију у овом случају је то што је грешка динамичког модела неадекватно моделована, односно лоше подешавање параметра q . Грешка динамичког модела у овом случају је потцењена, што значи да је претпостављена варијанса грешке знатно мања од стварне.

Како су Холтови параметри изравнања α и β одабрани тако да дијагонални елементи транзиционе матрице F имају вредности нешто веће од 1, варијансе предвиђених променљивих стања ће постепено расти како време одмиче. С обзиром да приближна једнакост одговарајућих елемената матрица P^- и P^+ важи и овде, с порастом варијанси предвиђених променљивих стања рашће и варијансе естимираних променљивих стања ка својој устаљеној (стварној) вредности. То значи да ће с временом опадати ниво приоритета који филтар даје резултатима предвиђања, а расти ниво приоритета који филтар даје мерењима. Уласком матрице P^+ у област устаљених вредности ова два нивоа приоритета постаће приближно исти.

Повећањем варијанси грешака динамичког модела смањиће се полазни ниво приоритета који филтар даје резултатима предвиђања и уједно убрзати улазак матрице P^+ у област устаљених вредности, због чега с порастом вредности параметра q грешка естимације $\xi_{\tilde{n}}$ опада. На слици 6.6 приказана је прогресија дијагоналних елемената матрица P^- и P^+ за два различита подешења параметра q . Види се да при $q = -11$ матрица коваријанси P^+ достиже своју устаљену (стварну) вредност скоро двоструко брже него при подешењу $q = -15$.



Слика 6.6 Прогресија варијанси предвиђених и естимираних вредности променљивих стања апроксимираних *EKF* алгоритмом динамичке естимације стања на тренинг периоду за два различита подешења параметра q

Са смањењем вредности параметра q испод -15 варијансе грешака динамичког модела имају све мањи удео у апроксимираним вредностима варијанси предвиђених променљивих стања, да би на крају он постао занемарљив. Са слике 6.4 види се да са смањењем вредности параметра q испод -15 , грешка естимације $\xi_{\tilde{n}}$ постаје све мање осетљива на промене параметра q .

6.2.1.3 Сценарио „тачан старт 1“

За сценарио „тачан старт 1“ могу се извести слични закључци као и за претходно анализирани сценарио, с тим да су варијансе иницијалног решења једнаке 0, па филтар третира иницијални вектор стања као апсолутно тачан. Због тога варијансе грешака динамичког модела у почетном тренутку имају главни удео у апроксимираним вредностима варијанси предвиђених променљивих стања, па је грешка естимације $\xi_{\tilde{n}}$

осетљива на промене параметра q и при вредностима $q < -15$. У том случају ће у почетку варијансе предвиђених променљивих стања бити још мање него код сценарија „тачан старт 2“, што ће продужити време конвергенције матрице P^+ ка својој стварној вредности и тиме резултовати још већом грешком естимације $\xi_{\hat{n}}$. За сценарио „тачан старт 2“ важи да, с порастом вредности параметра q изнад -15 , варијансе грешака динамичког модела добијају, у почетном тренутку, све већи удео у апроксимираним вредностима варијанси предвиђених променљивих стања, због чега грешке естимације $\xi_{\hat{n}}$ добијене за сценарија „тачан старт 1“ и „тачан старт 2“ теже да се изједначе. Другим речима, ако су дијагонални елементи матрице Q само за ред величине већи од 10^{-15} , онда је небитно да ли су дијагонални елементи матрице P_0^+ једнаки 0 или 10^{-15} .

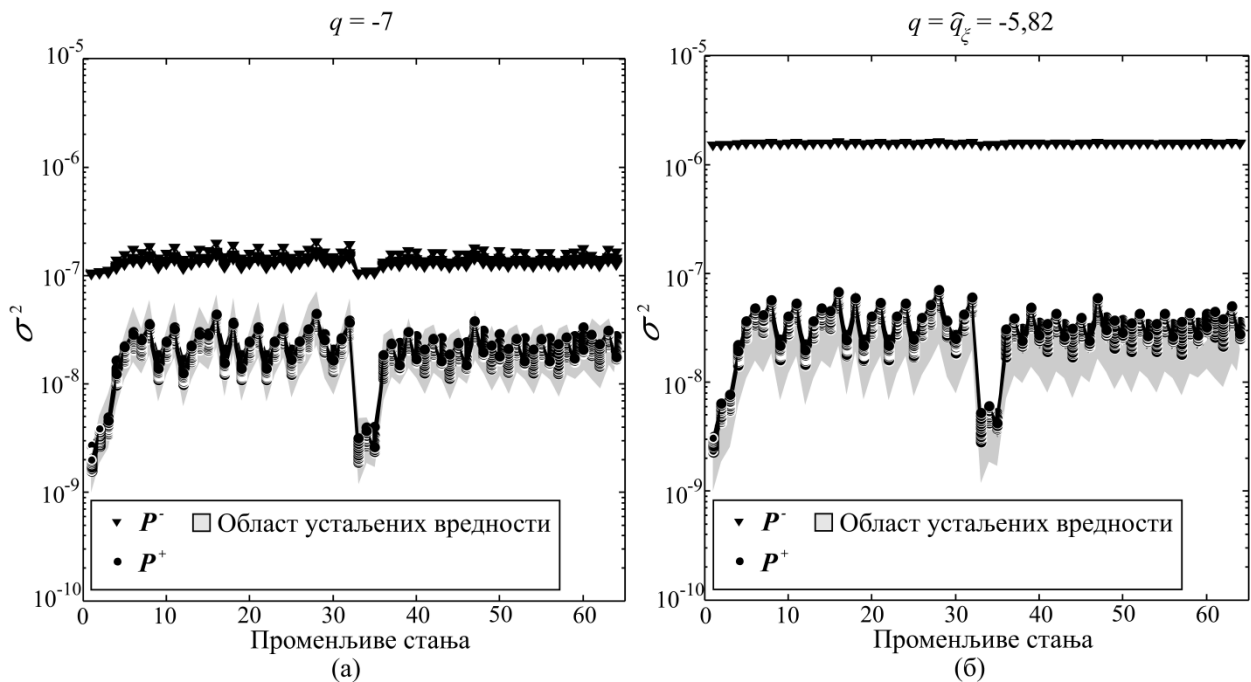
Слично важи и за *UKF* алгоритам на овом интервалу вредности параметра q , само што он постаје осетљивији на промене параметра q при екстремно ниским вредностима.

6.2.2 Интервал вредности параметра $-8 \leq q \leq \hat{q}_\xi$

Претходно је речено да у случају сценарија „SSE старт“ вредности параметра мање од -8 воде ка приближно једнаким нивоима приоритета које филтар даје резултатима предвиђања и тренутном пресеку мерења. Иако сценарио „SSE старт“, у датом интервалу вредности параметра q , значајно поправља квалитет динамичке естимације у односу на преостала два сценарија, грешка динамичке естимације је и даље прилично већа од грешке статичког естиматора (погледати слику 6.4). То значи да је потребно умањити ниво приоритета који филтар даје предвиђеним вредностима, што се постиже повећањем вредности параметра q . Већ при крају претходног интервала варијансе грешака динамичког модела постепено залазе у област устаљених (стварних) вредности варијанси естимираних променљивих стања. Како вредност параметра q даље расте, ниво приоритета који филтар даје резултатима предвиђања постепено опада, док ниво приоритета који филтар даје мерењима истовремено расте, што смањује грешку естимације $\xi_{\hat{n}}$. Поставља се питање колико треба повећати вредност параметра q да би однос у нивоима приоритета које филтар даје резултатима предвиђања (с једне стране) и мерењима (с друге стране) био оптималан? У случају анализираних тест система то је вредност $q = \hat{q}_\xi = -5,82$.

Чим вредност параметра q порасте толико да варијансе грешака динамичког модела изађу из области устаљених (стварних) вредности дијагоналних елемента матрице P^+ , варијансе грешака динамичког модела добијају доминантан утицај при апроксимацији варијанси предвиђених променљивих стања. Због тога се, при вредностима већим од $q \approx -7,5$, резултати естимације са сценаријом „SSE старт“ готово идентично поклапају с резултатима естимације с преостала два сценарија (погледати слику 6.4).

С порастом вредности параметра q , све више се нарушава једнакост одговарајућих елемената матрица P^- и P^+ , што се види на слици 6.7, на којој су приказане варијансе предвиђених и естимираних променљивих стања на целом тренинг периоду за два подешења параметра: $q = -7$ и $q = \hat{q}_\xi = 5,82$. Већа вредност параметра q моделује грешку динамичког модела с већом варијансом. Услед тога се повећава неизвесност у резултатима предвиђања, а последично, кроз процес филтрирања, долази и до повећања варијанси естимираних променљивих стања. Са слике 6.7 види се да су варијансе естимираних променљивих нешто веће при $q = \hat{q}_\xi = -5,82$ него при $q = -7$, али су и даље у области устаљених вредности јер филтар при естимирању стања даје већи приоритет мерењима.



Слика 6.7 Варијансе предвиђених и естимираних вредности променљивих стања апроксимиране EKF алгоритмом динамичке естимације стања на целом тренинг периоду за вредности параметра (а) $q = -7$ и (б) $q = \hat{q}_\xi = -5,82$

Са слике 6.4 може се запазити да динамичка естимација стања има већу тачност од статичке уколико је матрица коваријанси грешака динамичког модела Q адекватно подешена. Без обзира на сценарио иницијализације или тип Калмановог филтра, грешка динамичке естимације стања достиже минимум за готово идентичну вредност параметра \hat{q}_ξ . Осим тога, у околини оптимума сценарији „тачан старт 1“ и „тачан старт 2“ дају апсолутно исте резултате (криве се поклапају). Иако су резултати добијени с ова два сценарија у околини оптимума бољи него они добијени са сценаријом „ SSE старт“, разлике у грешци естимације су занемарљиво мале, што је значајно из два разлога:

1. Ако је матрица коваријанси Q подешена оптимално, избор иницијалног вектора стања x_0^+ и њему припадајуће матрице коваријанси P_0^+ није од великог значаја.

2. Сценарији „тачан старт 1“ и „тачан старт 2“ су хипотетички, у смислу да су засновани на претпоставци да је познато тачно стање у систему, што се може остварити само у условима симулације. Тачан вектор стања није могуће познавати у пракси. С друге стране, сценарио „SSE старт“ може се користити у практичним апликацијама. Мале разлике у резултатима указују на то да се у практичним апликацијама стање у систему може естимирати с готово највећим могућим степеном тачности.

На овом интервалу разлике између резултата естимације добијених EKF и UKF алгоритмом скоро да нема. Једина приметна разлика одговара околини оптимума. Слика 6.4 показује да у квазистационарном режиму UKF алгоритам естимације стања има већу тачност од EKF алгоритма [16], али само у близини оптималне вредности \hat{q}_ξ .

6.2.3 Интервал вредности параметра $q > \hat{q}_\xi$

Приметно је да већ на почетном делу овог интервала вредности грешака естимације добијене помоћу два различита алгоритма динамичке естимације стања почињу да се разилазе, при чему грешка UKF алгоритма почиње нагло да расте (погледати слику 6.4).

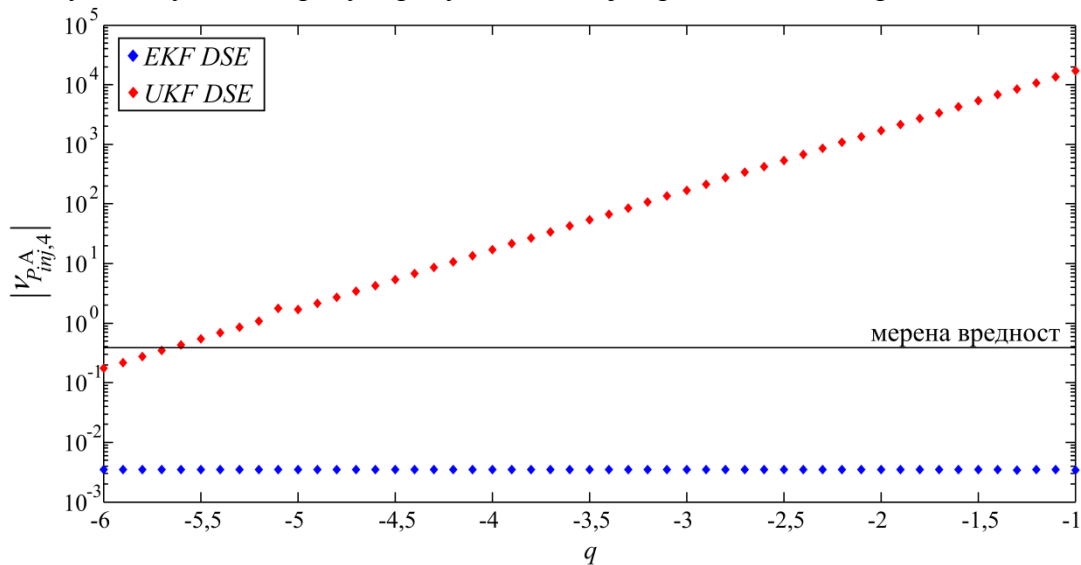
При прорачуну предвиђеног вектора мерења z^- , EKF алгоритам не користи матрицу коваријанси грешака динамичког модела \mathbf{Q} , већ само при апроксимирању матрице коваријанси предвиђеног вектора мерења \mathbf{T} (погледати једначине (4.22) и (4.23)). Како у овом интервалу филтар даје већи ниво приоритета мерењима него резултатима предвиђања, предвиђени вектор мерења се неће значајније мењати с променом параметра q . Осим тога, предвиђене вредности мерења биће генерално близу вредности самих мерења (биће истог реда величине). С друге стране, с порастом вредности параметра q ниво приоритета који филтар даје предвиђеним вредностима мерења биће све мањи и мањи. На основу претходно наведеног може се закључити да грешка естимације ξ_n на овом интервалу расте јер филтар не даје довољан ниво приоритета вредностима предвиђеним помоћу динамичког модела. Другим речима, грешка динамичког модела је прецењена у смислу да је претпостављена варијанса грешке већа од стварне. Индикативно је да грешка ξ_n , добијена EKF алгоритмом динамичке естимације стања, тежи грешци статичког естиматора како параметар q расте по вредности. То је и оправдано јер ће се, при великим вредностима параметра q , приоритет који филтар даје резултатима предвиђања свести на толико мали ниво да се може рећи да филтар естимира само на основу тренутног пресека мерења.

За разлику од EKF алгоритма, код UKF алгоритма матрица коваријанси \mathbf{Q} има удела и при прорачуну предвиђеног вектора мерења z^- (погледати једначине (4.41) и (4.42)). На претходна два интервала вредности параметра q тај удео је био занемарљив због ниских вредности параметра q , али на актуелном интервалу долази до изражаја. С порастом вредности параметра q расту варијансе предвиђених вредности мерења (и то с истим трендом раста као код EKF алгоритма), али уједно расте и одступање предвиђених вредности мерења у односу на сама мерења, тј. расту иновације мерења (што

код *EKF* алгоритма није изражено). Пораст варијанси предвиђених вредности мерења одразиће се на пораст варијанси иновација (једначина (4.44)).

На почетном делу интервала (око оптимума) пораст варијанси иновација успева да, колико-толико, прати пораст иновација. Међутим, већ при вредностима већим од $q \approx -5$ иновације почињу да расту знатно брже тако да варијансе иновација не стижу да адекватно пропрате тај пораст. За поједина мерења, предвиђене вредности се при $q = -5$ разликују од измерених вредности за ред величине. Иако при овом подешењу параметра q филтар даје већи ниво приоритета мерењима, изванредан ниво приоритета даје се и резултатима предвиђања. Како су за поједина мерења разлике између предвиђених и измерених вредности велике, резултати предвиђања ће естимиране вредности „удаљити“ од мерења више него што је то случај код *EKF* алгоритма, а самим тим више и од тачног вектора стања. Због тога грешка естимације ξ_n почиње да расте. Због несразмерности у брзини раста иновација и варијанси иновација, грешка естимације најпре нагло расте (до $q \approx -3$), да би се даљим порастом параметра q ова несразмерност почела полако да опада и нестаје, због чега грешка престаје да расте. Осим тога, при крају овог интервала вредности параметра q су такве да разлике између предвиђених вредности и самих мерења могу бити енормне, што *UKF* алгоритам потенцијално може увести у нумеричке проблеме. Проблеми нумеричке стабилности *UKF* алгоритма детаљније су разматрани у [20].

На слици 6.8 приказано је како изгледа апсолутна вредност иновације телеметрисаног мерења активне снаге инјектирања у фази А чвора 4 у тренутку $k = 15$ при различитим подешењима параметра q , добијена помоћу два различита алгоритма динамичке естимације стања. Такође, на слици 6.8 је приказана вредност мерења у тренутку $k = 15$, како би се стекао утисак колико износи релативно одступање предвиђене вредности у односу на измерену. Тренутак $k = 15$ је произвољно изабран.



Слика 6.8 Апсолутна вредност иновације телеметрисаног мерења активне снаге инјектирања у фази А чвора 4 добијена *EKF* и *UKF* алгоритмом динамичке естимације стања на тренинг периоду у тренутку $k = 15$ при различитим подешењима параметра q

Резултати са слике 6.4 потврђени су на модификованом *IEEE 37* тест систему. Детаљни резултати у вези с укупном грешком естимације при оптимално подешеној матрици коваријанси $\hat{Q}_\xi = 10^{\hat{q}_\xi} \cdot I_n$ за оба тест система дати су у табели 6.1. Резултати добијени за модификовани *IEEE 37* тест систем су за случај када су сва четири мерења токова снага, приказана на слици 6.1б, укључена у мерну инфраструктуру тест система.

Табела 6.1 Укупна грешка естимације $\xi_{\hat{n}} \cdot 10^4$ за оптималну вредност параметра (\hat{q}_ξ) на тренинг периоду

		Модификовани <i>IEEE 13</i> тест систем			Модификовани <i>IEEE 37</i> тест систем		
		<i>EKF DSE</i>	<i>UKF DSE</i>	<i>WLS SSE</i>	<i>EKF DSE</i>	<i>UKF DSE</i>	<i>WLS SSE</i>
Алгоритам естимације							
\hat{q}_ξ		-5,82	-5,78	–	-5,13	-5,10	–
Сценарио иницијализације	„ <i>SSE</i> старт“	1,675	1,663	1,786	1,873	1,847	2,233
	„Тачан старт 1“	1,666	1,655		1,858	1,832	
	„Тачан старт 2“	1,666	1,655		1,858	1,832	

На основу табеле 6.1 следи да су за оба тест система оптималне вредности \hat{q}_ξ врло блиске. Међутим, то не значи да ће тачка оптимума генерално увек бити у околини ових вредности, па се због тога њен положај увек мора посебно испитати за сваки систем.

Све даље анализе биће спроведене користећи сценарио „*SSE* старт“ за покретање алгоритма динамичке естимације стања.

6.3 Примена методе за фиксно подешавање матрице коваријанси Q на модификованим *IEEE 13* и *IEEE 37* тест системима с мерењима токова снага

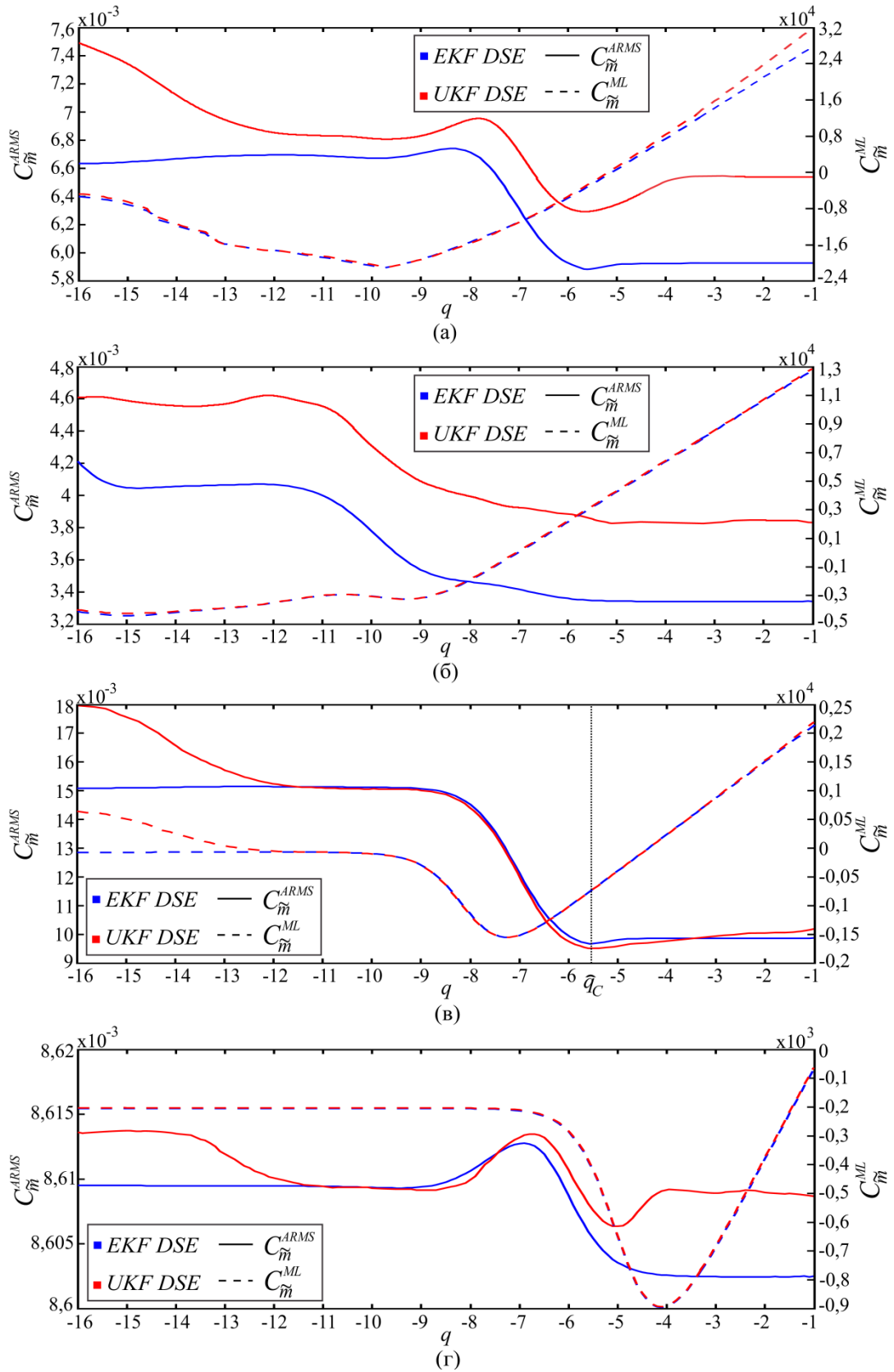
Након анализе осетљивости грешке естимације на промене параметра q , спроведене у секцији 6.2, потребно је испитати рад методе за фиксно подешавање матрице коваријанси Q , предложене у секцији 5.2. На векторе иновација \tilde{v}_k , $k = 1, 2, \dots, K$, који су добијени динамичким естиматором на тренинг периоду, примењене су две функције циља, C_m^{ARMS} и C_m^{ML} , дефинисане у секцијама 5.2.4 и 5.2.5. Утицај груписања иновација на рад методе анализиран је тако што је мењана структура вектора иновација \tilde{v} . Анализа је извршена за случајеве када вектор иновација \tilde{v} обухвата иновације свих телеметрисаних мерења ($\tilde{v} = \tilde{v}_{rt}$), телеметрисаних мерења снага инјектирања ($\tilde{v} = \tilde{v}_{rt, inj}$), телеметрисаних мерења тока снаге ($\tilde{v} = \tilde{v}_{rt, flow}$) и телеметрисаних мерења напона ($\tilde{v} = \tilde{v}_{rt, V}$).

6.3.1 Анализа функције циља и утицај груписања иновација мерења на идентификацију параметра q

Утицај избора функције циља и груписања иновација на идентификацију параметра q анализиран је на модификованом *IEEE* 13 тест систему. Резултати анализе за модификовани *IEEE* 13 тест систем приказани су на слици 6.9. Лева ордината односи се на функцију циља $C_{\tilde{m}}^{ARMS}$ засновану на средње квадратном одступању, док се десна ордината односи на функцију циља $C_{\tilde{m}}^{ML}$ засновану на методи максималне веродостојности. Потребно је упоредити утицај промене параметра q на одговарајућу функцију циља и на грешку динамичке естимације стања $\xi_{\tilde{n}}$ добијену за случај када се алгоритам динамичке естимације иницира помоћу сценарија „SSE старт“ (погледати слику 6.4). Може се закључити да се најбоље слагање резултата постиже употребом функције циља $C_{\tilde{m}}^{ARMS}$ дефинисане за иновације мерења токова снага у гранама мреже (погледати слику 6.9в). Претходно речено важи и за *EKF* и за *UKF* алгоритам естимације стања. Идентификована вредност \hat{q}_C са слике 6.9в веома је блиска оптималној вредности \hat{q}_ξ са слике 6.4. Осим тога, промена параметра q утиче на функцију циља и на грешку естимације скоро на исти начин.

Коефицијент корелације између функције циља $C_{\tilde{m}}^{ARMS}$ дефинисане за иновације мерења токова снага у гранама и укупне грешке естимације $\xi_{\tilde{n}}$ је 99,83% за *EKF* и 99,42% за *UKF* алгоритам. С друге стране, коефицијент корелације између укупне грешке естимације $\xi_{\tilde{n}}$ и функције циља $C_{\tilde{m}}^{ARMS}$ дефинисане за иновације мерења снага инјектирања/модула напона је испод 50% за оба филтра (видети слике 6.9б и 6.9д). Лоша корелисаност укупне грешке естимације с иновацијама мерења снага инјектирања/модула напона рефлектује се на функцију циља $C_{\tilde{m}}^{ARMS}$ дефинисану за иновације свих телеметрисаних мерења (видети слику 6.9а). Због тога је корелисаност укупне грешке естимације с иновацијама свих телеметрисаних мерења лошија него корелисаност с иновацијама мерења токова снага у гранама. У случају *EKF* алгоритма коефицијент корелације између функције циља $C_{\tilde{m}}^{ARMS}$ дефинисане за иновације свих телеметрисаних мерења и укупне грешке естимације $\xi_{\tilde{n}}$ је 96,59%, док у случају *UKF* алгоритма он износи 94,39%.

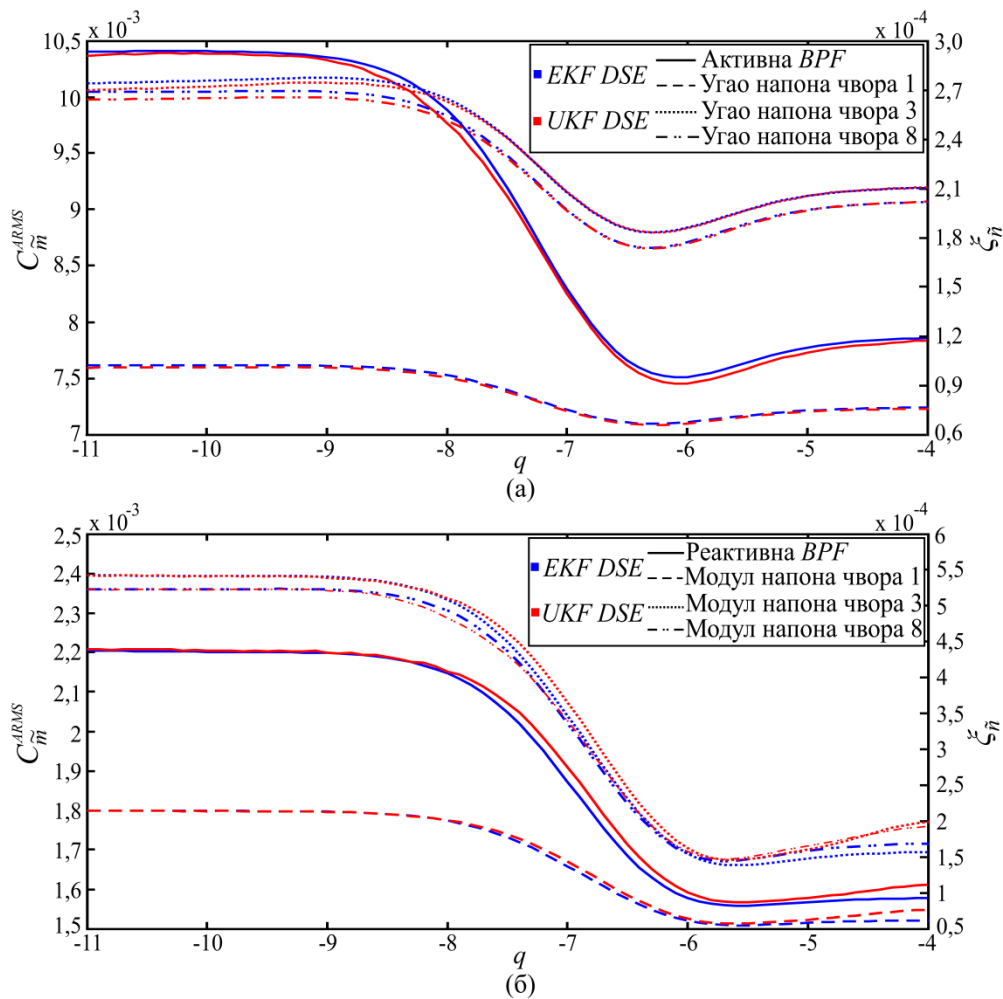
Када се врши идентификација параметара q применом методе максималне веродостојности, то се обично ради тако што се одговарајућа функција циља дефинише за иновације свих мерења [72, 73], без обзира да ли су она телеметрисана или не. Такав приступ у нашем случају води ка лошој идентификацији параметра q . Предложена идеја груписања мерења омогућава методи максималне веродостојности да прецизније идентификује вредност параметра за коју грешка естимације достиже минимум. Међутим, резултати идентификације и даље нису задовољавајући.



Слика 6.9 Зависност функције циља од вредности параметра q за случај да вектор \tilde{v} обухвата иновације (а) свих телеметричних мерења и телеметричних мерења (б) снага инјектирања у чворовима, (в) токова снага у гранама и (г) модула напона чворова

Узрок недовољно прецизне идентификације вероватно се налази у чињеници да је једначина (5.22) изведена из претпоставке да је предиктивна расподела вероватноће опсервација Гаусова. Уколико предиктивна расподела не би била Гаусова, једначина (5.22) би представљала само апроксимацију веродостојности. Тада би квалитет ове методе зависио од тога колико добро је густина предиктивне расподеле вероватноће опсервација апроксимирана Гаусовом густином расподеле. Имајући у виду да густина расподеле вероватноће може бити већа од 1, функција циља C_m^{ML} може имати негативне вредности [81].

Како би се потврдиле претпоставке о вези између иновација мерења токова снага у гранама и грешке естимације, на слици 6.10 је приказана функција циља C_m^{ARMS} дефинисана за иновације индивидуалног мерења тока (а) активне и (б) реактивне снаге у фази В гране 0-1. Ради поређења, на истој слици приказане су и грешке естимације $\xi_{\tilde{n}}$ индивидуалних променљивих стања: (а) фазних ставова напона и (б) модула напона фазе В у чворовима 1, 3 и 8. Из разлога једноставности и бољег увида у резултате, резултати су приказани на интервалу $q \in [-11, -4]$ само за фазу В, која је одабрана методом случајног узорка.



Слика 6.10 Функција циља C_m^{ARMS} дефинисана за иновације индивидуалног мерења тока (а) активне, (б) реактивне снаге и грешке естимирања $\xi_{\tilde{n}}$ индивидуалних (а) фазних ставова, (б) модула напона у зависности од параметра q

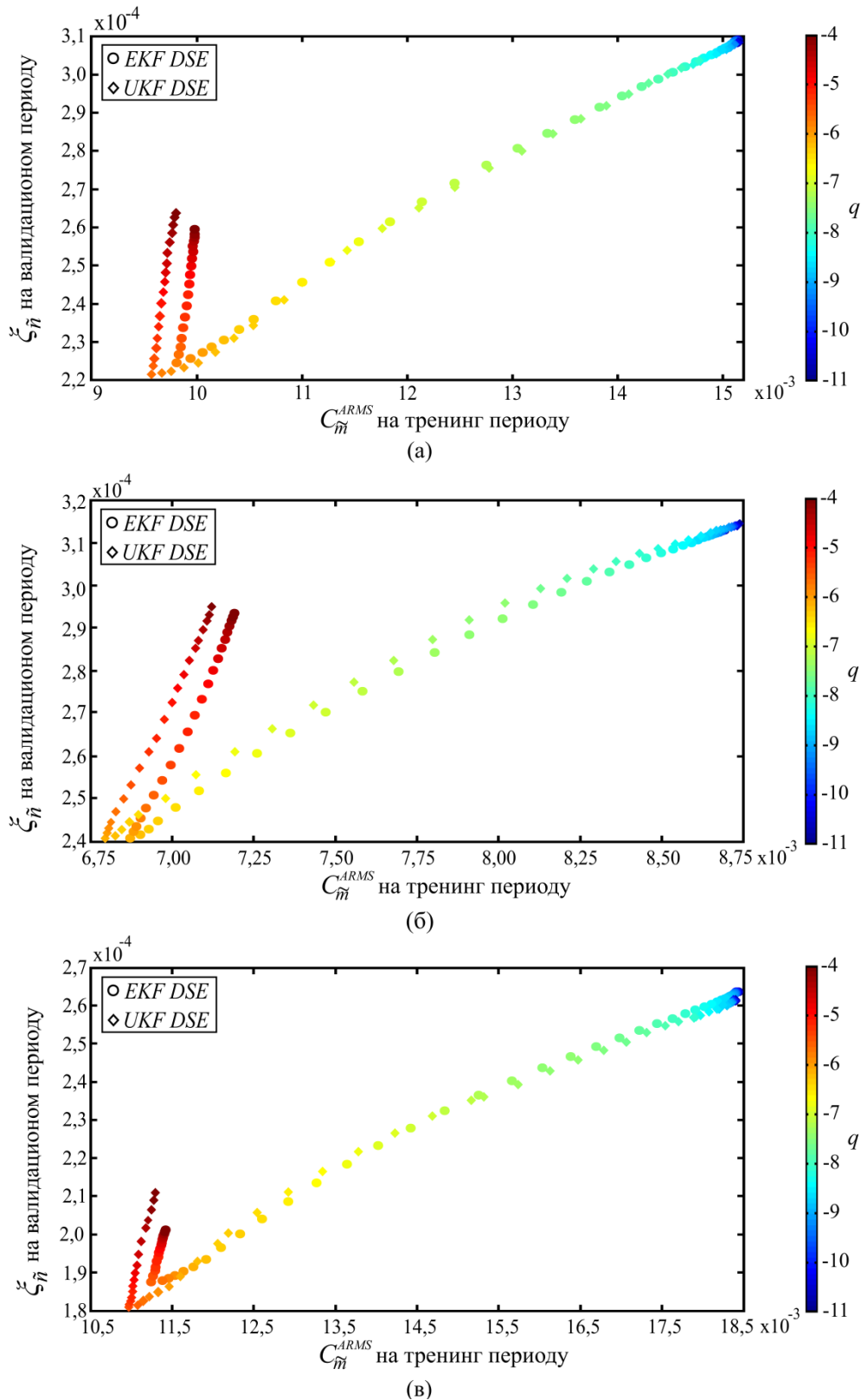
Слика 6.10а потврђује јасну корелисаност између функције циља $C_{\tilde{m}}^{ARMS}$ дефинисане за иновације мерења тока активне снаге и грешке естимације $\xi_{\tilde{n}}$ фазног става напона чвора 1, који је инцидентан грани у коју је постављено мерење тока снаге. Међутим, ова корелисаност важи не само за чвор у који се стиче грана с мерењем тока снаге, већ и за остале чворове. Да би се то доказало, на слици 6.10а су приказане грешке естимације фазног става напона и у другим чворовима. Произвољно су одабрани резултати за један потрошачки (чвор 3) и један генераторски чвор (чвор 8). На исти начин се изводе закључци о постојању корелисаности између функције циља $C_{\tilde{m}}^{ARMS}$ дефинисане за иновације мерења тока реактивне снаге и грешака естимације $\xi_{\tilde{n}}$ модула напона, што је приказано на слици 6.10б. Скраћеницом *BPF* (*Branch Power Flow*) на слици 6.10 означена је снага у грани с постављеним мерењем тока снаге.

Може се закључити да је идентификација параметра q најпрецизнија уколико се функција циља дефинише као просечна средња квадратна вредност иновација телеметрисаних мерења токова снага.

6.3.2 Верификација методе за фиксно подешавање матрице коваријанси Q на модификованом *IEEE 13* тест систему

Како би се проверило да ли се функција циља $C_{\tilde{m}}^{ARMS}$ може успешно користити за подешавање матрице коваријанси Q , динамичка естимација стања спроведена је на валидационом периоду и израчуната је укупна грешка естимације $\xi_{\tilde{n}}$. На слици 6.11 приказана је зависност укупне грешке естимације $\xi_{\tilde{n}}$ добијене на валидационом периоду и функције циља $C_{\tilde{m}}^{ARMS}$ дефинисане за иновације мерења токова снага у гранама на тренинг периоду. На слици 6.11 приказана је (а) укупна грешка естимације, (б) грешка естимације дефинисана за фазне ставове напона свих чворова и (в) грешка естимације дефинисана за модуле напона свих чворова у зависности од функције циља $C_{\tilde{m}}^{ARMS}$ дефинисане за иновације мерења (а) свих, (б) свих активних и (в) свих реактивних токова снага у гранама.

Слика 6.11 јасно указује на корелисаност између резултата добијених на тренинг и валидационом периоду. Коефицијент корелације је изнад 99% у свим случајевима. Према томе, употребом вредности параметра \hat{q}_C , идентификоване на тренинг периоду минимизацијом функције циља $C_{\tilde{m}}^{ARMS}$ дефинисане за иновације мерења токова снага у гранама, може се постићи скоро највећа могућа тачност филтра.



Слика 6.11 Грешка естимације $\xi_{\tilde{n}}$ (а) свих променљивих стања, (б) свих фазних ставова напона и (в) свих модула напона на валидационом периоду, зависно од функције циља $C_{\tilde{m}}^{ARMS}$ дефинисане за иновације (а) свих, (б) свих активних и (в) свих реактивних мерења токова снага у гранама на тренинг периоду. Вредност параметра q читава се с *colorbar*-а

6.3.3 Верификација методе за фиксно подешавање матрице коваријанси Q на модификованом *IEEE 37* тест систему

Модификовани *IEEE 13* тест систем има мерење тока снаге само у напојној трансформаторској станици. У случају модификованог *IEEE 37* тест система, мерења тока снаге постављена су у још три гране: 3-6, 9-12 и 10-13, а приказана су шрафираним симболима на слици 6.1б. С обзиром да је број оваквих мерења у дубини дистрибутивне мреже ограничен из финансијских разлога, избор локација које ће се довести под надзор *SCADA* система обично се у пракси врши према неком приоритету. У случају *IEEE 37* тест система избор грана је извршен тако да се мерењима покрију неке карактеристичне тачке у мрежи. Мерењем у грани 3-6 прати се потрошња дела конзума за који је карактеристично присуство трговачко-пословних објеката, док се мерењем у грани 10-13 прати потрошња дела конзума који чине потрошачи из категорије домаћинства. У грани 9-12 мерење је постављено да би се надзирало стање у делу мреже у ком се налази дистрибуирани генератор највеће снаге.

Анализа је најпре извршена без ових додатних мерења токова снага, да би након тога и ова мерења била укључена у анализу у различитим комбинацијама с мерењем тока снаге у напојној трансформаторској станици. Резултати за неке од тих комбинација приказани су у табели 6.2. Ради верификације методе, у табели 6.2 дата је вредност параметра \hat{q}_C која је добијена минимизацијом функције циља $C_{\tilde{m}}^{ARMS}$ дефинисане за иновације мерења токова снага у гранама на тренинг периоду, као и вредност параметра \hat{q}_ξ која је добијена минимизацијом укупне грешке естимације $\xi_{\tilde{n}}$ на валидационом периоду. Коефицијенти корелације између функције циља и грешке естимације такође су дати у табели 6.2.

Табела 6.2 Утицај броја мерења токова снага у гранама на прецизност предложене методе за фиксно подешавање матрице коваријанси Q

Гране с постављеним мерењем тока снаге	0-1		0-1, 9-12		0-1, 3-6, 10-13		0-1, 3-6, 9-12, 10-13	
	<i>EKF</i>	<i>UKF</i>	<i>EKF</i>	<i>UKF</i>	<i>EKF</i>	<i>UKF</i>	<i>EKF</i>	<i>UKF</i>
\hat{q}_C	-5,08	-5,11	-5,06	-5,12	-5,11	-5,09	-5,09	-5,06
$\xi_{\tilde{n}}(\hat{q}_C) \cdot 10^4$	3,764	3,635	3,726	3,632	2,984	2,931	2,916	2,869
\hat{q}_ξ	-5,06	-5,09	-5,01	-5,08	-5,05	-5,15	-5,02	-5,08
$\xi_{\tilde{n}}(\hat{q}_\xi) \cdot 10^4$	3,745	3,634	3,702	3,631	2,963	2,929	2,890	2,868
ρ [%]	94,97	96,19	95,63	96,12	97,41	97,39	97,39	97,59

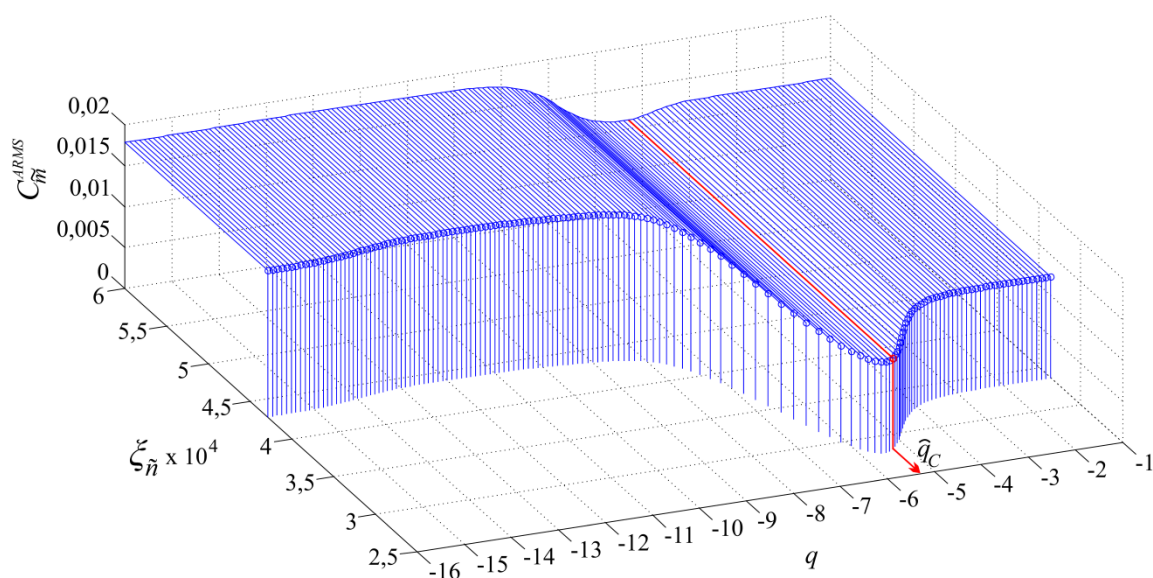
Мала разлика између грешака $\xi_{\tilde{n}}(\hat{q}_C)$ и $\xi_{\tilde{n}}(\hat{q}_\xi)$ добијених на валидационом периоду потврђује да се вредност параметра \hat{q}_C , идентификована на тренинг периоду, може успешно применити на валидационом периоду. Повећавањем броја мерења токова снага у систему смањује се грешка естимације и поправља корелисаност, што доводи до прецизније идентификације параметра q . Међутим, може се закључити да се сасвим задовољавајући резултати у погледу идентификације параметра q могу постићи уколико мерење тока снаге постоји само у напојној трансформаторској станици, што указује на робусност предложене методе.

6.4 Примена методе за фиксно подешавање матрице коваријанси Q на модификованим *IEEE 13* и *IEEE 37* тест системима с мерењима токова струја

Честа ситуација у дистрибутивним мрежама је да уместо мерења тока снаге постоји мерење тока струје у грани, што нарочито важи за изводе у дубини мреже. Како би се предложена метода тестирала на мерењима токова струја и како би се извршило поређење тако добијених резултата с одговарајућим резултатима добијеним применом методе на мерења токова снага, анализа је поновљена с оба *IEEE* тест система и оба Калманова филтра, с тим што су у овом случају мерења токова снага искључена из система, а на њихова места постављена мерења токова струја. За телеметрирана мерења токова струја у гранама мреже усвојена је, такође, тачност од 3%. Мерења токова струја у гранама генерисана су сагласно процедури описаној у секцији 6.1.

6.4.1 Анализа осетљивости грешке естимације $\xi_{\tilde{n}}$ и функције циља $C_{\tilde{m}}^{ARMS}$ на промене параметра q

Анализа осетљивости је спроведена на модификованом *IEEE 13* тест систему применом *EKF* алгоритма. Резултати добијени *EKF* алгоритмом динамичке естимације стања на тренинг периоду за *IEEE 13* тест систем приказани су на слици 6.12. Може се закључити да су укупна грешка естимације $\xi_{\tilde{n}}$ и функција циља $C_{\tilde{m}}^{ARMS}$ дефинисана за иновације мерења токова струја на исти начин осетљиве на промену параметра q и да достижу свој минимум за скоро исту вредност параметара. Функција циља $C_{\tilde{m}}^{ARMS}$ има минималну вредност у тачки $\hat{q}_C = -5,3$ (на слици обележена црвеном бојом).



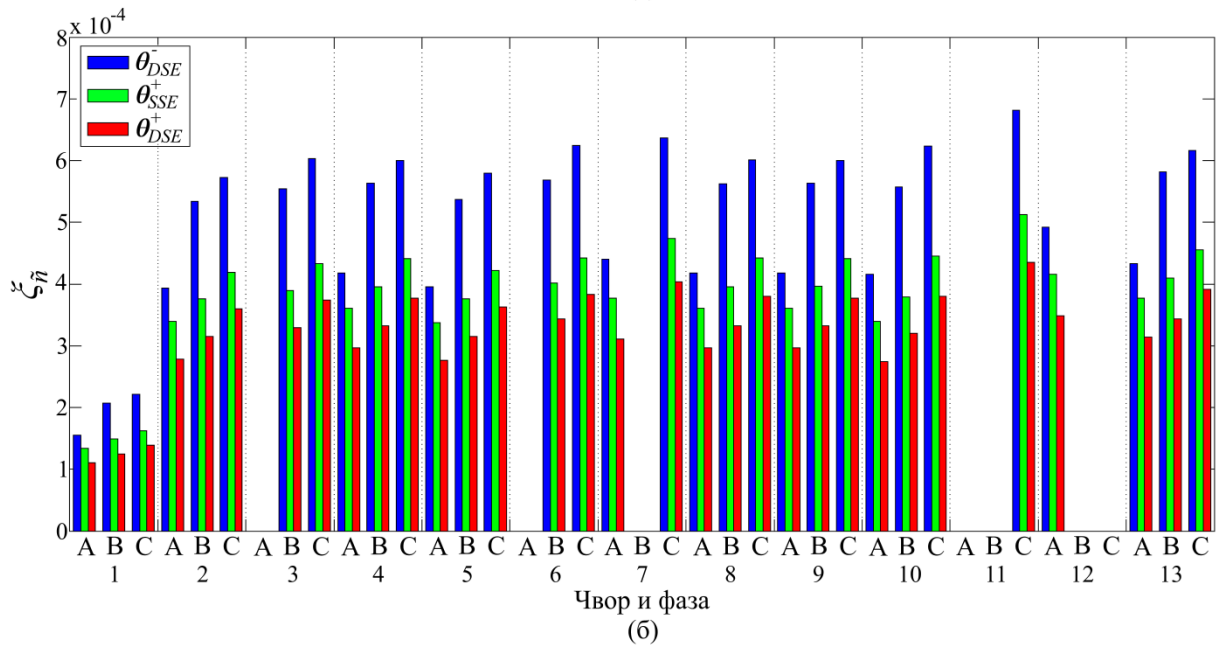
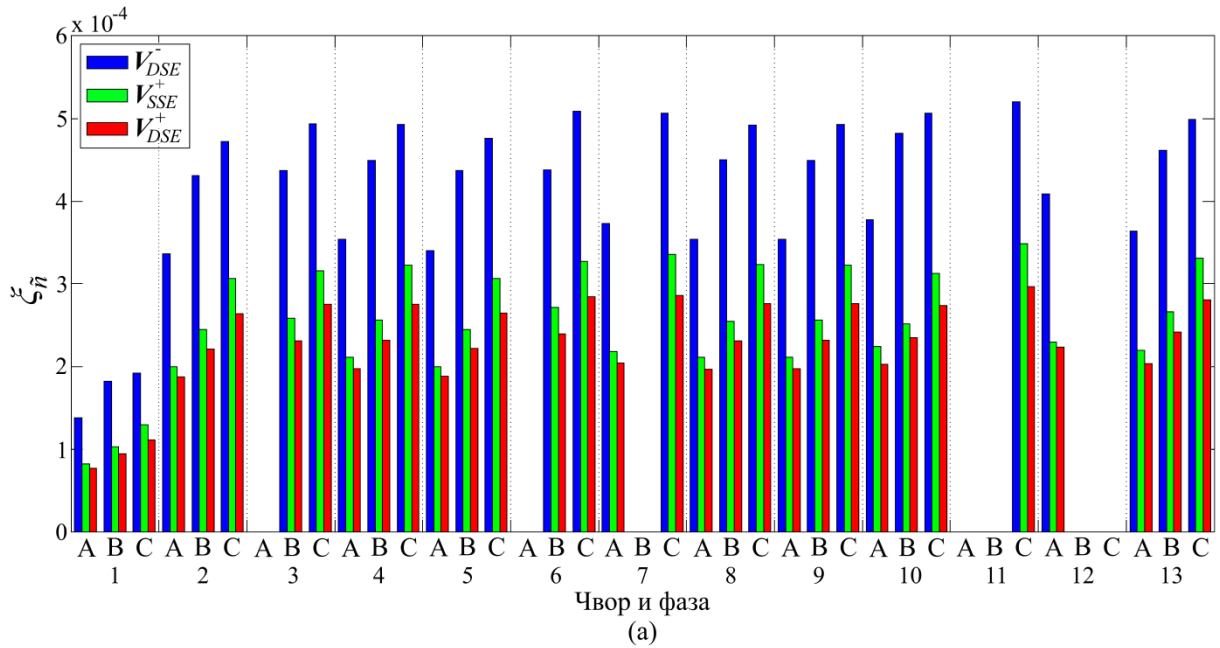
Слика 6.12 Укупна грешка естимације $\xi_{\tilde{n}}$ и функција циља $C_{\tilde{m}}^{ARMS}$ дефинисана за иновације мерења токова струја, добијене EKF алгоритмом динамичке естимације стања на тренинг периоду за различите вредности параметра q

6.4.2 Верификација методе за фиксно подешавање матрице коваријанси Q на модификованом *IEEE 13* тест систему

На слици 6.13 приказани су резултати естимације стања на валидационом периоду:

- грешка предвиђања (плави бар) и грешка естимације (црвени бар) за сваку индивидуалну променљиву ($\tilde{n} = 1$), одређене EKF алгоритмом динамичке естимације стања за вредност параметра $\hat{q}_C = -5,3$ идентификовану на тренинг периоду минимизацијом функције циља $C_{\tilde{m}}^{ARMS}$,
- грешка естимације одређена за сваку индивидуалну променљиву WLS алгоритмом статичке естимације стања (зелени бар).

На слици 6.13а дате су грешке на модулима напона, а на слици 6.13б грешке на фазним ставовима напона. Са слике се види како филтрирање поправља резултате предвиђања (грешка естимације је мања од грешке предвиђања за сваку променљиву стања). Осим тога, ако се параметар q подеси према предложеној методи, онда је квалитет естимације стања бољи уколико се стање естимира динамичким естиматором (грешка динамичке естимације је мања од грешке статичке естимације за сваку променљиву стања).

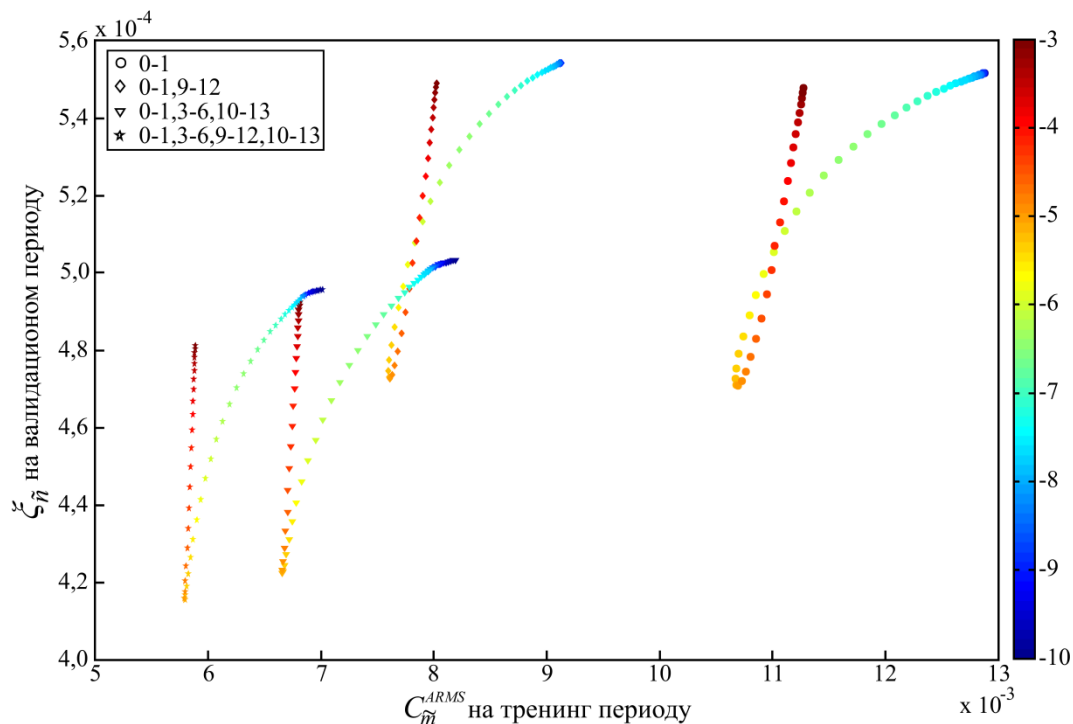


Слика 6.13 Грешке предвиђања и естимације динамичког EKF естиматора и грешка естимације статичког WLS естиматора на (а) модулима и (б) фазним ставовима напона на валидационом периоду

6.4.3 Верификација методе за фиксно подешавање матрице коваријанси Q на модификованом $IEEE 37$ тест систему

На слици 6.14 приказана је зависност укупне грешке естимације $\xi_{\tilde{n}}$ добијене на валидационом периоду од функције циља $C_{\tilde{m}}^{ARMS}$ дефинисане за иновације мерења токова струја у гранама на тренинг периоду. Приказани резултати су добијени применом EKF алгоритма динамичке естимације стања на модификованом $IEEE 37$ тест систему. Ради поређења резултата, мерења токова струја су укључивана у алгоритам естимације стања у

истим комбинацијама као што је то био случај код мерења токова снага (погледати табелу 6.2). На основу добијених резултата може се закључити да се предложена метода може успешно применити уколико се анализа иновација спроведе на мерењима токова струја у гранама.



Слика 6.14 Зависност укупне грешке естимације $\xi_{\tilde{n}}$ добијене на валидационом периоду од функције циља $C_{\tilde{m}}^{ARMS}$ дефинисане за иновације мерења токова струја у гранама на тренинг периоду за различити број мерења токова струја

Упоредном анализом резултата датих на слици 6.14 и у табели 6.2 за случај естимације стања EKF алгоритмом, може се закључити да се грешка естимације повећава ако се мерење тока снаге замени мерењем тока струје у истој грани. Пошто је за телеметрирана мерења струја усвојена иста класа тачности као за телеметрирана мерења снага (3%), овакви резултати су оправдани, с обзиром да мерење тока снаге у грани подразумева мерење активне и реактивне снаге, на супрот мерењу тока струје које подразумева само мерење модула струје. У првом случају постоји двоструко више телеметрираних мерења у грани, због чега је очекивано да алгоритам естимира стање с мањом грешком.

Као и у случају мерења токова снага, види се да повећање броја мерења токова струја поправља корелисаност између грешке естимације $\xi_{\tilde{n}}$ добијене на валидационом периоду и функције циља $C_{\tilde{m}}^{ARMS}$ дефинисане за иновације мерења токова струја на тренинг периоду.

6.5 Примена методе за фиксно подешавање матрице коваријанси Q на примеру реалне електродистрибутивне мреже

У питању је 20 kV извод напајан радијално из ТС⁶ 110/20 kV/kV Нови Сад 6. Деонице извода чине трофазни надземни (типа А1 3×50/20) или кабловски водови (типа ЕНР 48 95/20, ХНЕ 49-А 150/20 или ХНР 48 150/20). Осим тога, у свим потрошачким чворовима прикључени су трофазни потрошачи, па су због једноставности топологија мреже и мерна инфраструктура приказани монофазно на слици 6.15.

Потрошачи су дистрибутивне ТС 20/0,4(0,42) kV/kV или нисконапонско потрошачко подручје напајано из ТС 20/0,4(0,42) kV/kV (потрошачи прикључени у чвор 10 и чвор 11). У зависности од структуре потрошачког подручја напајаног из ТС 20/0,4(0,42) kV/kV, разликујемо следеће типове (профиле) потрошача: индивидуална градња, индивидуална градња (гас+бојлери), колективна градња (централно грејање+топла вода), индустријски и трговачко-пословни потрошачи. Нормализовани дневни хронолошки дијаграми активне p_{inj} и реактивне q_{inj} снаге оптерећења за сваки тип потрошача за радни дан у сезони јесен, преузети су из експлоатационе базе података о потрошњи и дати су у Додатку. У свим потрошачким чворовима, који или нису покривени мерењима (тј. немају RTU) или SCADA тачка нема конекцију и комуникацију с RTU на објекту, генеришу се псеудо мерења активних $P_{ps,inj}$ и реактивних $Q_{ps,inj}$ снага инјектирања користећи, као вредности показатеља потрошње, активност потрошача ϖ за разматрани дан и струју максиграфа на ниском напону I_{max} за одговарајућу сезону, на следећи начин:

$$P_{ps,inj,k} (Q_{ps,inj,k}) = \varpi \cdot p_{inj,k} (q_{inj,k}) \cdot S_{max}, \quad (6.7)$$

$$S_{max} = \sqrt{3} \cdot I_{max} \cdot U_n, \quad (6.8)$$

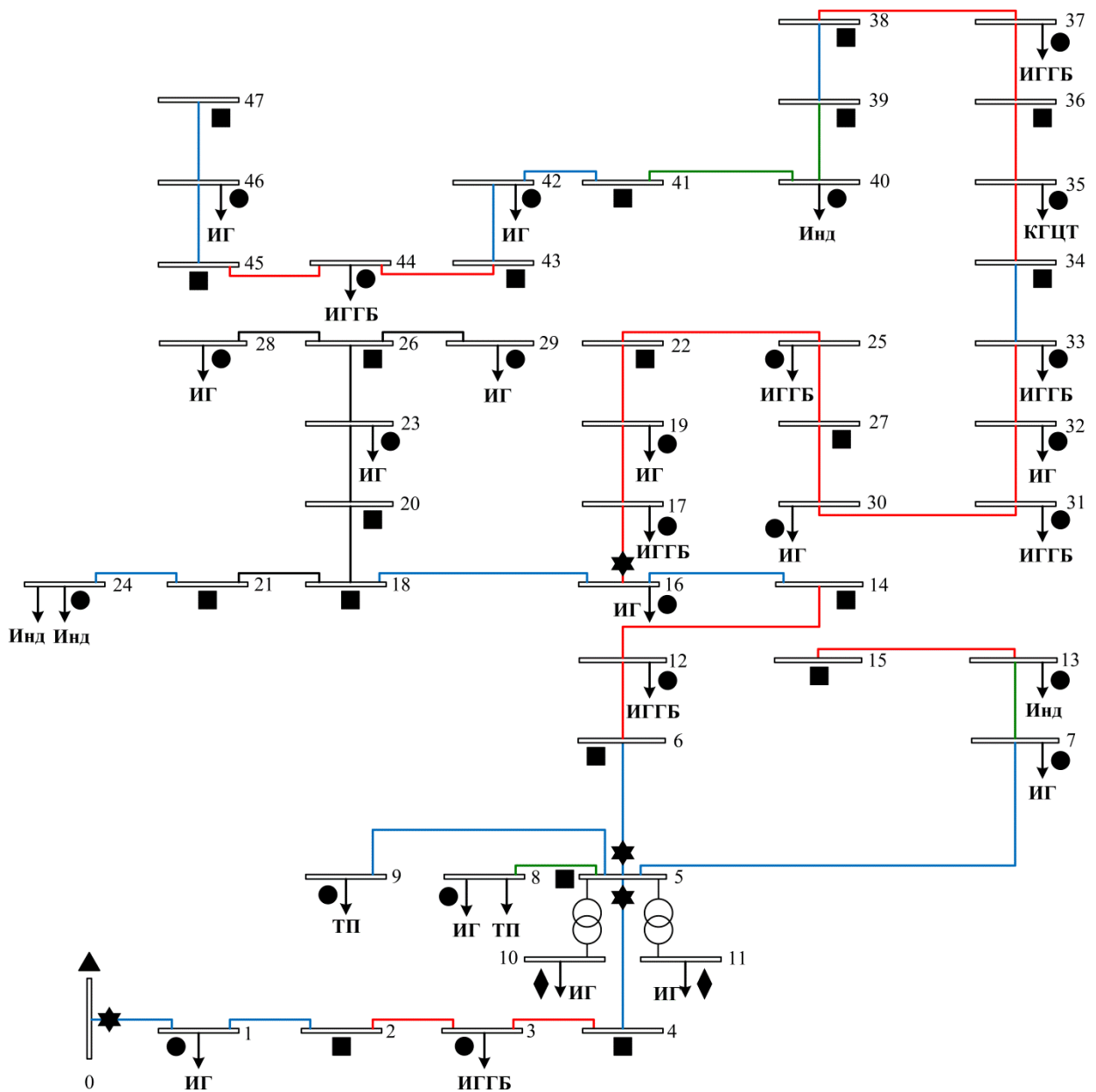
где је U_n линијска вредност назначеног напона нисконапонске мреже.

SCADA систем обезбеђује телеметрисана мерења:

- модула напона на средњенапонским сабирницама 20 kV у напојној ТС 110/20 kV/kV,
- модула струја у изводном пољу главног напојног вода,
- дубинска мерења активних и реактивних снага и/или модула струја у две ТС 20/0,4(0,42) kV/kV.

Телеметрисана мерења су преузета из експлоатационе базе података SCADA система за период од 11.12.2017. у 12:00:00 h до 12.12.2017. у 12:00:00 h. Мерења су читавана с временским кораком од 15 min, што даје 96+1=97 одбирака у току дана.

⁶ ТС – Трансформаторска станица



- | | |
|---|--|
| ИГ – Индивидуална градња | ★ – Телеметрирано мерење струје у грани |
| ИГГБ – Индивидуална градња (гас+бојлери) | ◆ – Телеметрирано мерење снаге инјектирања |
| Инд – Индустрија | ● – Псеудо-мерење снаге инјектирања |
| ТП – Трговачко-пословни | ▲ – Телеметрирано мерење модула напона |
| КГЦТ – Колективна градња
(централно грејање+топла вода) | ■ – Виртуелно мерење |

- ENR 48 95/20
- ХНЕ 49-А 150/20
- ХНР 48 150/20
- АІ 3x50/20

Слика 6.15 Топологија дела реалне дистрибутивне мреже Електродистрибуције Нови Сад с постојећом мерном инфраструктуром

У мерну инфраструктуру укључено је:

- 27 телеметрисаних мерења: $1 \times 3 = 3$ мерења напона, $2 \times 3 = 6$ мерења активних снага инјектирања у чворовима, $2 \times 3 = 6$ мерења реактивних снага инјектирања чворовима и $4 \times 3 = 12$ мерења тока струје у гранама мреже,
- 120 виртуелних мерења: $20 \times 3 = 60$ виртуелних мерења активних снага инјектирања и $20 \times 3 = 60$ виртуелних мерења реактивних снага инјектирања,
- 150 псеудо мерења: $25 \times 3 = 75$ псеудо мерења активних снага инјектирања и $25 \times 3 = 75$ псеудо мерења реактивних снага инјектирања.

Систем броји укупно 47 чворова, без референтно-балансног чвора. Чворови су нумерисани по нивоима (*layers*). Сабирнице 20 kV у ТС Нови Сад 6 усвојене су за референтно-балансни чвор (корен мреже), с вредностима фазних ставова напона 0, $-2\pi/3$ и $2\pi/3$ rad за фазе А, В и С, респективно. С обзиром да су ове сабирнице мониторисане мерењем напона, модули напона фаза референтно-балансног чвора, изражени у релативним јединицама у односу на назначени фазни напон мреже, укључени су у вектор променљивих стања. На тај начин вектор стања броји $47 \times 3 \times 2 + 3 = 285$ променљивих. Имајући у виду број телеметрисаних мерења, редунданса дистрибутивне мреже износи:

$$R_d = \frac{m}{n} = \frac{27}{285} = 0,095, \quad (6.9)$$

што чини мрежу неопсервабилном. Генерисањем псеудо мерења снага инјектирања у немониторисаним потрошачким чворовима обезбеђује се опсервабилност мреже, а вредност редундансе мерења подиже на 1,042.

Псеудо и виртуелним мерењима додељена је иста класа тачности као у анализама спроведеним на модификованим *IEEE* тест системима. Услед недостатка података о класама тачности мерних инструмената, исти приступ коришћен је и при додељивању класе тачности телеметрисаним мерењима.

Као што је то објашњено у секцији 6.1, у случају реалне дистрибутивне мреже поступак генерисања телеметрисаних мерења замењен је поступком прикупљања мерења из *SCADA* система. С обзиром на расположиви број одбирака у току дана, динамичка естимација спроведена је на временском интервалу од првих 48 одбирака (тренинг период), што је половина укупног броја одбирака. Минимизацијом функције циља C_m^{ARMS} дефинисане за иновације мерења токова струја врши се идентификација вредности параметра q . Како се ради о реалној дистрибутивној мрежи, тачно стање у мрежи није познато, па није могуће практично проверити да ли грешка естимације има свој минимум за идентификовану вредност параметра \hat{q}_C .

Квалитет идентификације параметра q приближно се може проверити кроз симулације. У ту сврху коришћена је друга половина од 48 одбирака. На тај начин се

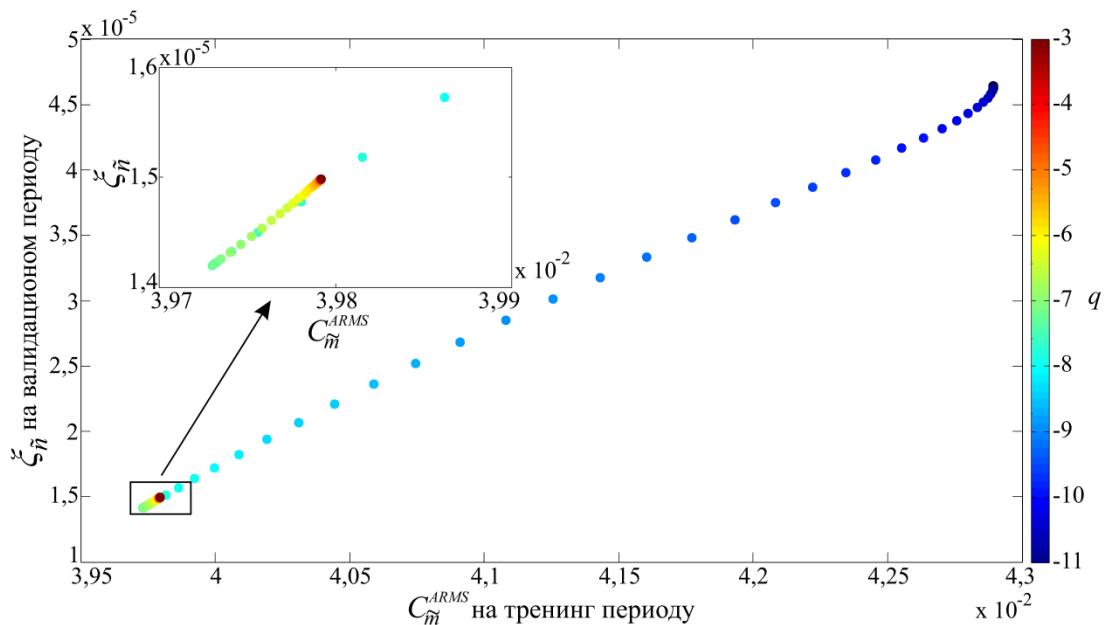
динамичка естимација реализује на истом временском интервалу и у тренинг фази и у фази валидације.

Да би провера била поузданија, неопходно је да се у симулацијама примени исти просторни и структурни распоред мерења као и у реалној мрежи, да класе тачности мерења буду исте као класе тачности одговарајућих мерења у реалној мрежи и да се промена оптерећења симулира што је могуће ближе начину на који се оптерећење мења у реалном систему. Да би се то постигло, коришћен је поступак за генерисање мерења из секције 6.1 с минималним изменама у Кораку 1 поступка, тако да сада:

- снаге инјектирања дате једначином (6.7) представљају тачна мерења снага инјектирања у чворовима с псеудо мерењем снаге инјектирања,
- снаге инјектирања преузете из SCADA система представљају тачна мерења снага инјектирања у чворовима с телеметрисаним мерењем снаге инјектирања.

Кораци 2, 3 и 4 поступка за генерисање мерења су исти.

На слици 6.16 приказани су резултати естимације. Минимизацијом функције циља $C_{\tilde{m}}^{ARMS}$ дефинисане за иновације мерења токова струја на тренинг периоду добија се вредност параметра $\hat{q}_C = -7,3$. Ова вредност је идентична вредности \hat{q}_ξ добијеној на валидационом периоду минимизацијом укупне грешке естимације $\xi_{\tilde{n}}$. Такође, ниво корелисаности између функције циља $C_{\tilde{m}}^{ARMS}$ на тренинг периоду и грешке естимације $\xi_{\tilde{n}}$ на валидационом периоду је изузетно висок ($\rho = 99,96\%$).



Слика 6.16 Зависност укупне грешке естимације $\xi_{\tilde{n}}$ добијене симулацијом тачног стања на валидационом периоду од функције циља $C_{\tilde{m}}^{ARMS}$ дефинисане за иновације мерења токова струја у гранама на тренинг периоду

7 НОВА МЕТОДА ЗА АДАПТИВНО ПОДЕШАВАЊЕ МАТРИЦЕ КОВАРИЈАНСИ Q У ЕКФ АЛГОРИТМУ ДИНАМИЧКЕ ЕСТИМАЦИЈЕ СТАЊА

Иако се матрица коваријанси Q може моделовати као константна у квазистационарном режиму, ипак треба имати у виду да се од ове претпоставке полази како би се начин моделовања поједноставио. И у квазистационарном режиму грешка коју прави динамички модел варира у смислу да се стварне вредности матрице коваријанси Q мењају. Иако су промене ових вредности мале, оне ипак постоје, па се намеће питање да ли је могуће направити нешто комплекснији модел матрице коваријанси Q који ће узети у обзир ове промене, а све с циљем да се квалитет естимације у квазистационарном режиму додатно поправи.

У току дана, оптерећење се у дистрибутивној мрежи мења на начин који се може успешно предвидети. Изненадне нагле промене нису честе и могу бити последица неког непредвидивог (неочекиваног) или предвидивог (очекиваног) догађаја [48]. Под непредвидивим догађајима овде се подразумевају испади потрошача, дистрибуираних генератора, водова и трансформатора, који су последица реаговања система заштите изазваног кваровима као што су оточни кратки спојеви или прекиди фазних проводника. Уколико је до испада дошло услед реаговања заштите изазваног опасним погонским стањима као што су режими с преоптерећењем или блиски преоптерећењу, режими у којима је напон близак максимално/минимално дозвољеној радној вредности и сл, такви испади се могу сматрати предвидивим. У предвидиве догађаје који могу довести до нагле промене стања у систему убрајају се и најављена искључења водова и потрошача/дистрибуираних генератора већих снага услед обављања планског ремонта или одржавања опреме, као и њихова поновна прикључења на мрежу. Нагле промене се, такође, могу предвидети ако се јављају као последица промена временских услова (нпр. нагла промена у соларној ирадијанси доводи до наглих промена у излазној снази фотонапонског генератора [82]).

У случају настанка нагле промене, Холтова *LES* метода не може брзо да прилагоди вредности вектора g (једначина (2.19)) новонасталим променама. Последица је да грешка коју прави динамички модел значајно порасте у односу на грешку коју је динамички модел правио у квазистационарном режиму. Овакве варијације у грешци динамичког модела нису занемарљиве, те стога њихове појаве морају бити на адекватан начин моделоване матрицом коваријанси Q . У супротном, оне могу озбиљно да наруше квалитет естимације. Адаптивне естимационе технике подразумевају *online* ажурирање матрице Q да би се вредности елемената матрице прилагодиле актуелном стању у мрежи, и то што је брже могуће како би се редуковали ефекти грешака динамичког модела на квалитет естимације стања [13, 18, 83]. У овом поглављу представљена је нова метода за адаптивно подешавање матрице коваријанси Q , за коју ће се у даљем тексту, на местима где је то потребно због једноставности записа, користити термин адаптивна техника.

Без обзира на то да ли је у питању квазистационарно стање или нагла промена, предложена адаптивна техника, такође, моделује матрицу коваријанси Q као дијагоналну, у форми $Q_k = 10^{q_k} \cdot I_n$, али овога пута вредност параметра q није константна, већ је идеја да се вредност параметра q_k мења током периода динамичке естимације стања у складу с нивоом промене у систему. Да би ово било изводљиво потребно је установити индикатор нивоа промене у систему на основу којег ће адаптивна техника бити у стању да прилагоди вредности параметра q_k новонасталим променама у тренутку k .

Адаптивна техника развијена је у складу с карактеристикама EKF алгоритма. Њена примењивост на UKF алгоритам ограничена је из разлога о којима ће више речи бити у секцији 7.6.

7.1 Индикатор нивоа промене стања у систему

Свака промена стања одражава се на грешку w_k коју прави динамички модел у тренутку k . Ако грешка динамичког модела порасте, природно је да варијансу грешке треба повећати. Ово се може постићи повећањем вредности параметра q , с обзиром да дијагонални елементи матрице Q , који моделују варијансе грешака динамичког модела, директно зависе од вредности параметра q . Насупрот томе, мању грешку треба моделовати мањом варијансом, што се може постићи смањењем вредности параметра q . С обзиром да грешку динамичког модела w_k није могуће одредити пре филтрирања пресека мерења у тренутку $k+1$ (погледати једначину (2.20)), а да процес филтрирања захтева задавање матрице коваријанси Q , ниво промене се мора проценити на основу неког другог показатеља при чему тај показатељ мора бити доступан пре фазе филтрирања. Уколико је матрица коваријанси претходно естимираног вектора стања P_k^+ адекватно апроксимирана (код сценарија „SSE старт“ то је случај за било који тренутак k), информација о нивоу промене који грешка динамичког модела носи у себи пренеће се верно на одступање предвиђеног вектора мерења од пресека мерења добијеног из SCADA система у тренутку $k+1$. Ово одступање представља заправо вектор иновација v_k . То указује да се као индикатор нивоа промене могу користити иновације мерења. Што је промена интензивнија иновације ће имати већу вредност, и обратно.

Управо ова чињеница је искоришћена при развоју адаптивне технике за подешавање матрице коваријанси Q , која се може користити у свим могућим погонским стањима: и у квазистационарном режиму, али и при наглим променама. С обзиром да су у пресеку мерења присутни различити типови мерења (мерења напона, струје и снаге), као и да се у оквиру појединих типова мерења мерене величине разликују и по неколико редова величине (снаге појединих потрошача варирају од неколико десетина до неколико стотина kW, док су токови снага у појединим гранама реда MW), иновације се путем нормализације своде на исти ред величине како би биле међусобно упоредиве.

7.2 Адаптивно подешавање матрице коваријанси Q у квазистационарном режиму

Нека је $\bar{\tau}_k$ средња вредност апсолутних нормализованих иновација у тренутку k , дефинисана изразом:

$$\bar{\tau}_k = \frac{1}{\tilde{m}} \sum_{l=1}^{\tilde{m}} |\tau_{l,k}|, \quad (7.1)$$

где је $\tau_{l,k}$ нормализована иновација l -тог мерења у тренутку k , при чему нормализована иновација $\tau_{l,k}$ припада вектору $\tilde{\tau}_k = \tilde{\tau}_{r,k}$ који, по аналогији с разматрањима у секцији 5.2, представља вектор нормализованих иновација телеметрираних мерења.

Нека је затим $E[\bar{\tau}]$ очекивана средња вредност апсолутних нормализованих иновација у квазистационарном режиму. Очекивана средња вредност $E[\bar{\tau}]$ може се проценити из:

$$E[\bar{\tau}] = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \bar{\tau}_k(\hat{q}_C), \quad (7.2)$$

где $\bar{\tau}_k(\hat{q}_C)$ представља средњу вредност апсолутних нормализованих иновација у тренутку k добијену EKF алгоритмом динамичке естимације стања у квазистационарном режиму при фиксном подешењу матрице коваријанси Q које одговара идентификованој вредности параметра \hat{q}_C , тј. при $Q = 10^{\hat{q}_C} \cdot I_n$. Вредност добијена помоћу једначине (7.2) поузданија је што је број временских одбирака на периоду динамичке естимације стања већи.

Предложена једначина којом се може извршити адаптација (прилагођавање) вредности параметра q променама у систему је:

$$q_k = \hat{q}_C \exp\left(-\frac{\bar{\tau}_k - E[\bar{\tau}]}{2\eta^2}\right), \quad (7.3)$$

где η представља параметар којим се скалира одступање средње вредности апсолутних нормализованих иновација $\bar{\tau}_k$ од њене очекиване вредности $E[\bar{\tau}]$ у квазистационарном режиму. Разлози за примену једначине (7.3) су следећи:

- Како је циљ да се параметар q подеси тако да се грешка естимације стања додатно смањи у односу на минималну грешку која се може постићи фиксним подешењем

параметра, логично је вредност \hat{q}_C узети као референтну, у смислу да вредност параметра q треба да варира око ове вредности сходно нивоу промена у систему.

- Ако је вредност \hat{q}_C узета за референтну, онда је оправдано да се средње вредности апсолутних нормализованих иновација $\bar{\tau}_k(\hat{q}_C)$, добијене у квазистационарном режиму при подешењу $Q = 10^{\hat{q}_C} \cdot I_n$, узму као референтне за поменути режим, односно као вредности на основу којих ће се одредити очекивање $E[\bar{\tau}]$.
- Експоненцијална функција пружа могућност да се промене у систему моделују на захтевани начин:
 - Уколико је средња вредност апсолутних нормализованих иновација у тренутку k већа од очекиване, ниво промене је већи од оног који се очекује за $q = \hat{q}_C$, те стога једначина (7.3) параметру q додељује већу вредност и то утолико већу што је средња вредност $\bar{\tau}_k$ већа од очекивања $E[\bar{\tau}]$. На тај начин се смањује приоритет који филтар даје резултатима предвиђања, што и јесте циљ кад ниво промене стања у систему расте.
 - Уколико је средња вредност апсолутних нормализованих иновација у тренутку k мања од очекиване, ниво промене је мањи од оног који се очекује за $q = \hat{q}_C$, те стога једначина (7.3) параметру q додељује мању вредност и то утолико мању што је средња вредност $\bar{\tau}_k$ мања од очекивања $E[\bar{\tau}]$. На тај начин се повећава приоритет који филтар даје резултатима предвиђања, што и јесте циљ кад се ниво промене стања у систему смањује.
 - Уколико је средња вредност апсолутних нормализованих иновација у тренутку k једнака очекиваној, ниво промене одговара очекиваном, те стога нема потребе за променом вредности параметра.
- У једначини (7.3), ниво промене стања се одређује узимајући у обзир нормализоване иновације свих телеметрисаних мерења. Што је промена стања интензивнија то ће се одразити на већи број телеметрисаних мерења, односно доћи ће до пораста вредности апсолутних нормализованих иновација на већем броју телеметрисаних мерења.
- Псеудо мерења не могу допринети регистрању нивоа промене будући да представљају претпостављене вредности мерења. Виртуелним мерењима, иако апсолутно тачним, мора се задати нека варијанса, што значи да се променљива која је по природи детерминистичка моделује као стохастичка с неком претпостављеном варијансом. Због тога се и иновације на виртуелним мерењима не могу посматрати као поуздан извор информација о нивоу промене.
- Параметар η служи да се скалира одступање средње вредности апсолутних нормализованих иновација $\bar{\tau}_k$ у односу на очекивану вредност $E[\bar{\tau}]$, како би се постигао најбољи могући ефекат на квалитет естимације стања у квазистационарном режиму.

7.3 Подешавање параметара неопходних за извршавање адаптивне технике

За *online* извршавање предложене адаптивне технике неопходно је идентификовати три параметра: \hat{q}_C , $E[\bar{\tau}]$ и η . У пракси, сва три параметра се могу проценити *offline* анализом мерења прикупљених током квазистационарног погона система.

Параметар \hat{q}_C представља вредност која минимизира функцију циља $C_{\bar{m}}^{ARMS}$ дефинисану за иновације мерења токова снага/струја у гранама, како је то објашњено у секцији 5.2.4. Очекивана средња вредност апсолутних нормализованих иновација $E[\bar{\tau}]$ за квазистационарни режим може се проценити помоћу једначине (7.2).

На основу идеје о корелисаности укупне грешке естимације $\xi_{\bar{n}}$ и функције циља $C_{\bar{m}}^{ARMS}$ дефинисане за иновације мерења токова снага/струја у гранама, претпоставља се да се с вредношћу параметра η која минимизира функцију циља може достићи скоро најбољи могући квалитет естимације који се може остварити применом предложене адаптивне технике. Дакле, потребно је идентификовати вредност параметра η као вредност која минимизира функцију циља при унапред познатим параметрима \hat{q}_C и $E[\bar{\tau}]$, односно:

$$\hat{\eta}_C = \arg \min_{\eta} \left\{ C_{\bar{m}}^{ARMS} (\eta | \hat{q}_C, E[\bar{\tau}]) \right\}. \quad (7.4)$$

7.4 Преглед начина за нормализацију иновација

Приступ који је коришћен од стране већег броја аутора [4, 15, 16, 84] своди се на употребу нормализованог вектора иновација τ_k чији се елементи добијају на следећи начин:

$$\tau_{l,k} = \frac{v_{l,k}}{\sigma_{S_{l,k}}}, \quad (7.5)$$

где је $\sigma_{S_{l,k}}$ стандардна девијација l -те иновације у тренутку k , која се добија из матрице коваријанси вектора иновација S_k као:

$$\sigma_{S_{l,k}} = \sqrt{S_k(l,l)}, \quad (7.6)$$

где $S_k(l,l)$ означава елемент на позицији (l,l) у матрици S_k .

Иако је математички тачан приступ нормализовати иновацију мерења у односу на стандардну девијацију саме иновације, поједини аутори предлажу и друге видове нормализације. Сличан приступ забележен је у [14] где се иновација мерења нормализује у односу на збир стандардне девијације предвиђене вредности мерења $\sigma_{T,l,k}$ и стандардне девијације самог мерења $\sigma_{R,l,k}$ као:

$$\tau_{l,k} = \frac{v_{l,k}}{\sigma_{T,l,k} + \sigma_{R,l,k}}, \quad (7.7)$$

где је $\sigma_{T,l,k}$ стандардна девијација предвиђене вредности l -тог мерења у тренутку k , која се добија из матрице коваријанси предвиђеног вектора мерења T_k као:

$$\sigma_{T,l,k} = \sqrt{T_k(l,l)}. \quad (7.8)$$

Овај приступ има такође за циљ да се при нормализацији у обзир узме и тачност мерења и тачност у предвиђању мерења. Међутим, у општем случају, вредности овако нормализованих иновација разликоваће се у односу на оне добијене једначином (7.5), јер на основу једначине (4.25) следи да је:

$$\sigma_{S,l,k} = \sqrt{\sigma_{T,l,k}^2 + \sigma_{R,l,k}^2} \leq \sigma_{T,l,k} + \sigma_{R,l,k}. \quad (7.9)$$

Како би се постигла већа осетљивост нормализованих иновација на појаву лоших мерења, иновација мерења се може нормализовати и у односу на стандардну девијацију мерења $\sigma_{R,l,k}$ [4, 15] као:

$$\tau_{l,k} = \frac{v_{l,k}}{\sigma_{R,l,k}}. \quad (7.10)$$

Иако у случају наглих промена нормализоване иновације дате једначином (7.10) немају физичко значење као нормализоване иновације дате једначином (7.5), оне свакако неће довести до погрешних закључака. То је очигледно, с обзиром да њихове вредности могу бити само веће од оних које се добијају помоћу једначине (7.5), што произилази из једначине (4.25). Овај приступ је и рачунски погодан из разлога што фаза детекције аномалија не захтева прорачун матрице S_k .

Користећи нотацију из секције 5.2.4, вектор нормализованих иновација који обухвата само телеметрирана мерења $\tilde{\tau}_k = \tilde{\tau}_{rt,k}$ састоји се од следећа три субвектора:

$$\tilde{\tau}_{rt,inj,k}, \tilde{\tau}_{rt,flow,k} \text{ и } \tilde{\tau}_{rt,V,k}.$$

7.5 Адаптивно подешавање матрице коваријанси Q при наглим променама

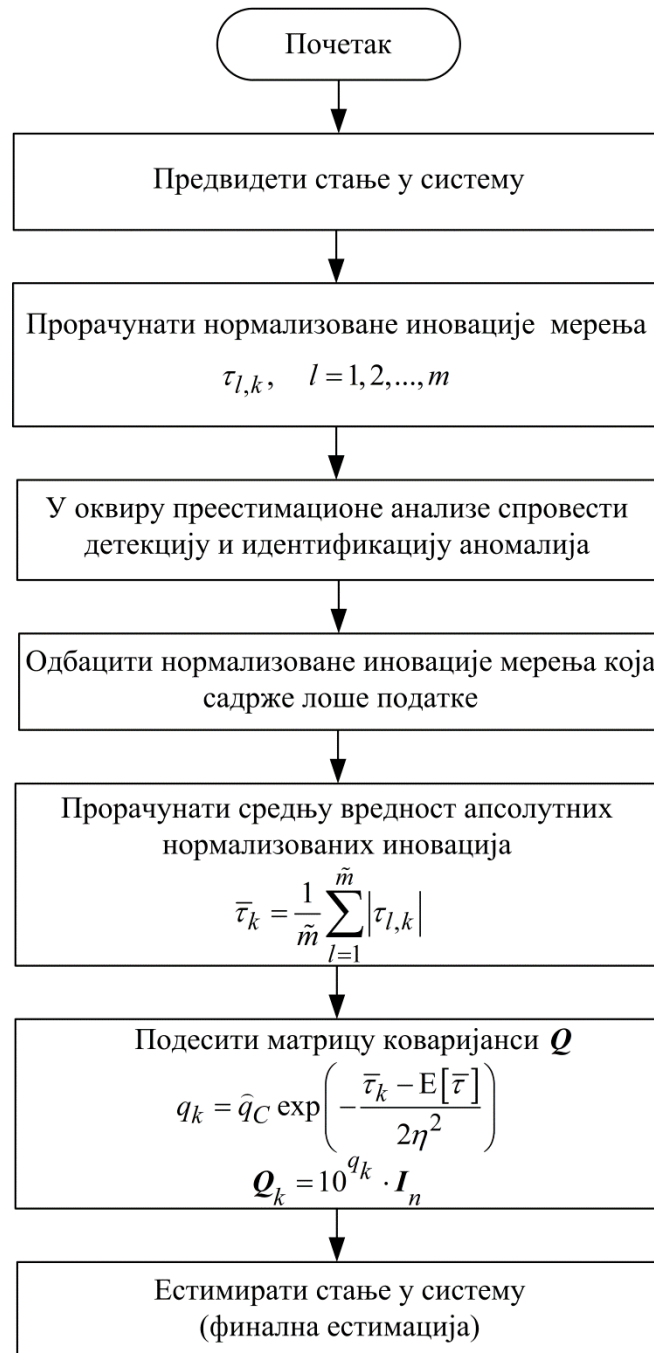
Када се догоди нагла промена стања у систему вредност параметра \hat{q}_C , која је идентификована у квазистационарном режиму (једначина (5.8)), више неће давати оптималне резултате у погледу квалитета естимације. У тренутку настанка нагле промене динамички модел није у могућности да адекватно предвиди стање у систему (погледати претпоставке наведене у секцији 2.1 на основу којих се долази до општег линеарног динамичког модела описаног једначином (2.3)). Због тога се као логично решење намеће опција да се при наглој промени стања утицај предвиђеног вектора стања на резултате естимације редукује повећањем вредности дијагоналних елемената матрице коваријанси Q . То се директно постиже повећањем вредности параметра q . На овај приступ решавању проблема наглих промена указано је у [16], али без конкретних предлога како то треба спровести. Оправдање за овакав приступ огледа се у следећем: С повећањем вредности дијагоналних елемената матрице Q уједно се повећавају и вредности дијагоналних елемената матрице коваријанси предвиђеног вектора стања P^- . На тај начин смањују се тежински фактори који се додељују предвиђеним вредностима променљивих стања, тј. смањује се ниво приоритета који филтар даје резултатима предвиђања, што је и био циљ.

Природно је да параметру q треба задати утолико већу вредност што је промена у систему већег интензитета. Све већа вредност параметра q значи давање све мањег нивоа приоритета предвиђеном вектору стања. При променама великог интензитета ниво приоритета који филтар даје резултатима предвиђања треба да буде толико мали да се може сматрати да се резултати предвиђања у потпуности одбацују и да динамички естиматор извршава естимацију узимајући у обзир само тренутни пресек мерења, односно да суштински ради као статички естиматор кроз једну итерацију.

После проласка нагле промене стања и повратка система у квазистационарни режим, како би се одржао највећи могући квалитет естимације стања, потребно је постепено повећавати ниво приоритета који филтар даје предвиђеном вектору стања. То се може постићи смањењем вредности параметра q , све док се ова вредност параметра q не врати у околину вредности \hat{q}_C одређене применом методе за фиксно подешавање у квазистационарном режиму.

Сви претходно наведени захтеви се обухватају применом предложене адаптивне технике. На основу тога постаје јасно да се предложена техника може користити и у квазистационарном режиму и при наглим променама. Осим тога, употреба експоненцијалне функције за адаптацију вредности параметра q пружа додатну погодност при наглим променама, а то је да при променама изузетно великог интензитета спречава да параметар q узме вредности за које систем једначина може да постане слабо условљен. Наиме, за вредности параметра q које су веће од нуле, матрица коваријанси вектора

иновација \mathbf{S} лако улази у проблем са сингуларитетом. Теоретски, највећа вредност која се може задати параметру q применом једначине (7.3) је 0. С друге стране, при променама изузетно великог интензитета нема потребе да се параметру q задају вредности веће од 0, јер је за $q = 0$ однос варијанси предвиђеног вектора мерења и варијанси самих мерења толики да се може сматрати да ће филтар у потпуности одбацити резултате предвиђања, што се и захтева при променама изузетно великог интензитета. На слици 7.1 приказан је дијаграм тока алгоритма предложене адаптивне технике.



Слика 7.1 Алгоритам предложене технике за адаптивно подешавање параметра q у квазистационарном режиму и при наглим променама

7.6 Ограниченост примене адаптивне технике на UKF алгоритам

UKF алгоритам је осетљив на промене параметра q [16]. На основу анализе резултата приказаних на слици 6.4 може се рећи да је UKF алгоритам изузетно осетљив при ниским, али и при високим вредностима параметра q . У интервалу вредности већих од оптималне вредности \hat{q}_C за квазистационарни режим, UKF алгоритам је знатно осетљивији на промене параметра q у односу на EKF алгоритам. С порастом вредности параметра q грешка EKF алгоритма тежи грешци статичког WLS алгоритма, док грешка UKF алгоритма врло брзо премашује грешку статичког естиматора. Због тога се може очекивати да квалитет UKF естимације буде лош, нарочито при наглим променама, с обзиром да предложена адаптивна техника захтева да вредност параметра q буде утолико већа што је промена интензивнија. Осим тога, UKF алгоритам користи матрицу коваријанси Q за прорачун предвиђеног вектора мерења. Конкретно, то значи да се матрица коваријанси Q мора задати пре него што се спроведе анализа иновација, док код EKF алгоритма то није случај.

8 ВЕРИФИКАЦИЈА НОВЕ МЕТОДЕ ЗА АДАПТИВНО ПОДЕШАВАЊЕ МАТРИЦЕ КОВАРИЈАНСИ Q У КВАЗИСТАЦИОНАРНОМ РЕЖИМУ И ПРИ НАГЛИМ ПРОМЕНАМА

У овом поглављу извршена је верификација предложене адаптивне технике описане у поглављу 7. Резултати и закључци биће приказани и изведени, респективно, за *IEEE 37* тест систем за случај када су сва четири мерења токова снага укључена у мерну инфраструктуру. Такође, ови закључци су потврђени и на преостала два система. У анализу су укључене само иновације телеметрисаних мерења, тј. иновације које припадају вектору $\tilde{\mathbf{v}}_{rt}$.

Најпре је спроведена динамичка естимација стања у квазистационарном режиму на тренинг периоду коришћењем *EKF* алгоритма, али овог пута само за фиксно подешавање параметра \hat{q}_C , при чему је ова вредност претходно идентификована и дата у табели 6.2. На основу резултата предвиђања добијених *EKF* алгоритмом динамичке естимације стања, анализирани су ефекти различитих начина нормализовања вектора иновација. Анализа је урађена, у складу с разматрањима из секције 7.4, за иновације свих телеметрисаних мерења и то за случајеве када се иновација нормализује:

- а) стандардном девијацијом иновације $\sigma_{S_{l,k}}$ – једначина (7.5),
- б) збиром стандардне девијације предвиђене вредности мерења и стандардне девијације самог мерења $\sigma_{T_{l,k}} + \sigma_{R_{l,k}}$ – једначина (7.7),
- в) стандардном девијацијом мерења $\sigma_{R_{l,k}}$ – једначина (7.10).

Након спроведене анализе ефеката различитих начина нормализовања иновација, извршено је подешавање преосталих параметара ($E[\bar{\tau}]$ и η) неопходних за извршавање адаптивне технике, у складу с разматрањима из секција 7.2 и 7.3. Извршавање адаптивне технике с тако добијеним подешавањима проверено је на валидационом периоду у квазистационарном режиму и при наглим променама.

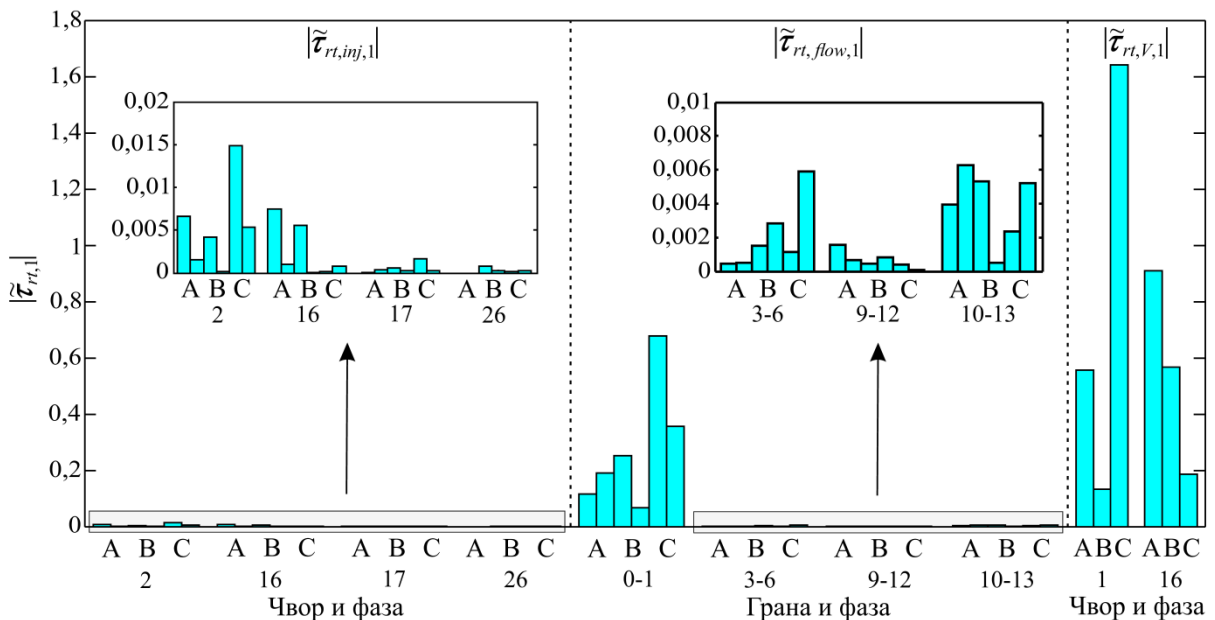
У случају адаптивног подешавања анализа иновација спроводи се *online*, па се, у општем случају, време трајања између два одбирка на којима се спроводи естимација треба узети у обзир. Међутим, предложена адаптивна техника је изузетно брза и захтева занемарљиво мало време прорачуна у поређењу с укупним временом трајања преестимационе анализе, која се у сваком случају спроводи без обзира на то да ли се предложена адаптивна техника користи или не. С обзиром да преестимациона анализа код великих система траје реда неколико секунди, може се сматрати да је оправдано усвојити да трајање између два одбирка буде од неколико десетина секунди до неколико минута [4]. Због тога је корак од 10 min, који је изабран у секцији 6.1, оправдано користити и овде.

8.1 Анализа поступака за нормализацију иновација

8.1.1 Иновација нормализована стандардном девијацијом иновације

На слици 8.1 приказане су иновације свих телеметрисаних мерења у произвољно одабраном тренутку $k=1$, при подешењу $q=\hat{q}_C=-5,09$, за случај нормализовања иновације стандардном девијацијом иновације $\sigma_{S_{l,k}}$ (једначина (7.5)). Одвојено су приказане апсолутне вредности нормализованих иновација телеметрисаних мерења снага инјектирања у чворовима $\tilde{\tau}_{rt,inj,1}$, токова снага у гранама $\tilde{\tau}_{rt,flow,1}$ и модула напона чворова $\tilde{\tau}_{rt,V,1}$.

Свакој доступној фази чвора/гране где је постављено телеметрисано мерење снаге инјектирања/тока снаге одговарају по две иновације (једна иновација мерења активне снаге и друга иновација мерења реактивне снаге), док свакој доступној фази чвора где је постављено телеметрисано мерење напона одговара једна иновација (мерења модула напона).



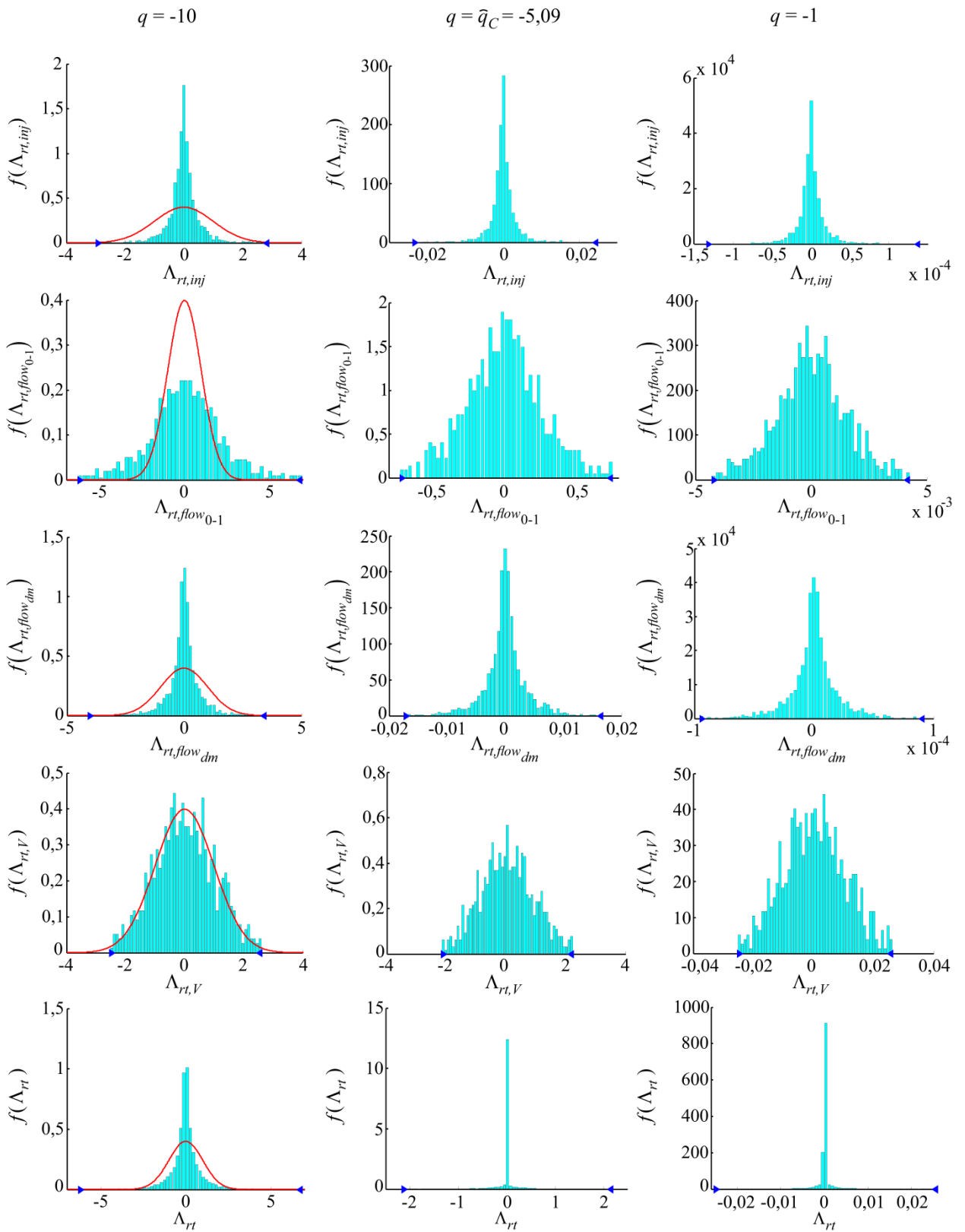
Слика 8.1 Иновације телеметрисаних мерења за случај нормализовања иновације стандардном девијацијом иновације $\sigma_{S_{l,k}}$

Под уведеним претпоставкама да грешка мерења (не рачунајући лоша мерења) и грешка динамичког модела подлежу Гаусовој нормалној расподели, вектор иновација $\tilde{\tau}_{rt}$, добијен за случај нормализовања иновације стандардном девијацијом иновације, представља исход векторске случајне променљиве Λ_{rt} . При томе ова случајна променљива, теоријски такође, подлеже Гаусовој нормалној расподели с математичким очекивањем једнаким нули и јединичном матрицом коваријанси [13], тј. подлеже нормираној нормалној расподели. То значи да 99,7% од укупног броја апсолутних вредности овако нормализованих иновација у квазистационарном режиму треба да буде мање од 3. Међутим, имајући у виду то да матрица коваријанси вектора иновација S дата једначином (4.25) представља само апроксимацију стварне матрице коваријанси S , апсолутне вредности овако нормализованих иновација могу бити нешто веће од 3 у

квазистационарном режиму [14]. На исти начин могу се третирати и субвектори $\tilde{\tau}_{rt,inj}$, $\tilde{\tau}_{rt,flow}$ и $\tilde{\tau}_{rt,V}$ као исходи случајних променљивих $\Lambda_{rt,inj}$, $\Lambda_{rt,flow}$ и $\Lambda_{rt,V}$, респективно. Са слике 8.1 види се да се апсолутне вредности нормализованих иновација, добијених за случај нормализовања иновације стандардном девијацијом иновације, налазе у претходно поменутом опсегу вредности. Међутим, индикативно је да оне нису истог реда величине за сва мерења. Уколико нормализоване иновације групујемо према типу мерења, може се приметити да и у оквиру појединих група постоје разлике у реду величине. Нормализоване иновације мерења тока снаге у напојној трансформаторској станици (у наставку означене као $\tilde{\tau}_{rt,flow_{0-1}}$) имају за два реда величине веће вредности од нормализованих иновација дубинских мерења токова снага (у наставку означене као $\tilde{\tau}_{rt,flow_{dm}}$). Као и остали субвектори нормализованих иновација и ова два се могу третирати као исходи случајних променљивих $\Lambda_{rt,flow_{0-1}}$ и $\Lambda_{rt,flow_{dm}}$, респективно.

У [13] је наведено да с порастом вредности дијагоналних елемената матрице коваријанси \mathbf{Q} функција густине расподеле случајне променљиве Λ_{rt} постаје све ужа, мада и даље приближно задржава Гаусову расподелу. Међутим, у [13] вектор мерења се састоји од мерења снага (токова снага у гранама и снага инјектирања у чворовима) инсталираних у преносној мрежи. Да би се испитали несразмерни ефекти које повећање вредности параметра q има на нормализоване иновације појединих типова мерења, на слици 8.2 су светло плавом бојом приказане експерименталне густине расподеле случајних променљивих $\Lambda_{rt,inj}$, $\Lambda_{rt,flow_{0-1}}$, $\Lambda_{rt,flow_{dm}}$, $\Lambda_{rt,V}$ и Λ_{rt} добијене на основу остварених исхода случајних променљивих на целом тренинг периоду динамичке естимације стања за три различита подешења параметра q .

Плавим троугловима обележена је област унутар које су реализовани исходи случајних променљивих. Поређења ради, за $q = -10$ црвеном бојом је приказано како теоријски изгледа функција густине нормиране нормалне расподеле. Види се да овакву расподелу најбоље прате нормализоване иновације мерења напона, док код осталих мерења постоје извесна одступања, мада се може рећи да и њихове нормализоване иновације приближно подлежу нормираној нормалној расподели. Разлог за то је што Јакобијева матрица \mathbf{H} најбоље апроксимира једначину мерења (3.1) за мерења напона. Елементи Јакобијеве матрице који одговарају мерењима напона не зависе од предвиђеног вектора стања, с обзиром да су изводи мерења напона по променљивим стања нуле и јединице. Елементи Јакобијеве матрице који одговарају свим осталим мерењима зависе од предвиђеног вектора стања (погледати једначину (4.29)). Другим речима, колико ће апроксимација једначине мерења бити добра зависи од тога колико су тачни резултати предвиђања. Према једначинама (4.23) и (4.25), квалитет апроксимације једначине мерења одражава се на квалитет апроксимације стварне матрице коваријанси \mathbf{S} , због чега се код нормализованих иновација свих мерења, изузев напонских, јављају извесна одступања од нормиране нормалне расподеле. То се рефлектује и на случајну променљиву Λ_{rt} , али се може рећи да при овом подешењу параметра q она приближно подлеже нормираној нормалној расподели.



Слика 8.2 Густине расподеле случајних променљивих $\Lambda_{rt, inj}$, $\Lambda_{rt, flow_{0-1}}$, $\Lambda_{rt, flow_{dm}}$, $\Lambda_{rt, V}$ и Λ_{rt} добијене на основу остварених исхода случајних променљивих на тренинг периоду

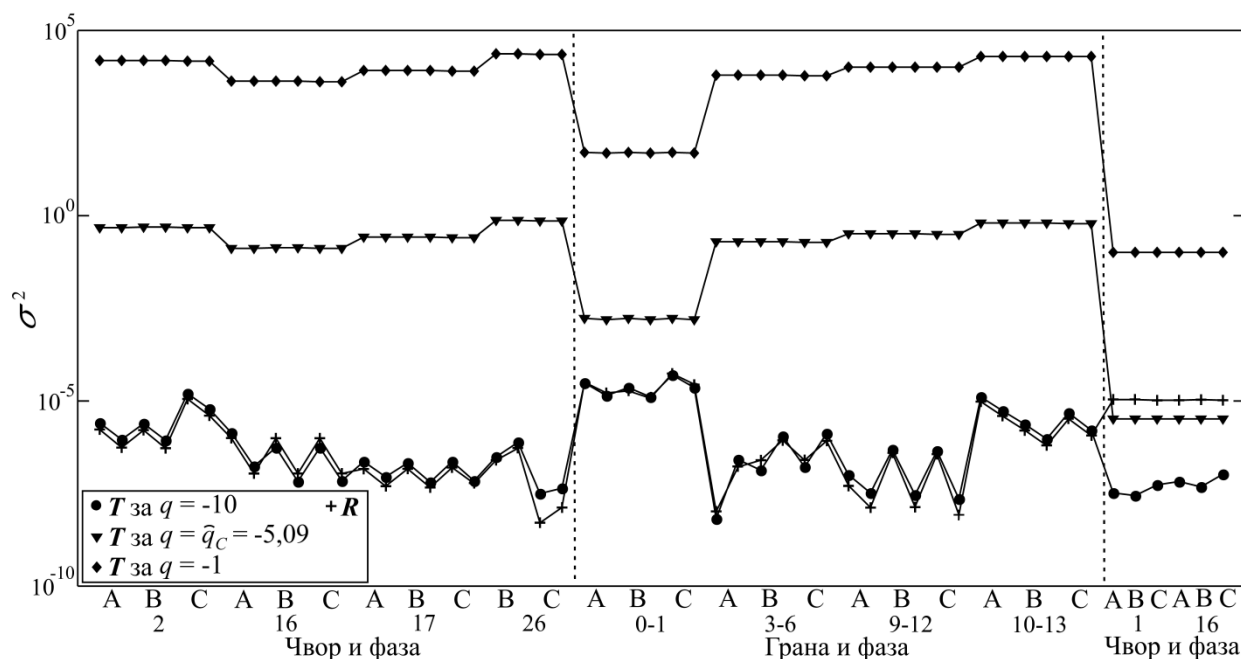
При оптималном подешењу параметра $q = \hat{q}_C = -5,09$ види се да се густина расподеле сужава, али не подједнако за све типове мерења. Нормализоване иновације мерења тока снаге у напојној трансформаторској станици су знатно мање погођене у односу на сва остала мерења снага, док је утицај на нормализоване иновације мерења напона занемарљив.

У секцији 6.2.1 је речено да за случај сценарија „SSE старт“ при ниским вредностима параметра q важи приближна једнакост одговарајућих елемената матрица коваријанси P^- и P^+ , из које произилази да ће и нивои приоритета које филтар даје предвиђеним вредностима мерења и самим мерењима бити приближно исти. С порастом вредности параметра q варијансе предвиђеног вектора стања (дијагонални елементи матрице P^-) расту, што доводи и до пораста варијанси предвиђеног вектора мерења (дијагонални елементи матрице T), док варијансе самих мерења (дијагонални елементи матрице R) не зависе од q и остају исте. На слици 8.3 приказане су варијансе предвиђених вредности телеметрисаних мерења апроксимирани у тренутку $k=1$ за три различита подешења параметра q , као и варијансе тих мерења. За идентификовану вредност параметра $q = \hat{q}_C = -5,09$ варијансе предвиђених вредности мерења су значајно веће од варијанси мерења, изузев код мерења напона. Због тога варијансе иновација телеметрисаних мерења снага попримају знатно веће вредности него при подешењу $q = -10$, што се може закључити на основу једначине (4.25). Према томе, оправдано је што се расподела вероватноће нормализованих иновација мерења снага сузила. Из односа варијанси предвиђених вредности мерења и самих мерења постаје јасно и због чега нормализоване иновације мерења тока снаге у напојној трансформаторској станици имају веће вредности него код осталих мерења снага, као и зашто су нормализоване иновације мерења напона остале истог реда величине. Иако нормализоване иновације код појединих типова мерења задржавају приближно нормирану нормалну расподелу, различити ефекти које повећање вредности параметра q има на ширину њихове расподеле доводе до значајног одступања случајне променљиве Λ_{rt} од нормиране нормалне расподеле (погледати слику 8.2 за $q = \hat{q}_C - 5,09$).

Са даљим порастом вредности параметра q неизвесности у предвиђеним вредностима мерења све више расту, због чега се функције густине расподеле случајних променљивих $\Lambda_{rt,inj}$, $\Lambda_{rt,flow_{0-1}}$, $\Lambda_{rt,flow_{dm}}$ и $\Lambda_{rt,V}$ додатно сужавају, али и даље у различитој мери, што доводи опет до значајног одступања случајне променљиве Λ_{rt} од нормиране нормалне расподеле (погледати слику 8.2 за $q = -1$).

Извршавање предложене адаптивне технике захтева дефинисање очекиване вредности нормализованих иновација у квазистационарном режиму јединствене за сва телеметрисана мерења. С обзиром да је за вредности параметра q у околини оптималне вредности, и за веће од ње, нормална расподела случајне променљиве Λ_{rt} у доброј мери

нарушена, нормализоване иновације код појединих типова телеметрисаних мерења неће бити истог реда величине што отежава формирање очекиване вредности нормализованих иновација јединствене за сва телеметрисана мерења.

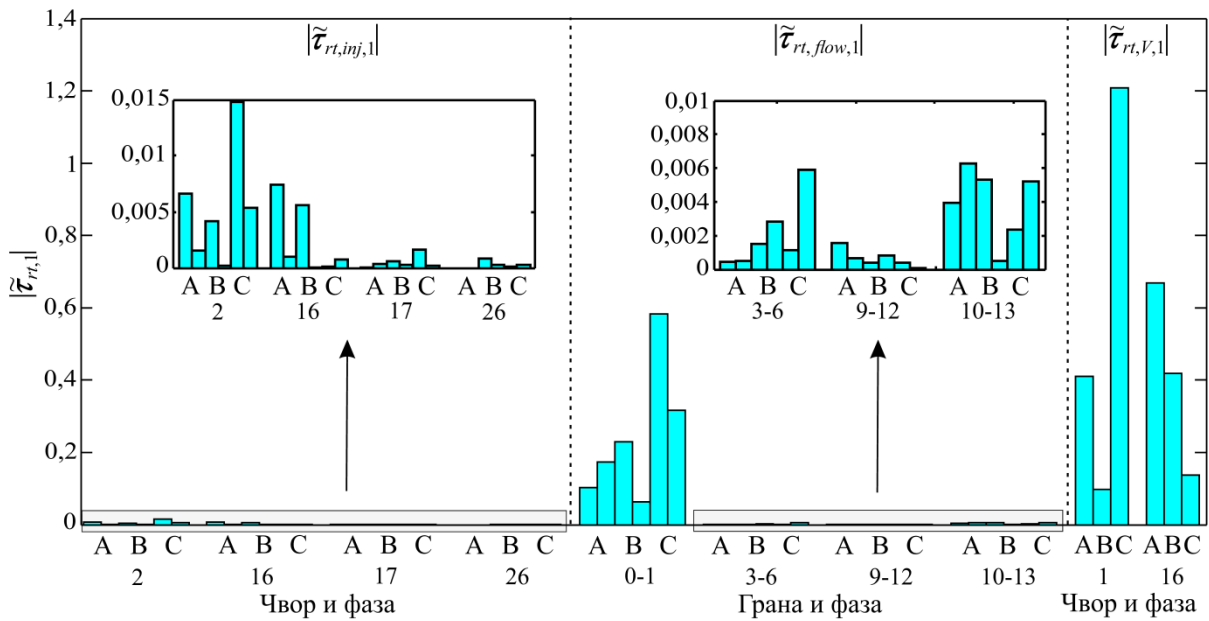


Слика 8.3 Варијансе телеметрисаних мерења и варијансе предвиђених вредности телеметрисаних мерења за три различита подешења параметра q

8.1.2 Иновација нормализована збиром стандардне девијације предвиђене вредности мерења и стандардне девијације мерења

На слици 8.4 приказане су иновације свих телеметрисаних мерења, такође у тренутку $k=1$ при $q = \hat{q}_C = -5,09$, али овог пута за случај нормализовања иновације збиром стандардне девијације предвиђене вредности мерења и стандардне девијације самог мерења $\sigma_{T,l,k} + \sigma_{R,l,k}$ (једначина (7.7)).

Као и што се могло очекивати, нормализоване иновације у овом случају имају нешто мање вредности него за случај када се иновација нормализује стандардном девијацијом иновације, јер је $\sigma_{T,l,k} + \sigma_{R,l,k} \geq \sqrt{\sigma_{T,l,k}^2 + \sigma_{R,l,k}^2} = \sigma_{S,l,k}$. При томе, ова разлика се смањује како се повећава разлика у реду величине између варијанси предвиђених вредности мерења и самих мерења. Због тога су нормализоване иновације мерења снага инјектирања и дубинских мерења токова снага скоро идентичне као за случај нормализовања иновације стандардном девијацијом иновације (погледати слику 8.1). Иако су се нормализоване иновације телеметрисаних мерења напона и тока снаге у напојној трансформаторској станици по вредности извесно приближиле нормализованим иновацијама осталих мерења, разлике у реду величине су и даље остале врло велике.



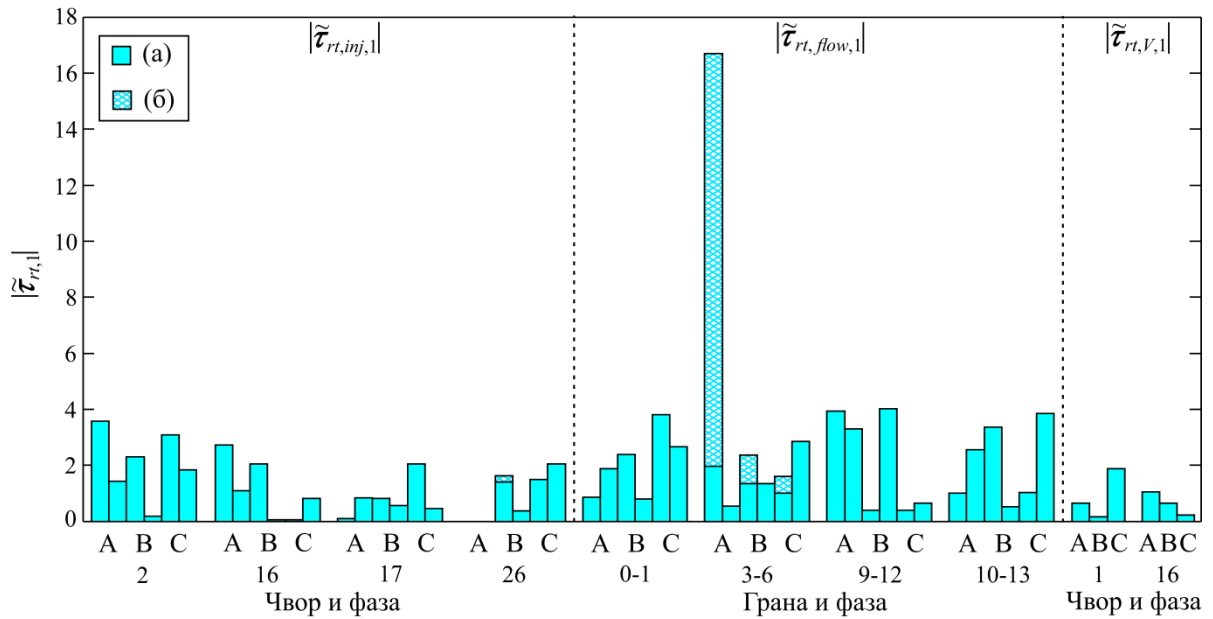
Слика 8.4 Иновације телеметрисаних мерења за случај нормализовања иновације збиром стандардне девијације предвиђене вредности мерења и стандардне девијације самог мерења $\sigma_{Tl,k} + \sigma_{Rl,k}$

8.1.3 Иновација нормализована стандардном девијацијом мерења

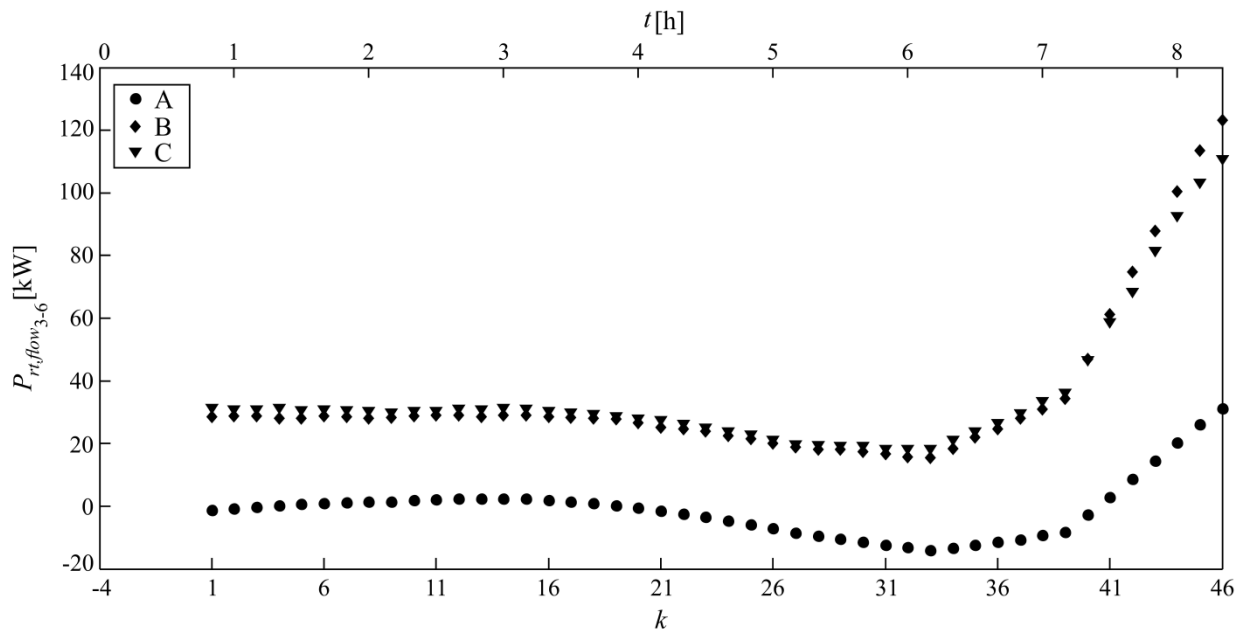
Претходно поменути проблеми који се јављају као последица узимања у обзир стандардне девијације предвиђене вредности мерења при нормализацији иновације, могу се отклонити уколико се иновација нормализује само стандардном девијацијом мерења (једначина (7.10)). На слици 8.5 приказан је изглед иновација свих телеметрисаних мерења (тренутак $k = 1$, $q = \hat{q}_C = -5,09$) за случај нормализовања иновације стандардном девијацијом одговарајућег мерења $\sigma_{Rl,k}$. С обзиром да стандардне девијације свих телеметрисаних мерења зависе од мерене величине и класе тачности (која је приближно иста за сва телеметрисана мерења), значајнијих разлика у реду величине између вредности нормализованих иновација појединих телеметрисаних мерења у квазистационарном режиму неће бити. Како су стандардне девијације предвиђених вредности мерења одстрањене из прорачуна нормализованих иновација (погледати једначину (7.10)), нормализоване иновације сада могу имати вредности веће од 3, што се види са слике 8.5.

У зависности од актуелног радног режима, грана (вод или трансформатор) може бити слабо оптерећена. На слици 8.6 је приказано како се мења активна снага у све три фазе вода 3-6, забележена мерењем на тренинг периоду динамичке естимације стања. Према временској оси у питању је радни режим у ноћним и раним јутарњим часовима, када је због малих захтева за потрошњом вод 3-6 слабо оптерећен. Проблем који се овде јавља проузрокован је начином прорачуна стандардне девијације телеметрисаних мерења, који је дефинисан једначином (3.6) у секцији 3.3. На основу једначине (3.6) може се закључити да уколико мерење тежи нули онда и стандардна девијација мерења тежи нули, због чега нормализована иновација таквог мерења може достићи неочекивано високе вредности.

Нормализоване иновације оваквих мерења имају негативне ефекте на извршавање адаптивне технике, јер подижу средњу вредност нормализованих иновација $\bar{\tau}_k$ стварајући лажну слику о томе да резултати предвиђања нису добри. На слици 8.5 види се да је нормализована иновација мерења тока активне снаге у фази А вода 3-6 (шрафирани бар) неколико пута већа од осталих нормализованих иновација. Уз то, проблеме стварају и испади појединих потрошача/генератора или делова мреже изазвани испадом водова, који ће довести до тога да матрица R постане сингуларна (погледати једначину (3.5)).



Слика 8.5 Иновације телеметрисаних мерења за случај нормализовања иновације стандардном девијацијом мерења $\sigma_{R_{l,k}}$ када мерни опсег инструмента (а) јесте и (б) није узет у обзир



Слика 8.6 Активна снага у све три фазе вода 3-6 забележена мерењем на тренинг периоду

Ови проблеми се елиминишу ако се у прорачун стандардне девијације телеметрисаног мерења снаге/струје укључи мерни опсег инструмента помоћу једначине (3.7). На тај начин се висока вредност нормализоване иновације мерења тока активне снаге у фази А вода 3-6 смањује (компресује) на вредност која је реда величине као и нормализоване иновације осталих мерења. Према слици 8.5 благо су компресоване вредности нормализованих иновација код мерења тока активне снаге и у преостале две фазе истог вода (овим водом се током дана преноси снага и од неколико стотина kW), као и код мерења активне снаге инјектирања у фази В чвора 26.

Појава проблема ове врсте код мерења напона није уочена, јер чак и при наглим променама модули напона чворова имају довољно високе вредности. Због тога се сматра да једначина (3.6) задовољава по питању прорачуна стандардних девијација мерења напона.

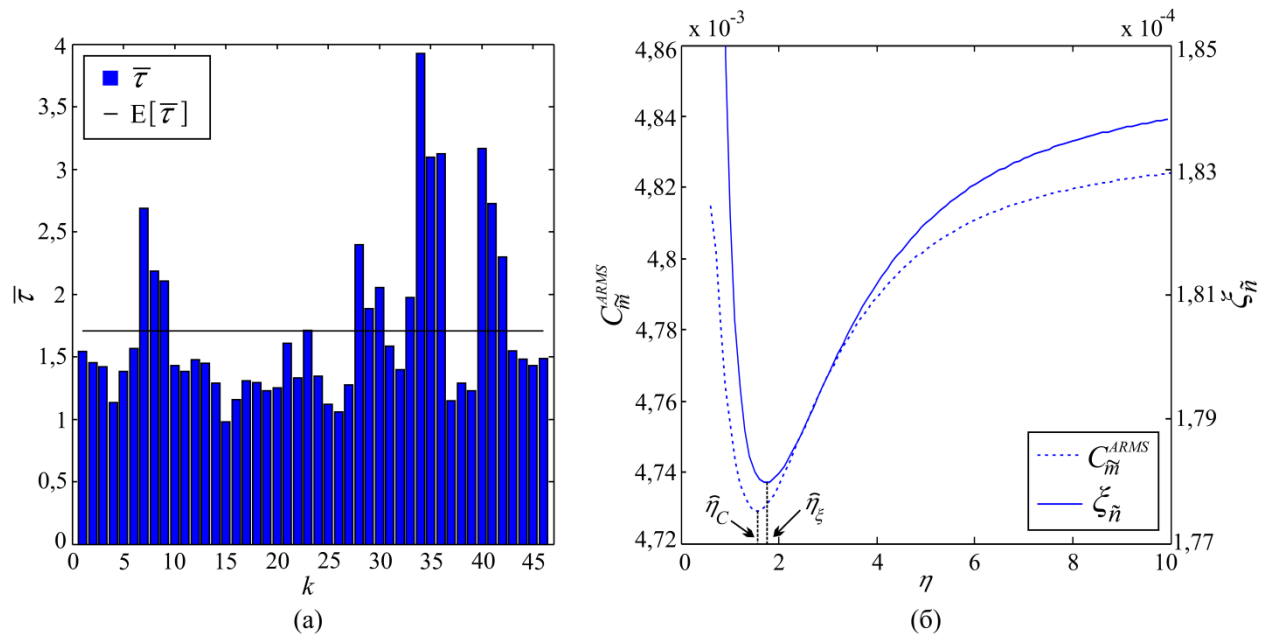
Још једна предност нормализовања иновације стандардном девијацијом мерења је у томе што се у анализи иновација избегава прорачун матрица коваријанси \mathbf{T} и \mathbf{S} , чиме се убрзава извршавање адаптивне технике за подешавање матрице коваријанси \mathbf{Q} , што је нарочито значајно у случају великих система.

8.2 Подешавање параметара $E[\bar{\tau}]$ и η

С обзиром да су у квазистационарном режиму иновације нормализоване стандардном девијацијом одговарајућег мерења истог реда величине за сва телеметрисана мерења, може се формирати очекивана средња вредност апсолутних нормализованих иновација у квазистационарним погонским условима јединствена за сва телеметрисана мерења. Као што је објашњено у секцији 7.2, очекивана вредност $E[\bar{\tau}]$ се добија применом једначине (7.2) на основу средњих вредности апсолутних нормализованих иновација добијених на тренинг периоду динамичке естимације стања при фиксном подешавању параметра $q = \hat{q}_C$. На слици 8.7а приказане су усредњене вредности $\bar{\tau}_k$ апсолутних нормализованих иновација за случај нормализовања иновације стандардном девијацијом мерења и то за сваки тренутак k у оквиру тренинг периода. Такође, приказана је и очекивана средња вредност у квазистационарном режиму $E[\bar{\tau}]$, која у случају анализираних система износи $E[\bar{\tau}] = 1,7047$.

После тога је спроведена динамичка естимација стања на тренинг периоду коришћењем адаптивне технике за подешавање матрице коваријанси \mathbf{Q} . Вредност параметра η идентификована је као вредност за коју се на тренинг периоду минимизира функција циља $C_{\tilde{m}}^{ARMS}$ дефинисана за иновације мерења токова снага. На слици 8.7б приказано је како се с променама параметра η мења функција $C_{\tilde{m}}^{ARMS}$ дефинисана за иновације мерења токова снага, при већ идентификованим параметрима \hat{q}_C и $E[\bar{\tau}]$.

Такође, приказано је како се мења укупна грешка естимације $\xi_{\hat{n}}$ на тренинг периоду при истим подешањима. Корелисаност између укупне грешке естимације $\xi_{\hat{n}}$ и функције циља $C_{\hat{m}}^{ARMS}$ дефинисане за иновације мерења токова снага још једном је потврђена, при чему се види да је вредност $\hat{\eta}_{\xi}$, при којој грешка естимације $\xi_{\hat{n}}$ достиже свој минимум, скоро идентична као вредност $\hat{\eta}_C$, при којој функција $C_{\hat{m}}^{ARMS}$ достиже свој минимум. Идентификована вредност параметра η износи $\hat{\eta}_C = 1,54$. Овој вредности параметра одговара грешка естимације од $\xi_{\hat{n}}(\hat{\eta}_C) = 1,783 \cdot 10^{-4}$. То је за 4,8% мање од минималне грешке која се може остварити на тренинг периоду фиксним подешањем параметра q (за исти тест систем с имплементирана сва четири мерења токова снага ова грешка износи $1,873 \cdot 10^{-4}$ - погледати табелу 6.1). Како вредност параметра η расте, грешка естимације се приближава вредности која се добија при фиксном подешању параметра $q = \hat{q}_C$, што је оправдано с обзиром да се осетљивост једначине (7.3) на промене стања у систему смањује с порастом вредности параметра η .



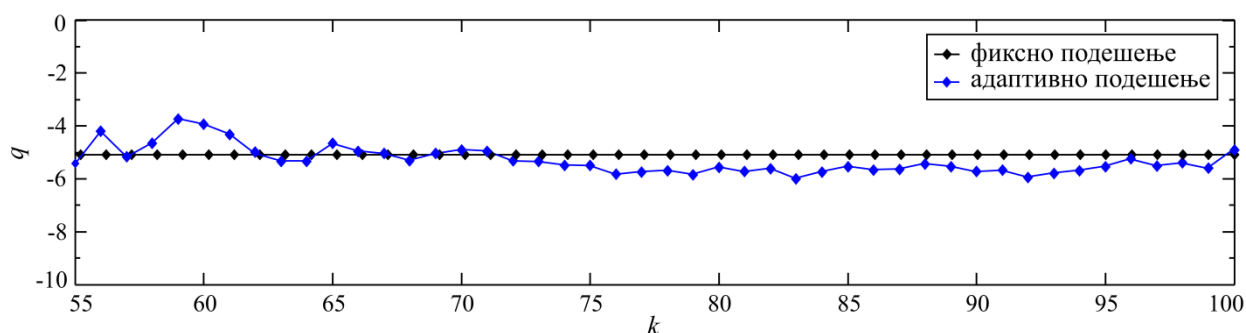
Слика 8.7 (а) Усредњене вредности $\bar{\tau}_k$ иновација нормализованих стандардном девијацијом одговарајућег мерења за сваки тренутак k на тренинг периоду и њихова очекивана средња вредност у квазистационарном режиму $E[\bar{\tau}]$ и (б) функција циља $C_{\hat{m}}^{ARMS}$ дефинисана за иновације мерења токова снага и укупна грешка естимације $\xi_{\hat{n}}$ у зависности од параметра η

Посматрајући једначину (7.3) и одступања усредњених вредности нормализованих иновација $\bar{\tau}_k$, приказаних на слици 8.7а, у односу на њихову очекивану вредност $E[\bar{\tau}]$, може се закључити да би без скалирања вредност параметра q била превише осетљива на промене стања у систему. Ово би уједно негативно утицало на квалитет естимације.

Конкретно, ако би члан $2\eta^2$ у једначини (7.3) био једнак 1 (тј. ако би било $\eta \approx 0,7$), онда не би било скалирања. Са слике 8.7б се види колико је лош квалитет естимације када је $\eta \approx 0,7$, односно у случају када нема скалирања.

8.3 Верификација методе у квазистационарном режиму

За идентификоване вредности параметара на тренинг периоду: $\hat{q}_C = -5,09$, $E[\bar{r}] = 1,7047$ и $\eta = 1,54$ спроведена је динамичка естимација стања на валидационом периоду, како би се извршила верификација предложене адаптивне технике за *online* подешавање матрице коваријанси Q . Добијена грешка естимације $\xi_{\hat{n}}$ износи $2,735 \cdot 10^{-4}$, што је за 5,36 % мање од минималне грешке која се може остварити фиксним подешавањем параметра q на валидационом периоду (према резултатима датим у табели 6.2 ова грешка износи $2,890 \cdot 10^{-4}$), чиме је потврђена предност употребе адаптивне технике у квазистационарном режиму. На слици 8.8 је приказано како се мења вредност параметра q током извршавања *EKF* алгоритма динамичке естимације стања на валидационом периоду при адаптивном подешавању. Вредност параметра q благо варира у околини вредности која одговара фиксном подешавању $q = \hat{q}_C = -5,09$ пратећи споре промене у квазистационарном режиму, што резултује бољим квалитетом естимације стања.

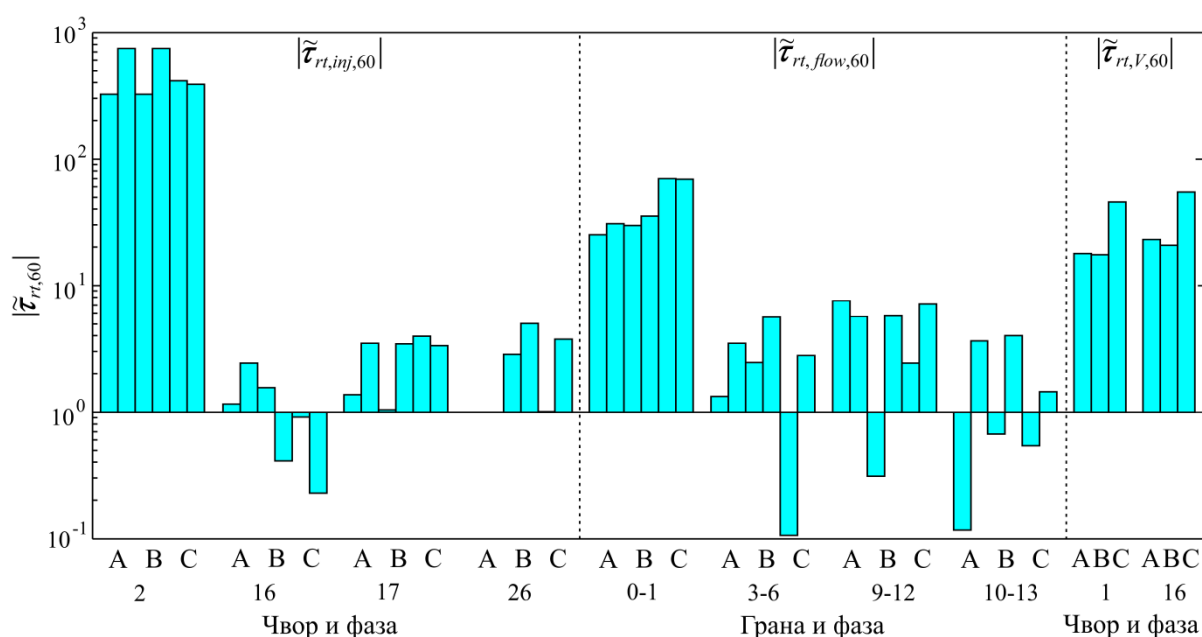


Слика 8.8 Упоредни приказ вредности параметра q током извршавања *EKF* алгоритма динамичке естимације стања на валидационом периоду при фиксном и адаптивном подешавању

8.4 Верификација методе при наглим променама

Како би се тестирало извршавање адаптивне технике при наглим променама стања, у тренутку $k = 60$ симулиран је испад индустријског потрошача у чвору 2. Непосредно пре испада привидна снага потрошача чинила је 29,17% привидне снаге којом је била оптерећена напојна трансформаторска станица, због чега ће испад потрошача довести до значајне промене стања у систему. После извесног времена, тачније у тренутку $k = 68$, потрошач је поново прикључен на мрежу. Да би се постигла већа осетљивост напонских мерења на промене стања у систему, усвојено је да класа тачности мерења напона износи 0,1 % [14, 16].

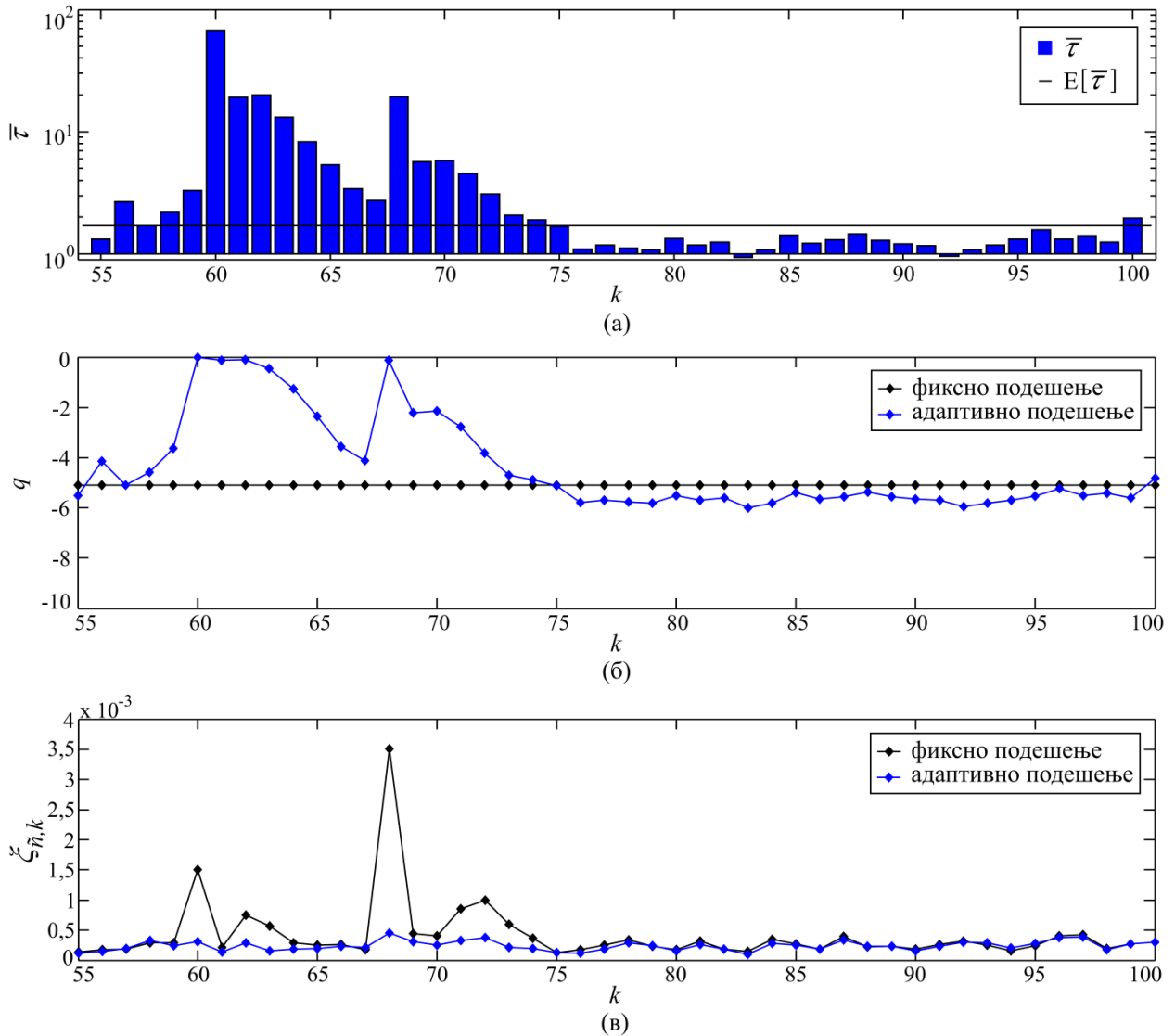
На слици 8.9 су приказане нормализоване иновације телеметрисаних мерења у тренутку испада потрошача $k = 60$, добијене за случај нормализовања иновације стандардном девијацијом мерења. Због испада потрошача долази до великог одступања између измерених вредности снага инјектирања у чвору 2 и њихових вредности предвиђених динамичким моделом. Као последица, нормализоване иновације мерења снага инјектирања у чвору 2 имају за два реда величине веће вредности у односу на нормализоване иновације мерења снага инјектирања у осталим чворовима. Испад потрошача значајно растеређује напојну трансформаторску станицу, због чега долази до значајног пораста вредности нормализованих иновација мерења тока снаге у грани 0-1. Растеређење трансформаторске станице истовремено доводи и до пораста напона у свим чворовима мреже, па измерене вредности напона чворова 1 и 16 значајније одступају у односу на њихове предвиђене вредности.



Слика 8.9 Иновације телеметрисаних мерења добијене за случај нормализовања иновације стандардном девијацијом мерења у тренутку испада потрошача $k = 60$

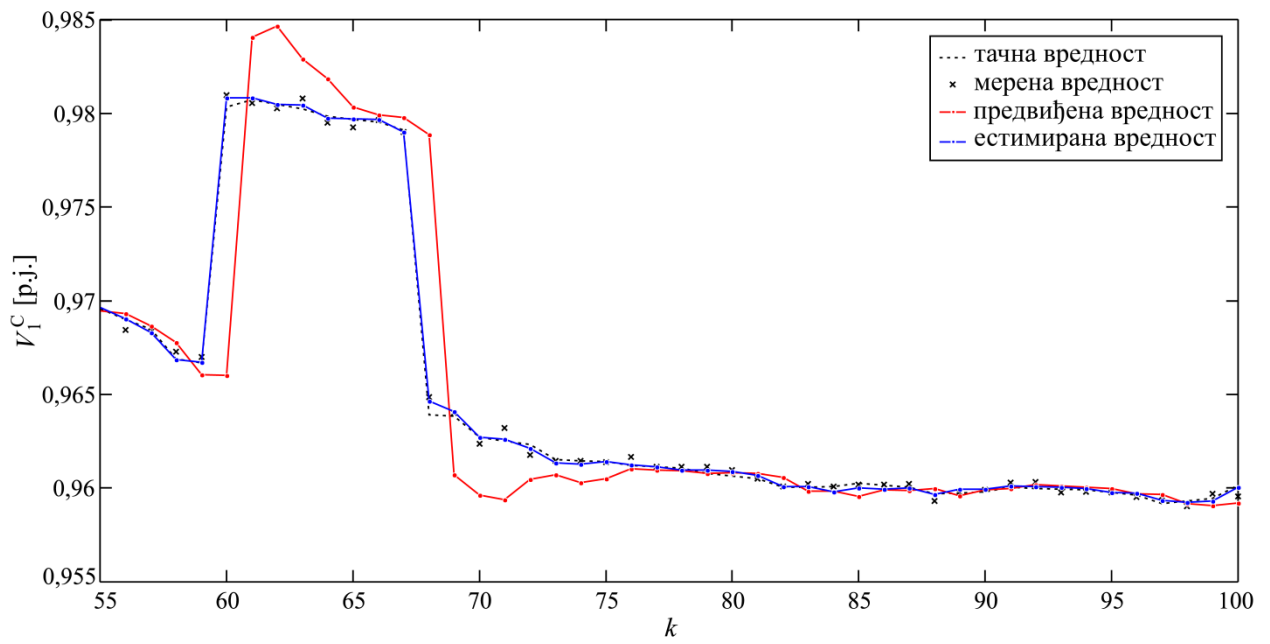
На слици 8.10а је приказана усредњена вредност иновација за све временске одбирке на валидационом периоду. Може се запазити да се у тренутку испада потрошача усредњена вредност нормализованих иновација значајно повећала, а да је после тога постепено опадала ка очекиваној вредности $E[\tilde{\tau}]$ за квазистационарни режим, све до тренутка $k = 68$. Када је потрошач поново прикључен на мрежу, изазивајући још једну наглу промену стања у систему, дошло је до новог пораста усредњене вредности нормализованих иновација. После 5-6 временских обирака од момента прикључења потрошача, систем се вратио у квазистационарно стање. На слици 8.10б је приказано како се вредност параметра q прилагођава променама у систему применом адаптивне технике, задавањем високе вредности параметру при појави нагле промене. После повратка система у квазистационарно стање, вредност параметра q се вратила у околину вредности која одговара фиксном подешењу. Предност коришћења адаптивне технике у односу на

фиксно подешење најбоље описује слика 8.10в, где је приказано како се грешка динамичке естимације стања $\xi_{\tilde{n},k}$ мења током валидационог периода. Повећањем вредности параметра q при наглим променама смањује се приоритет који филтар даје резултатима предвиђања, чиме се избегавају огромне грешке у естимацији стања до којих би дошло када би вредност параметра q остала непромењена.



Слика 8.10 (а) Усредњена вредност нормализованих иновација, (б) вредност параметра q , (в) грешка динамичке естимације $\xi_{\tilde{n},k}$ за све временске одбирке на валидационом периоду

На крају, на слици 8.11 су приказане измерене вредности модула напона у фази С чвора 1 на валидационом периоду, као и одговарајући резултати добијени динамичким естиматором стања: предвиђена и естимирана вредност модула напона. Да би се стекао утисак о квалитету резултата предвиђања и естимације ове конкретне променљиве стања, на слици 8.11 је приказано и како се током валидационог периода мења тачна вредност модула напона у фази С чвора 1.



Слика 8.11 Модул напона у фази С чвора 1 на валидационом периоду

9 ЗАКЉУЧАК

У оквиру ове докторске дисертације успешно су развијена два трофазна алгоритма динамичке естимације стања за примену у несиметричним електродистрибутивним мрежама, која су заснована на Калмановом филтру: *EKF* првог реда и *UKF*.

Испитани су ефекти које на квалитет динамичке естимације стања имају следећи параметри Калмановог филтра: иницијално естимирани вектор стања \mathbf{x}_0^+ , матрица коваријанси иницијално естимираног вектора стања \mathbf{P}_0^+ и матрица коваријанси грешака динамичког модела \mathbf{Q} . Показано је да се вектор \mathbf{x}_0^+ и матрица \mathbf{P}_0^+ могу правилно проценити помоћу статичког *WLS* естиматора стања. Правилна процена иницијалног решења није довољна да оправда коришћење динамичког уместо статичког естиматора уколико и матрица коваријанси \mathbf{Q} није довољно добро подешена. С друге стране, адекватним подешавањем матрице \mathbf{Q} квалитет естимације стања у дистрибутивној мрежи може се поправити у поређењу с резултатима који се добијају конвенционалном статичком естимацијом стања.

За потребе подешавања матрице коваријанси \mathbf{Q} развијене су две нове методе у складу с карактеристикама реалних дистрибутивних мрежа. Обе методе при подешавању користе иновације телеметрисаних мерења. Метода за фиксно подешавање матрице коваријанси \mathbf{Q} намењена је квазистационарним погонским условима, док се друга метода, тзв. адаптивна техника, може применити и у квазистационарном режиму и при наглим променама стања. Обе методе су успешно верификоване на два модификована *IEEE* дистрибутивна тест система и на примеру реалне дистрибутивне мреже Електропривреде Србије. На тај начин методе су верификоване у најразличитијим могућим условима, узимајући у обзир различиту димензионалност и конфигурацију мреже, концепцију напајања и мерну инфраструктуру.

Метода за фиксно подешавање матрице коваријанси \mathbf{Q} заснива се на идентификацији параметра q као вредности која минимизира одговарајућу функцију циља. При томе су анализиране две различите функције циља: прва, C_m^{ARMS} , дефинисана као просечна средње-квadratна вредност иновација телеметрисаних мерења, и друга, C_m^{ML} , заснована на примени методе максималне веродостојности. Осим тога, анализирано је да ли груписање иновација телеметрисаних мерења према типу мерења доприноси прецизнијој идентификацији параметра q . Показано је да функција циља дефинисана као просечна средње-квadratна вредност иновација телеметрисаних мерења токова снага/струја стоји у најбољој корелацији с грешком естимације. Употребом овако дефинисане функције циља може се постићи скоро оптимално подешавање матрице коваријанси \mathbf{Q} . Метода за фиксно подешавање успешно је верификована у квазистационарном режиму на оба трофазна алгоритма динамичке естимације стања.

Тачност алгоритма естимације обично се проверава поређењем естимираног и тачног стања у систему. У реалним дистрибутивним мрежама познавање тачног стања није оствариво, због чега овакве врсте провере нису практично изводљиве, изузев кроз симулације. На основу потврђене високе корелисаности између грешке естимације и функције циља C_m^{ARMS} дефинисане за иновације телеметрисаних мерења токова снага/струја у гранама мреже, матрица коваријанси Q може се скоро оптимално подесити коришћењем само доступних података, тј. мерења токова снага/струја у гранама и њихових предвиђених вредности, без потребе за симулирањем тачног стања у систему.

Показано је да пораст броја телеметрисаних мерења токова снага/струја доприноси прецизнијој идентификацији параметра q . Међутим, сасвим задовољавајући резултати могу се постићи уколико мерење тока снаге/струје постоји само у напојној трансформаторској станици, што указује на робусност предложене методе. Предложена метода може се применити на све дистрибутивне мреже, с обзиром да су мерења токова снага/струја у гранама увек доступна, барем у напојној трансформаторској станици.

У циљу додатног побољшања квалитета естимације у квазистационарним условима и избегавања великих грешака у раду естиматора при наглим променама у систему, развијена је метода за адаптивно подешавање матрице коваријанси Q , тзв. адаптивна техника. Адаптивна техника за подешавање матрице Q настоји да вредности матрице прилагоди нивоу промене стања у систему. Као индикатор нивоа промене адаптивна техника користи средњу вредност апсолутних нормализованих иновација свих телеметрисаних мерења у посматраном тренутку. Извршена је анализа и испитан је утицај различитих начина нормализовања иновација на извршавање предложене адаптивне технике. Утврђено је да се у случају нормализовања иновације стандардном девијацијом мерења могу успешно отклонити проблеми који се јављају у случају нормализовања иновације стандардном девијацијом иновације или збиром стандардне девијације предвиђене вредности мерења и стандардне девијације самог мерења.

Метода за адаптивно подешавање развијена је у складу с карактеристикама *EKF* алгоритма. Њена примена ограничена је у случају *UKF* алгоритма, нарочито при наглим променама стања у систему, због велике осетљивости *UKF* алгоритма на промене параметра q . Главне предности употребе предложене адаптивне технике су у томе што ефикасно прилагођава вредности матрице Q у сваком тренутку, како у случају појаве нагле промене тако и у квазистационарном режиму, није рачунарски захтевна код *EKF* алгоритма и омогућава да се грешка естимације додатно смањи у односу на фиксно подешавање.

За рад обе методе веома је важно да сва лоша мерења буду одстрањена из скупа улазних података, како би методе дале добре резултате. Због ниске редундансе, проблем правилне детекције и идентификације аномалија посебно је изражен у дистрибутивним мрежама. Даљи рад биће заснован на развоју нових и/или унапређењу постојећих специјализованих алгоритама за детекцију и идентификацију аномалија у дистрибутивним мрежама и њиховом интегрисању с предложеним методама за подешавање параметара Калмановог филтра.

10 ДОДАТАК

У овом поглављу биће дефинисани неки основни појмови из области статистике и вероватноће који су у више наврата коришћени у оквиру докторске дисертације (посебно у секцији 5.2.5). Јасно поимање ових појмова неопходно је за разумевање метода коришћених за подешавање параметара Калмановог филтра и тумачење резултата добијених на основу ових метода.

Осим тога, дати су и параметри дела реалне дистрибутивне мреже за који су рађене анализе (табеле 10.1-10.4), нормализовани дневни хронолошки дијаграми потрошње/производње за поједине типове потрошача/дистрибуираних генератора (слике 10.2 и 10.3) и подаци о дистрибуираним генераторима (табела 10.5).

10.1 Случајна променљива

Случајна променљива s је реална функција дефинисана над простором елементарних узорака Ω , који представља скуп свих могућих исхода случајне променљиве [85]. Случајна променљива може бити дискретног или непрекидног (континуалног) типа. Грешке у динамичком моделу и моделу мерења су непрекидне случајне променљиве, због чега је даље разматрање сведено само на тај случај.

10.2 Функција расподеле вероватноће

Свака случајна променљива окарактерисана је функцијом расподеле (*Distribution Function*) $F(\mathcal{S})$ дефинисаном као⁷:

$$F(\mathcal{S}) = pr(s \leq \mathcal{S}), \quad -\infty < \mathcal{S} < \infty, \quad (10.1)$$

$$0 \leq F(\mathcal{S}) \leq 1, \quad (10.2)$$

где \mathcal{S} представља могући исход случајне променљиве, а pr је ознака за вероватноћу. Функција расподеле је заправо вероватноћа да случајна променљива s има вредност мању или једнаку \mathcal{S} . Стога функција $F(\mathcal{S})$ може имати вредности између 0 и 1. Функција расподеле је увек неоппадајућа функција. Начин на који се рачуна вероватноћа могућег исхода случајног процеса зависи од природе случајне променљиве, тј. да ли је дискретна или непрекидна. На сликама 10.1а и 10.1б приказана је функција нормалне расподеле за две случајне променљиве с различитим параметрима.

⁷ Ознаку за функцију расподеле случајне променљиве $F(\mathcal{S})$ не поистовећивати с ознаком за дијагоналне елементе транзиционе матрице $F_{i,k}$ дефинисане једначином (2.15) у секцији 2.2.2.

10.3 Функција густине расподеле вероватноће

Случајна променљива је непрекидног типа уколико постоји функција $f(\mathcal{S})$ таква да за било који интервал T важи [77]:

$$pr(s \in T) = \int_T f(\mathcal{S}) d\mathcal{S}, \quad T \subseteq \mathfrak{R}, \quad (10.3)$$

где се функција $f(\mathcal{S})$ назива густина расподеле вероватноће случајне променљиве (*Probability Density Function*) и има следеће особине:

$$f(\mathcal{S}) \geq 0, \quad (10.4)$$

$$\int_{-\infty}^{\infty} f(\mathcal{S}) d\mathcal{S} = 1. \quad (10.5)$$

На основу једначина (10.1) и (10.3) следи да су функција расподеле и функција густине расподеле повезане следећом једначином:

$$F(\mathcal{S}) = pr(s \leq \mathcal{S}) = \int_{-\infty}^{\mathcal{S}} f(\nu) d\nu. \quad (10.6)$$

Користећи функцију расподеле може се одредити вероватноћа да вредност случајне променљиве s припада опсегу (a, b) ⁸:

$$pr(a \leq s \leq b) = \int_a^b f(\mathcal{S}) d\mathcal{S}. \quad (10.7)$$

Треба имати у виду да, за разлику од функције расподеле $F(\mathcal{S})$, функција густине расподеле $f(\mathcal{S})$ може имати вредности веће од 1, јер она не представља вероватноћу исхода случајне променљиве, већ описује релативну веродостојност да ће разне вредности \mathcal{S} бити исход случајне променљиве. Ово је илустровано на сликама 10.1в и 10.1г, где је дата функција густине нормалне расподеле вероватноће за две случајне променљиве с различитим параметрима.

Непрекидне променљиве у општем случају могу попримити било коју вредност из скупа реалних бројева \mathfrak{R} . Како је број могућих исхода непрекидне случајне променљиве

⁸ Ознаке a и b из овог поглавља не поистовећивати с ознакама за ниво и тренд временске серије променљиве стања, дефинисаним у секцији 2.2.2.

непробројив, вероватноћа сваког појединачног исхода непрекидне случајне променљиве једнака је:

$$pr(s = \mathcal{S}) = \lim_{\zeta \rightarrow 0} \int_{\mathcal{S}}^{\mathcal{S} + \zeta} f(\nu) d\nu = 0. \quad (10.8)$$

Ово не треба тумачити као да се одређени исход никада неће остварити, већ да је вероватноћа да се он оствари изузетно мала. Неформално можемо сматрати да је за неки коначно мали интервал ζ вероватноћа да случајна променљива има вредности у опсегу $(\mathcal{S}, \mathcal{S} + \zeta)$ приближно [85]:

$$pr(\mathcal{S} \leq s \leq \mathcal{S} + \zeta) \approx f(\mathcal{S})\zeta, \quad (10.9)$$

при чему је апроксимација тачнија уколико је ζ мање, јер се тада може сматрати да функција $f(\mathcal{S})$ не мења значајније своју вредност између граница овог интервала.

10.4 Функција здружене расподеле и функција густине здружене расподеле вероватноће

Ако су s и u случајне променљиве над истим простором вероватноће, тада се њихова функција здружене расподеле (*Joint Distribution Function*) $F(\mathcal{S}, \mathcal{U})$ дефинише као вероватноћа да истовремено s није веће од \mathcal{S} и u није веће од \mathcal{U} :

$$F(\mathcal{S}, \mathcal{U}) = pr(s \leq \mathcal{S}, u \leq \mathcal{U}), \quad -\infty < \mathcal{S}, \mathcal{U} < \infty, \quad (10.10)$$

где по аналогији с јед. (10.1) \mathcal{U} представља могући исход случајне променљиве u . Уколико су s и u непрекидне случајне променљиве и уколико постоји ненегативна функција $f(\nu, w)$ зависна од променљивих ν и w , таква да је:

$$F(\mathcal{S}, \mathcal{U}) = \int_{-\infty}^{\mathcal{S}} \left(\int_{-\infty}^{\mathcal{U}} f(\nu, w) dw \right) d\nu, \quad (10.11)$$

тада је $f(\nu, w)$ функција здружене густине (*Joint Probability Density Function*) за пар непрекидних случајних променљивих s и u . У том случају густине случајних променљивих s и u означавају се с $f_s(\mathcal{S})$ и $f_u(\mathcal{U})$, респективно, и називају се маргиналним густинама расподеле [86]:

$$f_s(\mathcal{S}) = \int_{-\infty}^{\infty} f(\mathcal{S}, u) du, \quad f_u(\mathcal{U}) = \int_{-\infty}^{\infty} f(s, \mathcal{U}) ds. \quad (10.12)$$

Уколико су s и u независне случајне променљиве тада је:

$$f(s, u) = f_s(s) \cdot f_u(u). \quad (10.13)$$

10.5 Функција густине условне расподеле вероватноће

Ако је позната функција густине здружене расподеле за непрекидне случајне променљиве s и u , густина условне расподеле вероватноће (*Conditional Probability Density Function*) $f_{s|u}(s|u)$ случајне променљиве s када је исход случајне променљиве u већ познат, дефинисана је као [87]:

$$f_{s|u}(s|u) = \begin{cases} \frac{f(s, u)}{f_u(u)}, & 0 < f_u(u) < \infty, \\ 0, & f_u(u) = 0. \end{cases} \quad (10.14)$$

Условна вероватноћа да вредност случајне променљиве s припада опсегу (a, b) ако се зна исход случајне променљиве u тада је:

$$pr(a \leq s \leq b | u = u) = \int_a^b f_{s|u}(s|u) ds. \quad (10.15)$$

10.6 Нормална (Гаусова) расподела

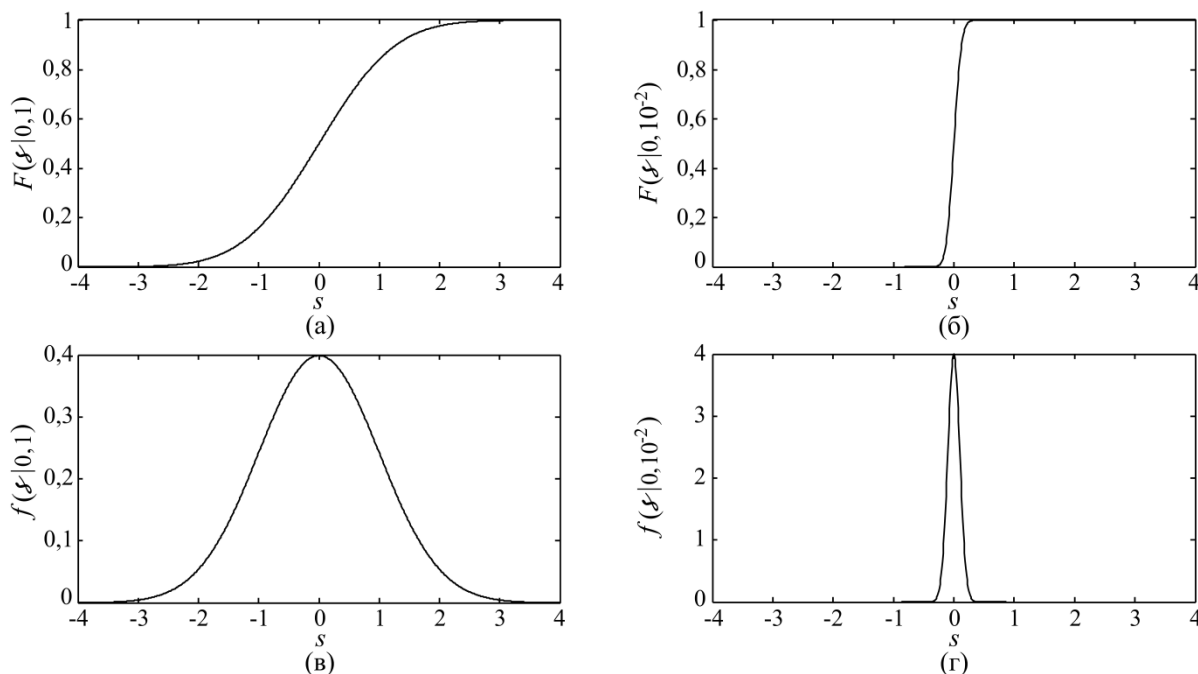
Уколико је густина расподеле вероватноће случајне променљиве s дата изразом:

$$f(s | \mu, \sigma^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{1}{2} \frac{(s - \mu)^2}{\sigma^2}\right), \quad (10.16)$$

онда случајна променљива s има нормалну (Гаусову) расподелу с математичким очекивањем μ и варијансом σ^2 , што се најчешће записује у облику $s \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$.

Нормална расподела $s \sim \mathcal{N}(0, 1)$ назива се нормирана нормална расподела и њена густина расподеле вероватноће приказана је на слици 10.1в. Грешка динамичког модела којим се описује динамика индивидуалне променљиве стања је случајна променљива која подлеже нормалној расподели с математичким очекивањем једнаким 0, али варијанса грешке је знатно мања од 1, посебно у квазистационарном режиму. У том случају функција густине расподеле $f(s)$ може имати вредности веће од 1. На слици 10.1г приказана је густина вероватноће нормалне расподеле за случајну променљиву s чија је варијанса $\sigma^2 = 10^{-2}$.

Ако је s случајна променљива која подлеже Гаусовој нормалној расподели $s \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ и ако је $u = as + b$, онда је u случајна променљива која подлеже Гаусовој нормалној расподели $u \sim \mathcal{N}(a\mu + b, a^2\sigma^2)$.



Слика 10.1 Функција нормалне расподеле вероватноће и функција густине нормалне расподеле вероватноће за две случајне променљиве с различитим параметрима

Густина расподеле вероватноће n димензионе случајне променљиве $s = [s_1, \dots, s_n]$ која подлеже нормалној Гаусовој расподели с n димензионим математичким очекивањем $\mu = [\mu_1, \dots, \mu_n]$ и $n \times n$ димензионим матрицом коваријанси Σ има следећи облик [65]:

$$f(\mathcal{S} | \mu, \Sigma) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} |\Sigma|^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2}(\mathcal{S} - \mu)^T \Sigma^{-1}(\mathcal{S} - \mu)\right), \quad (10.17)$$

где је $|\Sigma|$ детерминанта матрице коваријанси Σ .

Ако је s векторска случајна променљива која подлеже Гаусовој нормалној расподели $s \sim \mathcal{N}(\mu, \Sigma)$ и ако је $u = As + b$, онда је u векторска случајна променљива која подлеже Гаусовој нормалној расподели $u \sim \mathcal{N}(A\mu + b, A\Sigma A^T)$.

Табела 10.1 Показатељи потрошње за поједине потрошаче

Чвор	S_n ТС-е [kVA]	Број ТР-а	Ознака трансформатора	I_{max} [A]	Активност потрошача [%]
1	630	1	T4-631	480	75
3	630	1	EVK 630-20	300	75
5	800	2	TP 1: T5 7422-400 20 (10)	273	75
			TP 2: EVC 400-20	273	75
7	630	1	EVC 630-20	327	75
8	1030	2	TP 1: T5-631/R	407	75
			TP 2: EVC 400-20	250	75
9	100	1	Nepoznat TR 100 kVA_20	132	75
12	400	1	EVK 400-20	300	75
13	400	1	TP 7422-400 20(10)	347	75
16	630	1	TP 7423-630	463	75
17	630	1	Nepoznat TR	300	100
19	630	1	EVK 630-20/10	420	75
23	250	1	IMTC 250-20	360	75
24	1260	2	TP 1: Nepoznat TR 630kVA	100	75
			TP 2: Nepoznat TR 630kVA	407	75
25	400	1	EVK 400-20	300	75
28	400	1	T4-401	433	75
29	250	1	T5PK-251/R	360	75
30	1000	1	EVC 1000-20	450	75
31	630	1	EVC 630-20	300	100
32	630	1	T5-631/R	463	75
33	630	1	8TBNO 630-24/AB	300	100
35	400	1	EVC 400-20	300	75
37	400	1	EVK 400-20	300	75
40	400	1	4VT 400-20/0.4	430	75
42	630	1	T3-631	443	75
44	400	1	8TBN 0400-24/S	300	100
46	400	1	NT 400/20/10-0.4	400	75

Табела 10.2 Параметри дистрибутивних трансформатора

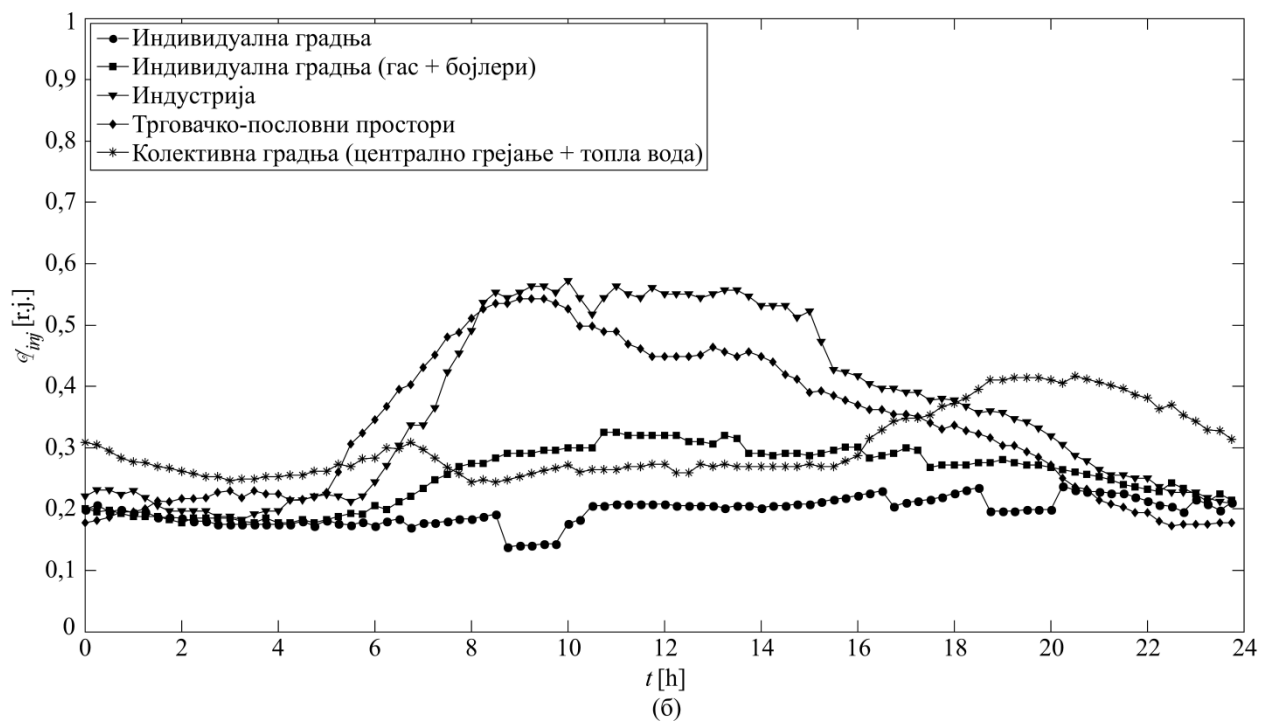
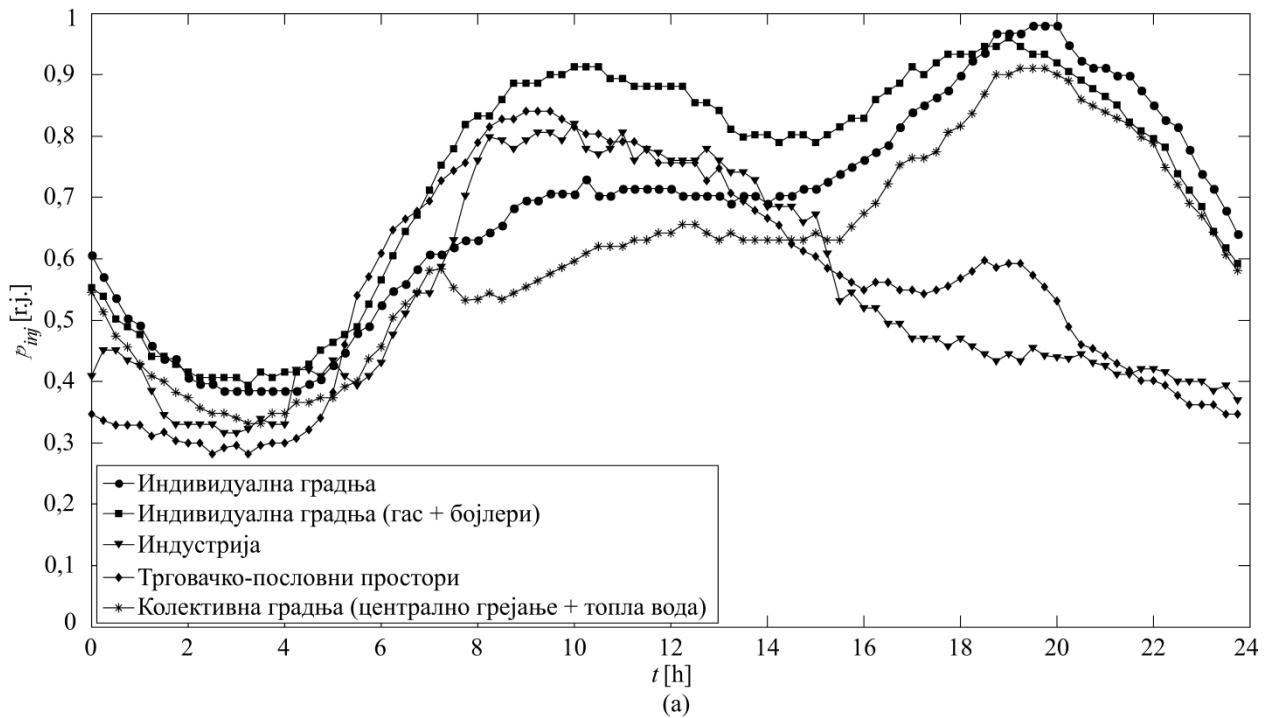
Ознака трансформатора	S_n [kVA]	m_t [kV/kV]	u_k [%]	i_0 [%]	P_{Cu} [kW]	P_{Fe} [kW]
EVC 1000-20	1000	20/0,42	6	1,1	11,05	1,7
T4-631	630	20/0,4	4,5	1,2	6,5	1,3
EVK 630-20/10	630	20/0,42	4	0,7	5,4	0,86
EVK 630-20	630	20/0,42	4	0,7	5,4	0,86
T5-631/R	630	20/0,4	4,5	0,7	6,5	1,3
Nepoznat TR 630kVA	630	20/0,4	5	1,26	8,715	1,575
TP 7423-630	630	20/0,4	4,5	1,2	6,5	1,3
T3-631	630	20/0,4	4,4	1,3	7	1,69
EVC 630-20	630	20/0,42	4	1,3	6,5	1,3
8TBNO 630-24/AB	630	20/0,42	3,82	0,18	5,764	0,88
Nepoznat TR	630	20/0,42	4,02	0,28	5,758	0,912
EVC 400-20	400	20/0,42	4	1,6	4,65	0,93
EVK 400-20	400	20/0,4	4	0,8	3,85	0,61
TP 7422-400 20(10)	400	20/0,4	4,4	1,3	4,6	0,93
T4-401	400	20/0,4	4,2	1,3	4,6	0,93
NT 400/20/10-0.4	400	20/0,4	5,1	1,3	4,6	0,93
4VT 400-20/0.4	400	20/0,4	4	1,2	4,6	0,93
8TBN 0400-24/S	400	20/0,42	3,9	0,8	3,85	0,61
IMTC 250-20	250	20/0,4	4,2	1,6	3,25	0,57
T5PK-251/R	250	20/0,4	4,3	0,8	3,85	0,61
Nepoznat TR 100 kVA_20	100	20/0,4	4	2	2	0,35
Спрега свих трансформатора је Ду5						

Табела 10.3 Типови и дужине водова

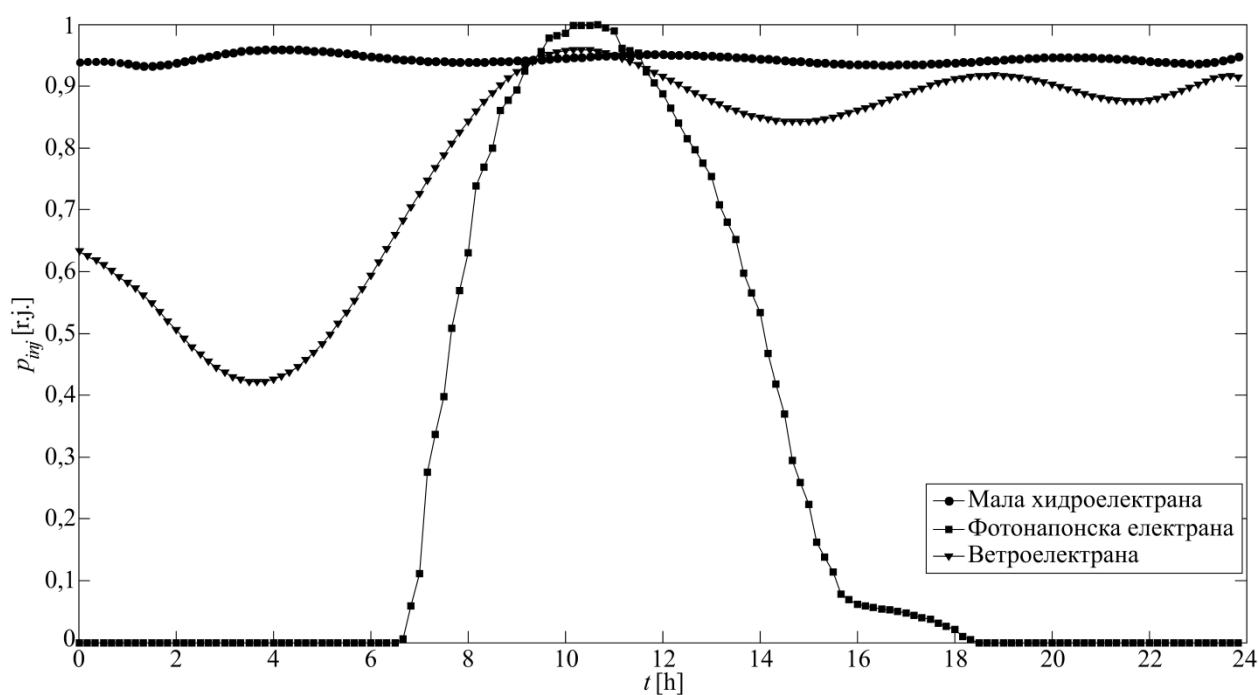
Грана	Тип вода	Дужина [m]	Грана	Тип вода	Дужина [m]
0-1	ЕНР 48 95/20	950	22-25	ХНЕ 49-А 150/20	22
1-2	ЕНР 48 95/20	360	23-26	А1 3x50/20	10
2-3	ХНЕ 49-А 150/20	15	25-27	ХНЕ 49-А 150/20	62
3-4	ХНЕ 49-А 150/20	15	26-28	А1 3x50/20	325
4-5	ЕНР 48 95/20	650	26-29	А1 3x50/20	359
5-6	ЕНР 48 95/20	1056	27-30	ХНЕ 49-А 150/20	574
5-7	ЕНР 48 95/20	112	30-31	ХНЕ 49-А 150/20	451
5-8	ХНР 48 150/20	219	31-32	ХНЕ 49-А 150/20	1172
5-9	ЕНР 48 95/20	200	32-33	ХНЕ 49-А 150/20	336
5-10	/	/	33-34	ЕНР 48 95/20	36
5-11	/	/	34-35	ХНЕ 49-А 150/20	405
6-12	ХНЕ 49-А 150/20	354	35-36	ХНЕ 49-А 150/20	69
7-13	ХНР 48 150/20	211	36-37	ХНЕ 49-А 150/20	117
12-14	ХНЕ 49-А 150/20	353	37-38	ХНЕ 49-А 150/20	118
13-15	ХНЕ 49-А 150/20	402	38-39	ЕНР 48 95/20	485
14-16	ЕНР 48 95/20	241	39-40	ХНР 48 150/20	383
16-17	ХНЕ 49-А 150/20	796	40-41	ХНР 48 150/20	356
16-18	ЕНР 48 95/20	465	41-42	ЕНР 48 95/20	70
17-19	ХНЕ 49-А 150/20	214	42-43	ЕНР 48 95/20	201
18-20	А1 3x50/20	20	43-44	ХНЕ 49-А 150/20	59
18-21	А1 3x50/20	659	44-45	ХНЕ 49-А 150/20	60
19-22	ХНЕ 49-А 150/20	198	45-46	ЕНР 48 95/20	604
20-23	А1 3x50/20	200	46-47	ЕНР 48 95/20	261
21-24	ЕНР 48 95/20	48			

Табела 10.4 Параметри водова

Тип вода	$r^{d,i}$ [Ω /km]	$x^{d,i}$ [Ω /km]	$b^{d,i}$ [μS /km]	r^0 [Ω /km]	x^0 [Ω /km]	b^0 [μS /km]
ЕНР 48 95/20	0,232	0,124	64,1	1,15	0,619	38,46
ХНЕ 49-А 150/20	0,206	0,117	74,1	0,96	0,37	44,5
ХНР 48 150/20	0,124	0,110	141	0,86	0,37	66
А1 3x50/20	0,595	0,368	2,9	0,756	1,136	1,38



Слика 10.2 Нормализовани дневни хронолошки дијаграми (а) активне и (б) реактивне снаге оптерећења за поједине типове потрошача



Слика 10.3 Нормализовани дневни хронолошки дијаграми производње активне снаге за поједине типове дистрибуираних извора енергије

Табела 10.5 Подаци о дистрибуираним генераторима

	Чвор	Дистрибуирани извор	Тип генератора	Максимална одата активна снага [kW]	Фактор снаге
IEEE 13	5	ФН електрана	Фотонапонски	31,5	$\cos \varphi = 1$
	8	Ветроелектрана	Индукциони	53	$\cos \varphi_{\text{cap.}} = 0,95$
	13	Мала хидроелектрана	Синхрони	600	$\cos \varphi_{\text{ind.}} = 0,95$
IEEE 37	16	Мала хидроелектрана	Синхрони	317,8	$\cos \varphi_{\text{ind.}} = 0,95$
	23	Ветроелектрана	Индукциони	95,1	$\cos \varphi_{\text{cap.}} = 0,95$
	28	Ветроелектрана	Индукциони	95,1	$\cos \varphi_{\text{cap.}} = 0,95$
	36	ФН електрана	Фотонапонски	52,3	$\cos \varphi = 1$
	37	ФН електрана	Фотонапонски	83,7	$\cos \varphi = 1$

11 ЛИТЕРАТУРА

- [1] M. E. Baran, J. Jung, T. E. McDermott, „Including voltage measurements in branch current state estimation for distribution systems“, *2009 IEEE PES General Meeting*, pp. 1-5, Calgary, AB, Canada, July 2009.
- [2] Д. Поповић, Д. Бекут, В. Тресканица, „Специјализовани DMS алгоритми“, *DMS Group*, Нови Сад, 2004.
- [3] A. Jain, N. R. Shivakumar, „Power System Tracking and Dynamic State Estimation“, *2009 IEEE/PES Power Systems Conference Exposition*, pp. 1-8, Seattle, WA, USA, March 2009.
- [4] M. B. Do Coutto Filho, J. C. S. de Souza, „Forecasting-Aided State Estimation - Part I: Panorama“, *IEEE Trans. Power Systems*, Vol. 24, No. 4, pp. 1667-1677, 2009.
- [5] L. Holten et al, „Comparison of different methods for state estimation“, *IEEE Trans. Power Systems*, Vol. 3, No. 4, pp. 1798-1806, 1988.
- [6] M. E. Baran, A. W. Kelley, „A branch-current-based state estimation method for distribution systems“, *IEEE Trans. Power Systems*, Vol. 10, No. 1, pp. 483-491, 1995.
- [7] M. B. Do Coutto Filho, J. D. Glover, A. M. Leite da Silva, „State estimators with forecasting capability“, *Proc. 11th Power Systems Computation Conference*, Vol. II, pp. 689-695, Avignon, France, Aug. 1993.
- [8] A. P. Alves da Silva et al, „State forecasting based on artificial neural networks“, *Proc. 11th Power Systems Computation Conference*, Vol. I, pp. 461-467, Avignon, France, Aug. 1993.
- [9] P. Rousseaux, T. Van Cutsem, T. E. Dy Liacco, „Whither dynamic state estimation?“, *Int. J. Electrical Power & Energy Systems*, Vol. 12, No. 2, pp. 104-116, 1990.
- [10] J. L. Marinho, C. Bongers, „On The Use Of Line-current Measurements For Reliable State Estimation In Electric Power Systems“, *IEEE Proc. Power Industry Computer Applications Conference*, pp. 1-6, Cleveland, OH, USA, May 1979.
- [11] Д. Тетеновић, А. Ранковић, „Динамичка естимација стања у дистрибутивним системима с микро мрежама“, *Зборник 60. Конференције за ЕТРАН*, Реферат ЕЕ1.3, стр. 1-6, Златибор, јун 2016.
- [12] K. Nishiya et al, „Dynamic state estimation for electric power systems – Introduction of a trend factor and detection of innovation processes“, *Electrical Engineering in Japan*, Vol. 96B, No. 10, pp. 497-504, 1976.
- [13] K. Nishiya, J. Hasegawa, T. Koike, „Dynamic state estimation including anomaly detection and identification for power systems“, *IEE Proc. Generation, Transmission & Distribution*, Vol. 129, No. 5, pp. 192-198, 1982.
- [14] A. M. Leite da Silva, M. B. Do Coutto Filho, J. F. de Queiroz, „State forecasting in electric power systems“, *IEE Proc. Generation, Transmission & Distribution*, Vol. 130, No. 5, pp. 237-244, 1983.
- [15] A. M. Leite da Silva, M. B. Do Coutto Filho, J. M. C. Cantera, „An Efficient Dynamic State Estimation Algorithm Including Bad Data Processing“, *IEEE Trans. Power Systems*, Vol. 2, No. 4, pp. 1050-1058, 1987.
- [16] G. Valverde, V. Terzija, „Unscented Kalman filter for power system dynamic state estimation“, *IET Generation, Transmission & Distribution*, Vol. 5. No. 1, pp. 29-37, 2011.
- [17] L. Zanni et al, „Probabilistic assessment of the process-noise covariance matrix of discrete Kalman filter state estimation of active distribution networks“, *Proc. Int. Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems*, pp. 1-6, Durham, UK, July 2014.

- [18] L. Zanni et al, „A Prediction-Error Covariance Estimator for Adaptive Kalman Filtering in Step-Varying Processes: Application to Power-System State Estimation“, *IEEE Trans. Control Systems Technology*, Vol. 25, No. 5, pp. 1683-1697, 2017.
- [19] L. Fan, Y. Wehbe, „Extended Kalman filtering based real-time dynamic state and parameter estimation using PMU data“, *Electric Power Systems Research*, Vol. 103, No. 1, pp. 168-177, 2013.
- [20] J. Qi et al, „Dynamic State Estimation for Multi-Machine Power System by Unscented Kalman Filter with Enhanced Numerical Stability“, *IEEE Trans. Smart Grid*, Vol. 9, No. 2, pp. 1184-1196, 2016.
- [21] H. Khazraj, F. Faria da Silva, C. L. Bak, „A performance comparison between extended Kalman Filter and unscented Kalman Filter in power system dynamic state estimation“, *2016 51st Int. Universities Power Engineering Conference*, pp. 1-6, Coimbra, Portugal, Sept. 2016.
- [22] A. Rouhani, „Robust Dynamic State Estimation In Power Systems“, Doctoral dissertation, Northeastern University, Department of Electrical and Computer Engineering, Boston, Massachusetts, USA, 2017.
- [23] E. Ghahremani, I. Kamwa, „Local and Wide-Area PMU-Based Decentralized Dynamic State Estimation in Multi-Machine Power Systems“, *IEEE Trans. Power Systems*, Vol. 31, No. 1, pp. 547-562, 2016.
- [24] D. Ćetenović, A. Ranković, „Optimal parameterization of Kalman filter based three-phase dynamic state estimator for active distribution networks“, *Int. J. Electrical Power & Energy Systems*, Vol. 101, No. 1, pp. 472-481, 2018.
- [25] A. S. Debs, R. E. Larson, „A dynamic estimator for tracking the state of a power system“, *IEEE Trans. Power Apparatus and Systems*, Vol. 89, No. 7, pp. 1670-1678, 1970.
- [26] З. Ј. Ковачић, „Анализа временских серија“, Универзитет у Београду, Економски факултет, Београд, 1995.
- [27] С. С. Holt, „Forecasting seasonals and trends by exponentially weighted moving averages“, *Int. J. Forecasting*, Vol. 20, No. 1, pp. 5-10, 2004.
- [28] NIST/SEMATECH e-Handbook of Statistical Methods, <http://www.itl.nist.gov/div898/handbook/> (last accessed data Oct. 2018.).
- [29] D. Simon, „Optimal State Estimation – Kalman, H_∞ and Nonlinear Approaches“, A John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, New Jersey, 2006.
- [30] М. С. Ђаловић, А. Т. Сарић, П. Ч. Стефанов, „Експлоатација електроенергетских система у условима слободног тржишта“, Технички факултет Чачак, 2005.
- [31] В. Крсман, „Специјализовани алгоритми за детекцију, идентификацију и естимацију лоших података у електродистрибутивним мрежама“, Докторска дисертација, Универзитет у Новом Саду, Факултет техничких наука у Новом Саду, 2017.
- [32] М. F. Medeiros Júnior et al, „A three-phase algorithm for state estimation in power distribution feeders based on the powers summation load flow method“, *Electric Power Systems Research*, Vol. 123, No. 1, pp. 76-84, 2015.
- [33] R. Singh, B. C. Pal, R. B. Vinter, „Measurement Placement in Distribution System State Estimation“, *IEEE Trans. Power Systems*, Vol. 24, No. 2, pp. 668-675, 2009.
- [34] C. A. Fantin et al, „Using pseudo and virtual measurements in distribution system state estimation“, *2014 IEEE PES Transmission & Distribution Conference and Exposition - Latin America*, pp. 1-6, Medellin, Colombia, Sept. 2014.
- [35] A. Ranković, B. M. Maksimović, A. T. Sarić, „A three-phase state estimation in active distribution networks“, *Int. J. Electrical Power & Energy Systems*, Vol. 54, No.1, pp. 154-162, 2014.

- [36] Б. Максимовић, „Статичка естимација експлоатационих радних режима делимично монитрисаних несиметричних електроенергетских мрежа“, Докторска дисертација, Универзитет у Крагујевцу, Факултет техничких наука у Чачку, 2014.
- [37] Y. F. Huang et al, „State Estimation in Electric Power Grids: Meeting New Challenges Presented by the Requirements of the Future Grid“, *IEEE Signal Processing Magazine*, Vol. 29, No. 5, pp. 33-43, 2012.
- [38] X. Han et al, „Real-time measurements and their effects on state estimation of distribution power system“, *2013 4th IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Europe*, pp. 1-5, Lyngby, Denmark, Oct. 2013.
- [39] В. Мијаиловић, „Дистрибуирани извори енергије - принцип рада и експлоатациони аспекти“, Академска мисао, Београд, 2011.
- [40] Правила о раду дистрибутивног система „ЕПС Дистрибуција“ д.о.о Београд, Београд, 2017.
- [41] „Technical Application Papers No. 10 - Photovoltaic plants“, ABB, 2010.
- [42] A. Cabrera-Tobar et al, „Reactive power capability analysis of a photovoltaic generator for large scale power plants“, *5th IET Int. Conference on Renewable Power Generation 2016*, pp. 1-6, London, UK, Sept. 2016.
- [43] M. Pignati et al, „Real-Time State Estimation of the EPFL-Campus Medium-Voltage Grid by Using PMUs“, *2015 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Conference*, pp. 1-5, Washington, DC, USA, Feb. 2015.
- [44] S. Bolognani, R. Carli, M. Todescato, „State estimation in power distribution networks with poorly synchronized measurements“, *53rd IEEE Conference on Decision and Control*, pp. 2579-2584, Los Angeles, CA, USA, Dec. 2014.
- [45] A. Von Meier et al, „Micro-synchrophasors for distribution systems“, *IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Conference*, pp. 1-5, Washington, DC, USA, Feb. 2014.
- [46] J. Zhao, „Power System Dynamic State Estimation Considering Measurement Correlations“, *IEEE Trans. Energy Conversion*, Vol. 32, No. 4, pp. 1630-1632, 2017.
- [47] R. Singh, B. C. Pal, R. A. Jabr, „Distribution system state estimation through Gaussian mixture model of the load as pseudo-measurement“, *IET Generation, Transmission & Distribution*, Vol. 4, No. 1, pp. 50-59, 2010.
- [48] D. M. Falcao, P. A. Cooke, A. Brameller, „Power System Tracking State Estimation and Bad Data Processing“, *IEEE Trans. Power Apparatus and Systems*, Vol. PAS-101, No. 2, pp. 325-333, 1982.
- [49] H. Wang, N. N. Schulz, „A revised branch current-based distribution system state estimation algorithm and meter placement impact“, *IEEE Trans. Power Systems*, Vol. 19, No. 1, pp. 207-213, 2004.
- [50] A. T. Sarić, A. Ranković, „Load reallocation based algorithm for state estimation in distribution networks with distributed generators“, *Electric Power Systems Research*, Vol. 84, No. 1, pp. 72-82, 2012.
- [51] Y. Guo et al, „An Efficient State Estimation Algorithm Considering Zero Injection Constraints“, *IEEE Trans. Power Systems*, Vol. 28, No. 3, pp. 2651-2659, 2013.
- [52] S. C. Tripathy, D. S. Chauhan, G. D. Prasad, „Static and Tracking State Estimation in Power System Using Newton’s Method“, *Electric Machines & Power Systems*, Vol. 18, No. 2, pp. 97-111, 1990.
- [53] F. C. Schweppe, R. D. Masiello, „A Tracking Static State Estimator“, *IEEE Trans. Power Apparatus and Systems*, Vol. PAS-90, No. 3, pp. 1025-1033, 1971.
- [54] A. Sharma, S. Srivastava, S. Chakrabarti, „An iterative multiarea state estimation approach using area slack bus adjustment“, *IEEE Systems J.*, Vol. 10, No. 1, pp. 69-77, 2016.

- [55] A. K. Singh, „Decentralized Estimation and Control for Power Systems“, Doctoral dissertation, Imperial College London, Department of Electrical and Electronic Engineering, Control and Power Research Group, London, UK, 2014.
- [56] L. Zanni, „Power-System State Estimation based on PMUs: Static and Dynamic Approaches - from Theory to Real Implementation“, Doctoral dissertation, École Polytechnique Fédérale (EPFL) de Lausanne, Lausanne, Switzerland, 2017.
- [57] F. C. Schweppe, „Power System Static-State Estimation, Part III: Implementation“, *IEEE Trans. Power Apparatus and Systems*, Vol. PAS-89, No. 1, pp. 130-135, 1970.
- [58] B. Hayes, M. Prodanović, „State Estimation Techniques for Electric Power Distribution Systems“, *2014 European Modelling Symposium*, pp. 303-308, Pisa, Italy, Oct. 2014.
- [59] S. Sarri et al, „State estimation of Active Distribution Networks: Comparison between WLS and iterated Kalman-filter algorithm integrating PMUs“, *2012 3rd IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Europe*, pp. 1-8, Berlin, Germany, Oct. 2012.
- [60] R. E. Kalman, „A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems“, *Trans. the American Society of Mechanical Engineers, J. Basic Engineering*, Vol. 82, No. 1, pp. 35-45, 1960.
- [61] J. Hartikainen, A. Solin, S. Särkkä, „Optimal Filtering with Kalman Filters and Smoothers - a Manual for the Matlab toolbox EKF/UKF“, Aalto University School of Science, Department of Biomedical Engineering and Computational Science, Finland, 2011.
- [62] S. J. Julier, J. K. Uhlmann, „Unscented filtering and nonlinear estimation“, *Proc. IEEE*, Vol. 92, No. 3, pp. 401-422, 2004.
- [63] S. J. Julier, J. K. Uhlmann, „A General Method for Approximating Nonlinear Transformations of Probability Distributions“, Tech. rept. Robotics Research Group, Department of Engineering Science, University of Oxford, 1996.
- [64] S. J. Julier, J. K. Uhlmann, H. F. Durrant-Whyte, „A new method for the nonlinear transformation of means and covariances in filters and estimators“, *IEEE Trans. Automatic Control*, Vol. 45, No. 3, pp. 477-482, 2000.
- [65] S. Särkkä, „Bayesian Filtering and Smoothing“, Cambridge University Press, 2013.
- [66] S. Särkkä, „Recursive Bayesian inference on stochastic differential equations“, Doctoral dissertation, Helsinki University of Technology, Laboratory of Computational Engineering, 2006.
- [67] E. A. Wan, R. Van Der Merwe, „The unscented Kalman filter for nonlinear estimation“, *Proc. IEEE 2000 Adaptive Systems for Signal Processing, Communications, and Control Symposium*, pp. 153-158, Lake Louise, Alberta, Canada, Oct. 2000.
- [68] Q. Song, J. Han, „An Adaptive UKF Algorithm for the State and Parameter Estimations of a Mobile Robot“, *Acta Automatica Sinica*, Vol. 34, No. 1, pp. 72-79, 2008.
- [69] M. Shyam Mohan et al, „Introduction to the Kalman Filter and Tuning its Statistics for Near Optimal Estimates and Cramer Rao Bound“, Technical Report: TR/EE2015/401, Department of Electrical Engineering, Indian Institut of Technology, Kanpur, India, 2015.
- [70] R. K. Mehra, „Approaches to adaptive filtering“, *IEEE Trans. Automatic Control*, Vol. 17, No. 5, pp. 693-698, 1972.
- [71] J. Hakkarainen et al, „On closure parameter estimation in chaotic systems“, *Nonlinear Processes in Geophysics*, Vol. 19, No. 1, pp. 127-143, 2012.
- [72] A. Solonen et al, „Estimating model error covariance matrix parameters in extended Kalman filtering“, *Nonlinear Processes in Geophysics*, Vol. 21, No. 5, pp. 919-927, 2014.
- [73] Z. Sun, Z. Yang, „Study of Nonlinear Parameter Identification Using UKF and Maximum Likelihood Method“, *2010 IEEE Int. Conference on Control Applications*, pp. 671-676, Yokohama, Japan, Sept. 2010.

- [74] H. Zhuang, J. Lu, J. Li, „Joint estimation of state and parameter with maximum likelihood method“, *2017 36th Chinese Control Conference*, pp. 5276-5281, Dalian, China, July 2017.
- [75] C. L. Su, C. N. Lu, „Interconnected Network State Estimation Using Randomly Delayed Measurements“, *IEEE Trans. Power Systems*, Vol. 16, No. 4, pp. 870-878, 2001.
- [76] T. Gönen, „Modern Power System Analysis“, CRC Press, Taylor & Francis Group, 2nd ed. USA, 2013.
- [77] A. Abur, A. G. Expósito, „Power System State Estimation – Theory and Implementation“, Marcel Dekker, Inc., USA, 2004.
- [78] K. Kashin, „Statistical Inference: Maximum Likelihood Estimation“, Harvard University, 2014.
- [79] <http://sites.ieee.org/pes-testfeeders/resources/> (last accessed data September 2018.)
- [80] N. Zhou et al, „Dynamic State Estimation of a Synchronous Machine Using PMU Data: A Comparative Study“, *IEEE Trans. Smart Grid*, Vol. 6, No. 1, pp. 450-460, 2015.
- [81] S. R. Searle, G. Casella, C. E. McCulloch, „Variance Components“, A John Wiley & Sons, Inc., 1992.
- [82] A. M. Ranković, D. N. Četenović, „Modeling of Photovoltaic Modules Using a Gray-Box Neural Network Approach“, *Thermal Science*, Vol. 21, No. 6, pp. 2837-2850, 2017.
- [83] G. Noriega, S. Pasupathy, „Adaptive estimation of noise covariance matrices in real-time preprocessing of geophysical data“, *IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 35, No. 5, pp. 1146-1159, 1997.
- [84] S. J. Geetha, S. Chakrabarti, K. Rajawat, „Hierarchical parallel dynamic estimator of states for interconnected power system“, *IET Generation, Transmission & Distribution*, Vol. 12, No. 10, pp. 2299-2306, 2018.
- [85] D. Stirzaker, „Probability and Random Variables – A Beginner's Guide“, University of Oxford, Cambridge University Press, USA, 1999.
- [86] M. Стојаковић, „Вероватноћа и случајни процеси“, Факултет техничких наука у Новом Саду, Нови Сад, 2013.
- [87] В. Јевремовић, „Вероватноћа и статистика“, Математички факултет, Београд, 2014.

ОБЛАСТ ИСТРАЖИВАЊА

- Естимација стања у електроенергетским системима
- Анализа кварова и релејна заштита
- Електродистрибутивне мреже
- Дистрибуирани извори енергије

ОБРАЗОВАЊЕ

(новембар 2013. –) **Докторске академске студије**

Факултет техничких наука у Чачку, Универзитет у Крагујевцу

- Студијски програм: Електротехничко и рачунарско инжењерство
- Модул: Електроенергетика
- Просечна оцена у току студија: 10,00
- Докторска дисертација: „Динамичка естимација стања несиметричних електродистрибутивних мрежа и оптимално подешавање параметара Калмановог филтра“

(октобар 2011. – фебруар 2013.) **Мастер академске студије**

Факултет техничких наука у Чачку, Универзитет у Крагујевцу

- Студијски програм: Електротехничко и рачунарско инжењерство
- Модул: Електроенергетика
- Просечна оцена у току студија: 10,00
- Матер рад: „Утицај дистрибуираних генератора на рад релејне заштите у средњенапонској дистрибутивној мрежи“

(јул 2007. – октобар 2011) **Основне академске студије**

Факултет техничких наука у Чачку, Универзитет у Крагујевцу

- Студијски програм: Електротехника
- Модул: Електроенергетика
- Просечна оцена у току студија: 9,16
- Дипломски рад: „Софтверски пакет *EPLAN* у пројектовању и анализи нисконапонских електричних инсталација“

НАУЧНЕ ПУБЛИКАЦИЈЕ

Радови у часописима међународног значаја:

- [1] **D. Ћетеновић**, A. Ranković, „Optimal parameterization of Kalman filter based three-phase dynamic state estimator for active distribution networks“, *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, Vol. 101, pp. 472-481, 2018.
- [2] V. Mijailović, **D. Ћетеновић**, A. Ranković, P. Petrović, D. Rozgić, „Analysis of Faults in Active Distribution Network with and without Synchronous Generator Using Instantaneous Symmetrical Components in Time Domain“, *Electrical Engineering*, Vol. 100, No. 3, pp. 2117-2127, 2018.
- [3] A. Ranković, **D. Ћетеновић**, „Modeling of Photovoltaic Modules Using a Gray-Box Neural Network Approach“, *Thermal Science*, Vol. 21, No. 6, pp. 2837-2850, 2017.

Рад у часопису националног значаја:

- [4] A. Ranković, V. Mijailović, D. Rozgić, **D. Ćetenović**, „Optimization of Electric and Magnetic Field Emissions Produced by Independent Parallel Overhead Power Lines“, *Serbian Journal of Electrical Engineering*, Vol. 14, No. 2, pp. 199-216, 2017.

Рад саопштен на међународном научном скупу:

- [5] D. Klimenta, **D. Ćetenović**, B. Perović, J. Klimenta, „Modelling the passive cooling of roof-mounted PV modules by using the modified correlations for heat transfer coefficients due to wind-induced convection“, *Proceedings of 4th International Conference on Renewable Electrical Power Sources*, Paper No. 38, pp. 337-344, Belgrade, October 2016.

Радови саопштени на домаћим научним скуповима:

- [6] **Д. Ћетенковић**, В. Мијаиловић, А. Ранковић, „Склопни пренапони на прекидачима услед искључења струје квара – случај прикључења индукционог генератора на мрежу“, *XI Саветовање о електродистрибутивним мрежама Србије CIREД*, Реферат R-1.20, стр. 1-10, Копаоник, септембар 2018.
- [7] В. Остраћанин, С. Ђуровић, **Д. Ћетенковић**, „Додатна опрема и мерни уређаји за дијагностику стања металоксидних одводника пренапона средњег и високог напона“, *X Саветовање о електродистрибутивним мрежама Србије CIREД*, Извештај I-1.20, стр. 1-7, Врњачка Бања, септембар 2016.
- [8] **Д. Ћетенковић**, В. Мијаиловић, А. Ранковић, „Предлог мера за смањење техничких губитака у средњенапонској дистрибутивној мрежи 10 kV“, *X Саветовање о електродистрибутивним мрежама Србије CIREД*, Реферат R-5.08, стр. 1-8, Врњачка Бања, септембар 2016.
- [9] **Д. Ћетенковић**, А. Ранковић, „Динамичка естимација стања у дистрибутивним системима са микро мрежама“, *60. Конференција ЕТРАН 2016*, Реферат EE1.3, стр. 1-6, Златибор, јун 2016.
- [10] **Д. Ћетенковић**, А. Ранковић, „Прорачун снаге на излазу фотонапонских панела применом вештачких неуралних мрежа“, *59. Конференција ЕТРАН 2015*, Реферат EE1.4, стр. 1-6, Сребрно језеро, јун 2015.
- [11] Д. Миладиновић, Ј. Живанић, **Д. Ћетенковић**, М. Шућуровић, „Мерење ефективног времена рада БТД система погона Тамнава Источно поље, РБ Колубара д.о.о.“, *2. Национална конференција са међународним учешћем РППО13*, 4.10, стр. 376-384, Чачак, септембар 2013.
- [12] Ј. Живанић, **Д. Ћетенковић**, М. Шућуровић, Д. Лазаревић, „Дијагностиковање стања изолације енергетског трансформатора мерењем интензитета парцијалних пражњења“, *57. Конференција ЕТРАН 2013*, Реферат EE2.4, стр. 1-5, Златибор, јун 2013.

НАГРАДЕ

- Добитник награде за најбољи рад младог истраживача на 59. Конференцији ЕТРАН у оквиру секције EE: „Електроенергетика“, Сребрно језеро, јун 2015.
Д. Ћетенковић, А. Ранковић, „Прорачун снаге на излазу фотонапонских панела применом вештачких неуралних мрежа“, *59. Конференција ЕТРАН 2015*, Реферат EE1.4, стр. 1-6, Сребрно језеро, јун 2015.
- Добитник награде „Александар Аврамовић“ за најбољег дипломираног студента школске 2011/12. године на смеру Електроенергетика на Факултету техничких наука у Чачку, Универзитета у Крагујевцу.

УЧЕШЋЕ НА ПРОЈЕКТИМА

- Пројекат у подручју интегралних и интердисциплинарних истраживања ИИИ 42009 „Интелигентне енергетске мреже“.
- Пројекат у оквиру програмске активности развоја високог образовања „Развој курикулума предмета Пројектовање помоћу рачунара у електроенергетици у циљу унапређења дигиталних и предузетничких компетенција студената (РаППРЕ)“.

ПЕДАГОШКО РАДНО ИСКУСТВО

Факултет техничких наука у Чачку

- (новембар 2011. – март 2012.) Демонстратор
- (фебруар 2013. – фебруар 2014.) Стручни сарадник на Катедри за електроенергетику
- (фебруар 2014. –) Асистент на Катедри за електроенергетику

Учешће у реализацији наставе из предмета:

- Основи електротехнике (2011-2012)
- Математика (2011-2012)
- Регулација електромоторних погона (2013-2014)
- Менаџмент енергетским ресурсима (2014-2018)
- Електромагнетна компатибилност (2014-2018)
- Дистрибутивне и индустријске мреже (2014-)
- Експлоатација електроенергетских система (2014-)
- Релејна заштита (2015-)
- Пројекат из дистрибутивних и индустријских мрежа (2017-)
- Управљање електроенергетским системима (2014-)
- Методички практикум из електроенергетских мрежа (2017-)

РЕЦЕНЗИЈЕ

Рецензент у међународном часопису *IEEE Transactions on Power Systems*