





دانشگاه صنعتی شاهرود
دانشکده مهندسی برق و رباتیک

رساله دکتری مهندسی سیستم‌های قدرت

تخمین حالت مقاوم در سیستم‌های قدرت

نگارنده: محسن خسروی

استاد راهنما:

دکتر مهدی بانژاد

استاد مشاور:

دکتر حیدر طوسی‌ان شاندیز

شهریور ماه ۱۳۹۵

تقدیم بہ

پدرم و مادرم

شماره: ۱۴۱۶، ۰۵۰

تاریخ: ۹۵، ۴، ۱۲

ویرایش: —

باسمه تعالی



مدیریت تحصیلات تکمیلی

فرم شماره ۱۲: صورت جلسه دفاع از رساله دکتری (Ph.D)

بدینوسیله گواهی می شود آقای/خانم محسن خسروی دانشجوی دکتری رشته مهندسی برق - قدرت به شماره دانشجویی ۸۸۱۸۴۴۵ ورودی مهر ماه سال ۱۳۸۸ در تاریخ ۱۳۹۵/۰۶/۱۶ از رساله خود با عنوان:

تخمین حالت مقاوم در سیستم های قدرت

دفاع و باخذ نمره ۱۹.۰۰۰ به درجه عالی نائل گردید.

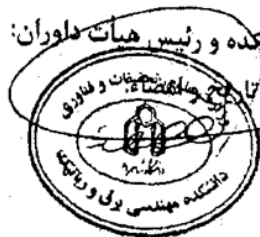
<input checked="" type="checkbox"/> الف) درجه عالی: نمره ۱۹-۲۰	<input type="checkbox"/> ب) درجه بسیار خوب: نمره ۱۸/۹۹ - ۱۷
<input type="checkbox"/> ج) درجه خوب: نمره ۱۶/۹۹ - ۱۵	<input type="checkbox"/> د) غیر قابل قبول و نیاز به دفاع مجدد دارد
<input type="checkbox"/> ه) رساله نیاز به اصلاحات دارد	

ردیف	نام و نام خانوادگی	سمت	امضاء
۱	دکتر مهدی بازرگان	استاد/اساتید راهنما	
۲	دکتر حمیدرضا اوسین شایب	مشاور/معاونین	
۳	دکتر محسن اصبح	استاد مدعو داخلی/خارجی	
۴	دکتر مصطفی خیرآری	استاد مدعو کاتدر/خارجی	
۵	دکتر عربی ابراهیم زرد	استاد مدعو داخلی/خارجی	
۶	دکتر مرتضی رحمان	سرپرست (نماینده) تحصیلات تکمیلی دانشکده	

مدیر محترم تحصیلات تکمیلی دانشگاه:

ضمن تأیید مراتب فوق مقرر فرمائید اقدامات لازم بعمل آید.

رئیس دانشکده و رئیس هیات داوران:



مقالات مستخرج از رساله:

۱. محسن خسروی و مهدی بانژاد، "تخمین حالت تخمین حالت مقاوم در سیستم‌های قدرت به کمک آنالیز اجزای اصلی اطلاعات اندازه‌گیرها"، بیست و هشتمین کنفرانس بین المللی برق، PSC2013، تهران.
2. M. Khosravi, M. Banejad and H. T. Shandiz, "Online robust state estimation of power systems by employing principal component analysis in unscented Kalman filter", ICTPE Conference 2015, Romania.
3. M. Khosravi, M. Banejad and H. T. Shandiz, "Robust dynamic state estimation of power system based on synchronization between conventional measurement and phasor measurement units", ICTPE Conference 2015, Romania.
۴. محسن خسروی و مهدی بانژاد، "تخمین حالت مقاوم در سیستم های قدرت به کمک الگوریتم ابتکاری و ترکیبی حداقل مربعات خطا و حداقل فاصله اطلاعات اندازه‌گیرها"، کنفرانس مدل های غیرخطی، ۲۰۱۵، امارات متحده، دبی.
5. M. Khosravi, M. Banejad and H. T. Shandiz, "Forecast aided measurements data synchronisation in robust power system state estimation", IET Generation, Transmission & Distribution Journal, doi: 10.1049/iet-gtd.2015.1138, 2016.
6. M. Khosravi, M. Banejad and H. T. Shandiz, "Robust state estimation in power systems by pre-filtering measurement data", Journal of AI and Data Mining, 2016.
7. M. Khosravi, M. Banejad and H. T. Shandiz, "Robust Dynamic State Estimation of Power System Using Imperialist Competitive Algorithm", Canadian IEEE, in publishing.
8. M. Khosravi, M. Banejad and H. T. Shandiz, "Power System State Estimation by Solving the Equivalent Constrained Optimization Problem", IEEE Trans. Smart Grid, submitted.

تشر و قدر دانی

حمد و سپاس خدایی را که بنده کوچکش را در دریای بیکران اندیشه، قطره ای ساخت تا وسعت آن را از دریچه اندیشه های ناب معلمانی بزرگ به تماشا نشیند. اکنون که در پایان تحصیلات خود به گذشته می نگرم خود را سراپا مدیون دلسوزی فرشتگان تعلیم می یابم و از خداوند برای همه آنها استدعای بهروزی می نمایم.

از زحمات استاد بزرگوام جناب آقای دکتر مهدی بانژاد که بدون راهنمایی ایشان انجام این پژوهش میسر نبود، کمال تشکر و امتنان را دارم. همچنین از جناب آقای دکتر حیدر طوسیان شاندیز که از پاسخ به ابهاماتی که در طول تحقیق ایجاد می شد، ذره ای مضیقه نداشته و پیمودن مسیر تحقیق را تسهیل می نمودند، صمیمانه سپاسگزارم.

تعهد نامه

اینجانب **محسن خسروی** دانشجوی دوره دکتری رشته **برق- قدرت** دانشکده **مهندسی برق و رباتیک**

دانشگاه صنعتی شاهرود نویسنده پایان نامه **تخمین حالت مقاوم در سیستم‌های قدرت** تحت راهنمایی

دکتر مهدی بانژاد متعهد می‌شوم.

- تحقیقات در این پایان نامه توسط اینجانب انجام شده و از صحت و اصالت برخوردار است.
- در استفاده از نتایج پژوهش‌های محققان دیگر به مرجع مورد استفاده استناد شده است.
- مطالب مندرج در پایان نامه تاکنون توسط خود یا فرد دیگری برای دریافت هیچ نوع مدرک یا امتیازی در هیچ جا ارائه نشده است.
- کلیه حقوق معنوی این اثر متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می‌باشد و مقالات مستخرج با نام « دانشگاه صنعتی شاهرود » و یا « Shahrood University of Technology » به چاپ خواهد رسید.
- حقوق معنوی تمام افرادی که در بدست آمدن نتایج اصلی پایان نامه تاثیرگذار بوده‌اند در مقالات مستخرج از پایان نامه رعایت می‌گردد.
- در کلیه مراحل انجام این پایان نامه، در مواردی که از موجود زنده (یا بافتهای آنها) استفاده شده است ضوابط و اصول اخلاقی رعایت شده است.
- در کلیه مراحل انجام این پایان نامه، در مواردی که به حوزه اطلاعات شخصی افراد دسترسی یافته یا استفاده شده است اصل رازداری، ضوابط و اصول اخلاق انسانی رعایت شده است.

تاریخ: ۱۳۹۴/۶/۱

محسن خسروی

مالکیت نتایج و حق نشر

- کلیه حقوق معنوی این اثر و محصولات آن (مقالات مستخرج، کتاب، برنامه‌های رایانه‌ای، نرم‌افزارها و تجهیزات ساخته شده) متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می‌باشد. این مطلب باید به نحو مقتضی در تولیدات علمی مربوطه ذکر شود.
- استفاده از اطلاعات و نتایج موجود در پایان نامه بدون ذکر مرجع مجاز نمی‌باشد.

چکیده:

تخمین حالت، کلیدی ترین عملیات جهت کنترل و مدیریت یک شبکه قدرت می باشد. متغیرهای حالت سیستم قدرت، که منظور اندازه و زاویه ولتاژ باس های شبکه می باشند، می توانند یک شناخت جامع از سراسر شبکه ارائه کنند. از طرف دیگر تخمین نادرست این متغیرها می تواند منجر به تصمیمات نادرست و در نهایت باعث خسارات سنگین و حتی فروپاشی شبکه گردد، لذا داشتن تخمینگر مطمئن و مقاوم در برابر تحریف داده های اندازه گیرها، شرط لازم برای داشتن شبکه ایمن می باشد.

این تحقیق با در نظر گرفتن این واقعیت که اطلاعات اندازه گیرها به دلایل مختلف از قبیل: خطاهای اندازه گیری، عدم همزمانی در برداشت اطلاعات، خطاهای سیستم مخابراتی، هک شدن اطلاعات در شبکه های هوشمند و ... دائماً در معرض تحریف می باشند، به دنبال افزایش میزان مقاوم بودن تخمینگر در برابر این تحریفات یا به اصطلاح داده های بد می باشد.

ابتداً به کمک تکنیک های پردازش اطلاعات و بکارگیری آنالیز اجزای اصلی اطلاعات، پیش فیلترینگ داده های اندازه گیرها پیشنهاد می گردد. همچنین در صورت افزودن اندازه گیر جدید، مکان بهینه با هدف تقویت قابلیت تشخیص و شناسایی داده بد، نیز پیشنهاد خواهد شد. سپس جهت تخمین حالت استاتیکی و آنالیز آفلاین شبکه، تخمینگری مقاوم در برابر داده های بد با بهره گیری از نگاشت انقباض و معیار حداقل مقدار مطلق مانده اندازه گیرها، ارائه می گردد. نتایج شبیه سازی حاکی از دقت و مقاومت بالای این روش در برابر داده های بد نسبت به سایر روش های تخمین حالت استاتیکی می باشند.

همچنین با توجه به این موضوع که می توان با داشتن معادلات دینامیکی یک سیستم، مسیر حالت آن سیستم را با تقریب مناسبی برآورد و رصد نمود، به یافتن یک تخمینگر دینامیکی مقاوم در برابر داده های بد که به صورت آنلاین قابل استفاده باشد، خواهیم پرداخت. ابتدا یک مدل شبه

دینامیکی از شبکه قدرت ارائه می‌گردد. مدل ارائه شده جهت مدلسازی شبکه‌های بزرگ و گسترده از مدل‌های دینامیکی دیگر ساده‌تر و کارآمدتر می‌باشد، زیرا در این مدل نیازی به پارامترهای دینامیکی بارها، ژنراتورها و... نمی‌باشد و دینامیک‌های با بازه زمانی کمتر از یک سیکل در شبکه، که در تخمین حالت اهمیتی ندارند، را حذف نموده است. در مرحله بعد با توجه به گسترش و اهمیت واحدهای اندازه‌گیر فازور که اطلاعات دقیق و قابل اعتمادی از فازورهای ولتاژ و جریان شبکه فراهم می‌کنند، روشی جهت استفاده کامل از اندازه‌گیرهای فازور و اندازه‌گیرهای سنتی و هماهنگ‌سازی اطلاعات آنها ارائه می‌گردد. سپس یک تخمینگر حالت دینامیکی مبتنی بر فیلتر کالمن و مجهز به هماهنگ‌ساز اندازه‌گیرهای سنتی و اندازه‌گیرهای فازور بر روی مدل شبه دینامیکی پیشنهادی از شبکه، ارائه می‌گردد که با سرعت و دقت مناسبی حالات شبکه را تخمین می‌زند و وضعیت شبکه را رصد می‌کند.

در نهایت با هدف حداکثر سازی تابع چگالی احتمال پسین و بکارگیری روابط چاپمن کولموگراف و اصل بولمن معیاری جهت تخمین حالت دینامیکی ارائه می‌شود که دارای محدودیت‌های فیلتر کالمن نبوده و ساده‌تر می‌باشد. جهت اجرای یک تخمین دینامیکی دقیق و مقاوم در برابر داده‌های بد، کافی است این معیار بهینه گردد. در این تحقیق با بکارگیری الگوریتم رقابت استعماری این بهینه‌سازی اجرا می‌گردد که با سرعت همگرایی بالایی نتایج دقیقی حاصل می‌گردد.

واژه‌های کلیدی: تخمین حالت مقاوم، سیستم قدرت، واحدهای اندازه‌گیر فازور، داده بد.

فهرست مطالب

- ۱- مقدمه ۱
- ۲- معرفی و بیان مشخصات اندازه‌گیرها در شبکه‌های قدرت ۹
- ۱-۲. انواع اندازه‌گیرها ۱۰
- ۲-۱-۱- اندازه‌گیرهای سنتی ۱۰
- ۲-۱-۲. واحدهای اندازه‌گیری فازور ۱۴
- ۲-۲. کلاس‌بندی اندازه‌گیرها ۱۸
- ۲-۲-۱- انواع کلاس اندازه‌گیرها ۱۸
- ۲-۲-۲. تعیین کلاس اندازه‌گیرهای یک شبکه قدرت ۱۹
- ۲-۳. رویت پذیری ۲۲
- ۲-۳-۱- تحلیل عددی رویت پذیری ۲۳
- ۲-۳-۲ (۱-۱-۳-۲) روش عددی تحلیل رویت‌پذیری مبتنی بر رتبه ماتریس ژاکوبین ۲۴
- ۲-۳-۲ (۲-۱-۳-۲) روش عددی تحلیل رویت‌پذیری مبتنی بر تخمین حالت تفکیک‌شده ۲۵
- ۲-۳-۲- تحلیل رویت‌پذیری مبتنی بر ساختار شبکه و اندازه‌گیرها ۲۷
- ۲-۳-۳- تحلیل رویت‌پذیری شبکه با حضور واحدهای اندازه‌گیری فازور ۲۸
- ۲-۴. جمع‌بندی ۲۹
- ۳- تشخیص و شناسایی داده‌های تحریف‌شده اندازه‌گیرها ۳۱
- ۱-۳. انواع داده‌بد ۳۴

- ۲-۳. روش پیشنهادی جایابی بهینه PMU با هدف شناسایی داده بد..... ۳۵
- ۳-۳. تشخیص و شناسایی داده بد..... ۳۷
- ۱-۳-۳-۱- شناسایی داده بد پس از اجرای عملیات تخمین حالت ۳۷
- مانده اندازه‌گیری ها (۱-۱-۳-۳) ۳۸
- تشخیص داده بد به کمک توزیع χ^2 (۲-۱-۳-۳) ۴۱
- تشخیص داده بد به کمک نرمالیزه کردن مانده‌ها..... (۳-۱-۳-۳) ۴۳
- ۲-۳-۳-۲- تشخیص داده بد قبل از روند تخمین (پیش فیلترینگ)..... ۴۴
- پیش فیلتر نمودن داده بد به کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN)..... (۱-۲-۳-۳) ۴۴
- پیش فیلتر نمودن داده بد به کمک منطق فازی (۲-۲-۳-۳) ۴۵
- شناسایی داده بد به کمک آنالیز موجک..... (۳-۲-۳-۳) ۴۵
- ۴-۳. روش پیشنهادی جهت پیش فیلتر نمودن داده‌های اندازه‌گیری به کمک آنالیز
- اجزای اصلی ۴۶
- ۱-۴-۳-۱- تئوری آنالیز اجزای اصلی..... ۴۶
- ۲-۴-۳-۲- اجزای اصلی اطلاعات ۴۷
- ۳-۴-۳-۳- آنالیز اجزای اصلی ۴۹
- ۴-۴-۳-۴- تشخیص داده بد به کمک PCA..... ۵۰
- ۵-۴-۳-۵- نتایج شبیه سازی برای سیستم ۹ باسه IEEE..... ۵۵
- ۵-۳. جمع‌بندی..... ۶۰
- ۴- تخمین حالت استاتیکی مقاوم در سیستم‌های قدرت ۶۱
- ۱-۴-۱. مدلسازی استاتیکی شبکه قدرت..... ۶۲

- ۶۴..... ۲-۴. روش های تخمین حالت استاتیکی.....
- ۶۵..... ۱-۲-۴- الگوریتم حداقل مربعات.....
- ۶۷..... ۲-۲-۴- روش معادلات نرمال.....
- ۶۸..... ۳-۲-۴- روش نرمال مقید.....
- ۶۹..... ۴-۲-۴- روش تبدیل متعامد.....
- ۷۱..... ۵-۲-۴- روش ترکیبی.....
- ۷۲..... ۶-۲-۴- روش ماتریس افزوده هاکتل.....
- ۷۳..... ۷-۲-۴- روش پیترز و ویکنسون.....
- ۷۴..... ۸-۲-۴- روش تجزیه.....
- ۷۶..... ۹-۲-۴- الگوریتم هماهنگی ناحیه ای.....
- ۷۷..... ۳-۴. مقایسه الگوریتم های تخمین.....
- ۷۸..... ۴-۴. تخمین حالت چند ناحیه ای.....
- ۷۸..... ۵-۴. تخمین حالت استاتیکی مقاوم.....
- ۷۹..... ۴-۵-۱-M- تخمینگرهای حالت.....
- ۸۱..... ۴-۵-۲- تخمینگر حداقل مقدار قدر مطلق (LAV).....
- ۸۲..... ۴-۵-۳- رگرسیون خطی.....
- ۸۳..... ۴-۵-۴- تخمین LAV به عنوان یک مسئله LP.....
- ۸۵..... ۴-۵-۵- الگوریتم مبتنی بر روش سیمپلکس.....
- ۸۶..... ۴-۵-۶- الگوریتم نقطه درونی.....

- ۶-۴. الگوریتم پیشنهادی تخمین حالت استاتیکی مقاوم..... ۹۰
- ۱-۶-۴- نگاشت انقباض..... ۹۰
- ۲-۶-۴- یافتن نقطه شروع مناسب..... ۹۲
- ۳-۶-۴- الگوریتم بهبود یافته بهینه سازی اجتماع ذرات (IPSO)..... ۹۳
- ۴-۶-۴- فیلتر نمودن مجموعه اندازه گیری ها و تخمین دقیق حالات شبکه..... ۹۵
- ۵-۶-۴- مراحل پیاده سازی الگوریتم پیشنهادی..... ۹۶
- ۷-۴. معیارهای ارزیابی نتایج تخمینگرها..... ۹۹
- ۱-۷-۴- معیار حد از کارافتادگی..... ۹۹
- ۲-۷-۴- معیار حداکثر خطای تخمین نرمالایز شده..... ۹۹
- ۳-۷-۴- معیار انتگرال مربع خطای..... ۹۹
- ۸-۴. پیاده سازی روش پیشنهادی بر روی سیستم ۱۴ باسه IEEE..... ۱۰۰
- ۹-۴. تحلیل نتایج شبیه سازی و ارزیابی روش پیشنهادی..... ۱۰۴
- ۱۰-۴. جمع بندی..... ۱۰۵
- ۵- تخمین حالت دینامیکی مقاوم در سیستم های قدرت..... ۱۰۷
- ۱-۵. مدلسازی دینامیکی شبکه قدرت..... ۱۰۸
- ۱-۱-۵- مدلسازی دینامیکی یک شبکه با در نظر گرفتن معادلات دینامیکی ژنراتورها
و بارها..... ۱۰۸
- ۱-۱-۵- مدلسازی دینامیک های سیستم..... ۱۱۰
- ۲-۱-۵- ارتباط دینامیک های سیستم از طریق شبکه..... ۱۱۱

- ۱۱۲-۲-۱-۵- مدلسازی شبه دینامیکی پیشنهادی برای یک سیستم قدرت.....
- ۱۱۵-۲-۵. تخمین حالت دینامیکی مقاوم.....
- ۱۱۷-۱-۲-۵- تخمین حالت سیستم قدرت به کمک فیلتر کالمن توسعه یافته.....
- ۱۱۹-۲-۲-۵- الگوریتم پیشنهادی هماهنگ سازی اطلاعات اندازه گیرهای سنتی و واحدهای اندازه گیری فازور.....
- ۱۲۰-۱-۲-۲-۵- گسترش اطلاعات در تمامی لحظات نمونه برداری.....
- ۱۲۲-۲-۲-۲-۵- توابع مبتنی بر شعاع.....
- ۱۲۵-۳-۲-۲-۵- شبیه سازی الگوریتم تخمین حالت دینامیکی با گسترش داده های اندازه گیری.....
- ۱۳۰-۳-۲-۵- الگوریتم فیلتر کالمن بدون ادراک (UKF).....
- ۱۳۰-۱-۳-۲-۵- تبدیل بدون ادراک (UT).....
- ۱۳۱-۲-۳-۲-۵- پیاده سازی الگوریتم فیلتر کالمن بدون ادراک.....
- ۱۳۴-۴-۲-۵- الگوریتم فیلتر ذره ای.....
- ۱۳۸-۵-۲-۵- تخمینگر دینامیکی پیشنهادی جهت تخمین حالت شبکه های قدرت.....
- ۱۴۲-۶-۲-۵- اجرا تخمین حالت با حل مسئله بهینه سازی مقید.....
- ۱۴۳-۱-۶-۲-۵- الگوریتم رقابت استعماری.....
- ۱۴۷-۲-۶-۲-۵- الگوریتم روش پیشنهادی.....
- ۱۴۹-۳-۶-۲-۵- شبیه سازی و ارزیابی تخمینگر پیشنهادی حالت در سیستم قدرت.....
- ۱۵۶-۷-۲-۵- تحلیل نتایج شبیه سازی و ارزیابی روش پیشنهادی.....
- ۱۵۷-۳-۵. جمع بندی.....
- ۱۵۸-ضمیمه فصل ۵.....

۶- نتیجه گیری و پیشنهادات ۱۶۳

۶-۱. نتیجه گیری ۱۶۴

۶-۲. پیشنهادات ۱۶۶

مراجع ۱۶۹

فهرست جدول‌ها

- جدول ۳-۱. اجزای اصلی مقادیر اندازه‌گیری شده در سیستم تحت مطالعه ۵۷
- جدول ۴-۱. نقاط ضعف و قوت الگوریتم‌های تخمین حالت استاتیکی ۷۷
- جدول ۴-۶. مقادیر پارامترهای سیستم ۱۴ باسه IEEE ۱۰۱
- جدول ۴-۷. مقادیر اندازه‌گیرهای موجود در شبکه مورد مطالعه ۱۰۲
- جدول ۴-۸. مقادیر تخمین زده شده حالات سیستم با روش‌های: WLS، FWLS، RWLS و روش پیشنهادی ۱۰۳
- جدول ۴-۹. مقادیر حد از کارافتادگی برای تخمینگرهای مختلف ۱۰۴

فهرست شکل‌ها

- شکل ۱-۱. نقش تخمین حالت در EMS ۳
- شکل ۱-۲. ارتباط بین باس‌ها و انتقال توان ۱۱
- شکل ۲-۲. شبکه مورد مطالعه جهت یافتن اندازه‌گیرهای بحرانی ۲۱
- شکل ۳-۲. شبکه مورد مطالعه جهت تحلیل رویت پذیری ۲۶
- شکل ۱-۳. فلوچارت پیشنهادی جهت جابجایی بهینه PMU با هدف شناسایی داده بد ۳۶
- شکل ۲-۳. تابع توزیع احتمال χ^2 ۴۱
- شکل ۱۰-۳. مقادیر دریافتی از بعضی اندازه‌گیرهای سنتی (توان اکتیو و راکتیو تزریقی باس ۱ و توان اکتیو و راکتیو جاری خطوط ۳-۶ و ۴-۹) ۵۶
- شکل ۱۱-۳. مقادیر فازور ولتاژ دریافتی از PMU نصب شده در باس ۸ ۵۷
- شکل ۱۲-۳. بعضی از نتایج تخمین حالت بدون استفاده از پیش‌فیلتر ۵۸
- شکل ۱-۴. مدار معادل خط انتقال ۶۲
- شکل ۲-۴. مدل ترانسفورماتور با تپ چنجر ۶۳
- شکل ۳-۴. مدار معادل ترانسفورماتور با تپ چنجر ۶۳
- شکل ۴-۴. روند تخمین حالت گسترده/مرتب‌ه ای ۷۹
- شکل ۵-۴. فلوچارت الگوریتم پیشنهادی جهت تخمین حالت استاتیکی سیستم قدرت ۹۸
- شکل ۶-۴. دیاگرام تک خطی سیستم ۱۴ باسه IEEE ۱۰۳
- شکل ۷-۴. حداکثر خطای تخمین‌گرهای مختلف به ازای تعداد داده بد ۱۰۴
- شکل ۱-۵. داده‌های در دسترس در زمانهای مختلف ۱۲۱
- شکل ۲-۵. بلوک دیاگرام گسترش داده‌های اندازه‌گیرها ۱۲۲
- شکل ۳-۵. بلوک دیاگرام روش پیشنهادی ۱۲۴

- شکل ۴-۵. دیاگرام تک خطی سیستم‌های تحت شبیه سازی..... ۱۲۶
- شکل ۵-۵. نتایج شبیه سازی تخمین حالت دینامیکی سیستم ۹ باسه..... ۱۲۸
- شکل ۶-۵. نتایج شبیه سازی تخمین حالت دینامیکی سیستم ۱۱۸ باسه..... ۱۲۹
- شکل ۷-۵. فلوجارت روش پیشنهادی جهت تخمین حالت دینامیکی سیستم‌های قدرت..... ۱۵۱
- شکل ۸-۵. داده‌های اندازه‌گیرهای سنتی آلوده به داده پرت و داده‌های دریافتی از PMU..... ۱۵۲
- شکل ۱-۶. نمای بلوکی فرآیند کامل اکتساب داده تا تخمین حالت در شبکه قدرت..... ۱۶۶

فصل اول

مقدمه

حالات یک سیستم، متغیرهای مستقلی هستند که با یافتن مقادیر آنها، اطلاعات جامع و کامل از وضعیت و رفتار سیستم حاصل می‌شود. اگر در شبکه های قدرت اندازه و زاویه ولتاژ باس‌ها را به عنوان حالات شبکه در نظر بگیرید، عملیاتی که بر اساس مقادیر اندازه‌گیری شده جهت یافتن نزدیکترین مقادیر به مقادیر واقعی این متغیرها انجام شود را تخمین حالت می‌نامند. مفهوم تخمین حالت برای اولین بار توسط اسچیپ^۱ در سال ۱۹۷۰ به صورت یک تحقیق ریاضیاتی ارائه گردید و تا سال ۱۹۸۰ از آن به طور محدود استفاده می‌گردید. اما از سال ۱۹۹۰ تخمین حالت، نقش کلیدی در بهره برداری سیستم‌ها پیدا کرد به طوری که اکنون تخمین حالت دیگر به بنیان مراکز کنترل مدرن در سیستم‌های قدرت تبدیل شده است. هدف اصلی تخمین حالت، محاسبه هرچه دقیق‌تر حالات از روی مجموعه اندازه‌گیری‌های در دسترس بر اساس روابط فیزیکی بین حالات سیستم و اندازه‌گیرها با یاری جستن از تکنیک‌های ریاضیاتی، می‌باشد.

❖ اهمیت تحقیق

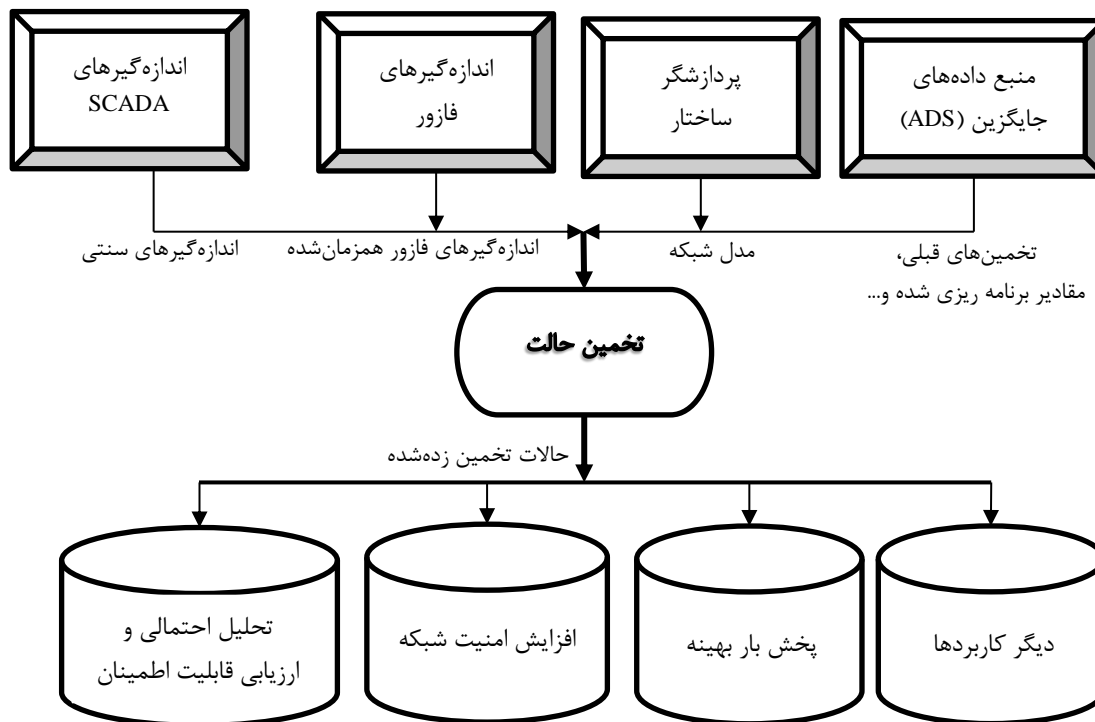
با توجه به پیچیدگی روزافزون عملکرد و ساختار سیستم‌های قدرت نیازمند برنامه ریزی دقیق، سریع و مدرن و فهم جامع از عملکرد و حالات سیستم‌های قدرت می‌باشد. سیستم مدیریت انرژی^۲ (EMS) مدرن مبتنی بر تئوری اتوماسیون و تکنولوژی سیستم‌های قدرت می‌باشد. تخمین حالت سیستم‌های قدرت مهمترین قسمت EMS می‌باشد و در مقالات گسترده‌ای از تعبیر ستون فقرات^۳ EMS برای تخمین حالت استفاده کرده‌اند. عملکردهای پیشرفته گوناگونی از EMS از قبیل: آنالیز پایداری ولتاژ، آنالیز پایداری گذرا و برنامه ریزی قیود ایمنی و... وابسته به داده‌های موثقی که از تخمین حالت شبکه بدست می‌آید، می‌باشد [۱]. در شکل ۱-۱ جایگاه و نقش تخمین حالت در EMS نشان داده شده است، همانطور که در این شکل مشخص است، مسیر هرگونه عملیاتی در EMS از تخمین‌گر حالت می‌گذرد.

^۱Schewpe

^۲Energy Management System

^۳Backbone

تخمین حالت، پخش بار زمان واقعی^۱ نیز نامیده می شود. تخمینگر حالت سیستم های قدرت، اطلاعات مربوط به ساختار شبکه، مقادیر پارامترهای شبکه، داده های اندازه گیریهای اسکادا و واحدهای اندازه گیری فازور^۲ (PMU) را به عنوان ورودی جهت انجام محاسبات، مورد استفاده قرار می دهد. غالباً تعداد معادلات اندازه گیریها بیشتر از تعداد حالات مورد نظر می باشد به همین علت تخمینگر حالت قادر به تشخیص داده های بد^۳ نیز می باشد [۱]. با افزایش تعداد اندازه گیریهای مازاد^۴ دقت تخمین و میزان اطمینان به نتایج تخمین افزایش می یابد. اما در واقعیت تعداد اندازه گیریها محدود می باشند لذا تخمینگر کارآمد باید بتواند حداکثر استفاده را از اطلاعات اندازه گیریها بنماید.



شکل ۱-۱. نقش تخمین حالت در EMS [۲]

^۱Real-Time
^۲Phasor Measurement Unit
^۳Bad Data
^۴Redundant Measurement

با توجه به جایگاه تخمینگر حالت در EMS و مرکز کنترل سیستم‌های قدرت، خروجی این عملگر اطلاعات ورودی و پایه و اساس هرگونه تحلیل و تصمیم‌گیری برای شبکه می‌باشد. لذا هرگونه نارسایی و اشتباه در خروجی منجر به تحلیل و تصمیم‌گیری نادرست برای شبکه خواهد گردید.

❖ بیان مسئله

همانطور که در شکل ۱-۱ مشخص می‌باشد ورودی تخمینگر حالت، اطلاعات اکتساب شده از اندازه‌گیرهای گسترده در شبکه می‌باشد. در عمل، داده‌های اندازه‌گیرها به دلایل مختلف از جمله دقت محدود اندازه‌گیرها، خطاهای اندازه‌گیری، عدم همزمانی در برداشت اطلاعات و خطا و نویزهای رابط و سیستم مخابراتی در معرض تحریف قرار دارند. پس به طور خلاصه می‌توان گفت ورودی تخمینگر حالت ممکن است به اطلاعات نادرست آلوده باشد ولی تخمینگر کارآمد نباید این اطلاعات نادرست را به تحلیل‌گرها و عملگرهای دیگری که در ادامه قرار دارند، انتقال دهد. اینجاست که بحث مقاوم بودن تخمینگر حالت مطرح می‌گردد. در واقع تخمینگر حالت مقاوم، تخمینگری است که با وجود تحریف اطلاعات اندازه‌گیرهای مازاد همچنان نتایج معتبری را ارائه دهند [۳].

❖ اهداف تحقیق

در این تحقیق پس از مطالعه اندازه‌گیرها و بررسی کیفی داده‌های اندازه‌گیری به دنبال ارائه تخمینگری می‌باشیم که ضمن دقت و سرعت بالا در تخمین تا حد ممکن در برابر تحریف اطلاعات اندازه‌گیری مقاوم باشد. در ابتدا برای تحلیل آفلاین شبکه این هدف را جهت تخمین حالت استاتیکی شبکه دنبال می‌کنیم. در مرحله بعد این هدف را برای مانیتورینگ آنلاین شبکه با ارائه تخمینگر حالت دینامیکی دنبال خواهیم نمود. لازم به ذکر است که اهداف ثانویه از قبیل پیش فیلترینگ داده‌ها، هماهنگ سازی اطلاعات و... نیز توأمان حاصل خواهند شد.

❖ نوآوری‌های تحقیق

به طور کل نوآوری‌هایی که در این تحقیق به آنها رسیده ایم را می‌توان به صورت زیر بیان نمود:

الف) دست یابی به یک عملیات سریع و کارآمد جهت پالایش داده‌های اندازه‌گیرها که ممکن است حاوی داده بد نیز باشند. این عملیات که در قالب پیش فیلترینگ مطرح خواهد شد بدون نیاز به محاسبات طولانی و عملیات زمانبر تخمین و محاسبه مانده اندازه‌گیرها بر اساس آنالیز اجزای اصلی سابقه اطلاعات، قادر به تشخیص سریع و دقیق داده بد می‌باشد.

ب) ارائه یک تخمینگر استاتیکی مقاوم مبتنی بر نگاشت انقباض که دارای شاخص‌های برتری در زمینه مقاوم بودن در برابر داده‌های پرت نسبت به سایر روش‌های استاتیکی تخمین حالت می‌باشد.

ج) هماهنگ سازی اطلاعات اندازه‌گیرهای سنتی مربوط به ¹ SCADA و واحدهای اندازه‌گیر فازور که منجر به استفاده جامعتر از تمامی اطلاعات و سریعتر رصد نمودن شبکه می‌گردد.

د) ارائه یک تخمینگر دینامیکی مقاوم که با شناخت مسئله، حل ادراکی معادلات بیز را به یک مسئله بهینه سازی مقید تبدیل نموده است. این تخمینگر با حداکثر سازی چگالی احتمال پسین حالات دارای سرعت، دقت و میزان مقاوم بودن بیشتری نسبت به سایر روش‌های مطرح شده می‌باشد.

ساختار مطالب در فصل‌های بعدی این رساله به صورت زیر می‌باشد:

در فصل دوم به تفصیل به بررسی انواع اندازه‌گیرهای سنتی و اندازه‌گیرهای مدرن خواهیم پرداخت و با توجه به گسترش روز افزون PMU ها و توانایی گسترده و دقت و سرعت بالای آنها به طور خاص مورد بررسی قرار خواهند گرفت. سپس در قالب بحث رویت‌پذیری سیستم به بررسی کفایت اندازه‌گیرها جهت تخمین حالت خواهیم پرداخت.

در فصل سوم با توجه به امکان تحریف اطلاعات اندازه‌گیرها به بررسی جامع داده‌های بد و روش‌های تشخیص و شناسایی آنها می‌پردازیم. در این فصل روش‌های تشخیص داده بد به دو دسته کلی تشخیص بعد از اجرای تخمین موقت و تشخیص قبل از تخمین تقسیم می‌شوند و مورد بررسی

¹ Supervisory Control and Data Acquisition

قرار خواهند گرفت. همچنین با توجه به ورود و گسترش PMU ها در شبکه های قدرت، الگوریتمی جهت پیشنهاد مکان بهینه برای افزودن PMU با هدف افزایش میزان مقاوم بودن تخمینگر در برابر داده بد و از بین بردن ضعف فرآیند تشخیص داده بد ارائه خواهیم نمود. در پایان این فصل نیز روشی کارآمد و سریع به کمک تکنیک‌های پردازش اطلاعات ارائه خواهد شد که قبل از اجرای عملیات تخمین حالت با توجه به سابقه اطلاعات اندازه‌گیرها قادر به تشخیص داده بد خواهد بود.

در فصل چهارم ابتداً به مدلسازی استاتیکی شبکه قدرت پرداخته می‌شود سپس به تفصیل به بررسی روش‌های مطرح در زمینه تخمین حالت استاتیکی و مقایسه انواع روش‌ها و ارائه نقاط ضعف و قوت آن‌ها خواهیم پرداخت. در ادامه با توجه به موضوع تحقیق، به طور ویژه تخمینگرهای مقاوم و به خصوص تخمینگر مقاوم حداقل مقادیر قدر مطلق^۱ (LAV) را مورد مطالعه قرار داده و به دنبال بهره‌گیری از آن‌ها خواهیم بود. در پایان نیز با بهره‌گیری از تخمینگر LAV، تکنیک‌های ریاضیات پیشرفته و خاصیت نگاشت انقباض، تخمینگری ارائه خواهد شد که با توجه به معیارهای ارزیابی دقت و مقاومت تخمینگرها، کارآمدتر، دقیق‌تر و مقاوم‌تر از سایر روش‌ها می‌باشد.

در فصل پنجم نیز ابتداً مدلسازی دینامیکی رایج سیستم‌های قدرت ارائه می‌شود سپس یک مدلسازی جامع و کارآمد برای سیستم‌های گسترده قدرت پیشنهاد خواهد شد که مدل مناسبی برای تخمینگر دینامیکی فراهم می‌کند. در ادامه جهت بهره‌مندی از تمام اطلاعات به خصوص داده‌های دقیق و قابل اعتماد PMU ها الگوریتمی جهت هماهنگ‌سازی اطلاعات ارائه خواهد شد که علاوه بر افزایش دقت و سرعت تعقیب تخمینگر، آن را قادر به حذف داده پرت نموده و در برابر تحریف اطلاعات مقاوم می‌سازد. در پایان نیز جهت تخمین دینامیکی به کمک فیلتر بیزین^۲ با هدف حداکثر سازی تابع چگالی احتمال پسین^۳ معیار بسیار کارآمدی پیشنهاد می‌گردد که مسئله تخمین حالت دینامیکی را به یک مسئله بهینه سازی تبدیل می‌نماید. جهت حل مسئله بهینه سازی ایجاد شده

^۱ Least Absolute Values

^۲ Bayesian Filter

^۳ Posterior Probability Density Function

نیز الگوریتم بهینه‌یابی رقابت استعماری که سرعت همگرایی بالایی نیز در این مورد ایجاد می‌کند، انتخاب می‌گردد. نتایج شبیه‌سازی این تخمین دینامیکی به کمک بهینه‌سازی معیار پیشنهادی حاکی از سرعت بالای آن در رصد کردن حالات و مقاوم بودن آن در برابر حضور داده‌های بد می‌باشد.

معرفی و بیان مشخصات اندازه‌گیرها در

شبکه‌های قدرت

۱-۲. انواع اندازه‌گیرها

اندازه‌گیرهای موجود در یک شبکه قدرت را به لحاظ تکنولوژی ساخت و قابلیت همزمان سازی در خواندن مقادیر شبکه می‌توان به دو دسته، اندازه‌گیرهای سنتی^۱ و واحدهای اندازه‌گیر فازور تقسیم نمود:

۲-۱-۱- اندازه‌گیرهای سنتی

این اندازه‌گیرها به لحاظ سابقه طولانی و یا رایج بودن مصرفشان در تمام شبکه های قدرت، اندازه‌گیرهای سنتی نام گرفته اند. این اندازه‌گیرها هیچ ارتباطی با سایر اندازه‌گیرها موجود در شبکه نداشته و مقادیر را در محل، اندازه‌گیری نموده و به کمک خطوط ارتباطی، داده های اندازه‌گیری را به واحد ترمینال از راه دور^۲ (RTU) ارسال می‌نماید. این دسته از اندازه‌گیرها شامل اندازه‌گیرهای توان اکتیو تزریقی یک باس (P_i)، اندازه‌گیرهای توان اکتیو جاری در خطوط واصل بین دو باس (P_{ij})، اندازه‌گیرهای توان راکتیو تزریقی یک باس (Q_i)، اندازه‌گیرهای توان راکتیو جاری در خطوط واصل بین دو باس (Q_{ij})، ولت‌متر باس‌ها ($|V_i|$) و آمپر متر خطوط ($|I_{ij}|$) می‌باشد.

الف) اندازه‌گیرهای توان اکتیو تزریقی یک باس

این اندازه‌گیر میزان توان اکتیو تزریق شده به شبکه، که تفاوت مقدار توان تولیدی و توان مصرفی در همان باس است، را اندازه‌گیری می‌نماید. رابطه ریاضی بین این اندازه‌گیری با متغیرهای حالت شبکه را می‌توان به صورت زیر بیان نمود [۳،۴]:

$$P_i = |V_i| \sum_{j \in N} |V_j| (G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \sin \theta_{ij}) \quad (1-2)$$

که $\theta_{ij} = \theta_i - \theta_j$ ، N تعداد باس‌های متصل به باس i ، $G_{ij} + j B_{ij}$ درایه ij ام ماتریس ادمیتانس شبکه می‌باشد.

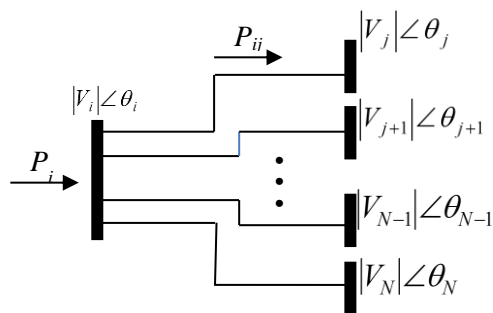
^۱ Conventional Measurement
^۲ Remote Terminal Units

ب) اندازه‌گیرهای توان اکتیو جاری در خطوط واصل بین دو باس

این اندازه‌گیر میزان توان اکتیو انتقالی از باس i به باس j ، که در خط واصل جاری می‌شود (شکل ۲-۱)، را اندازه‌گیری می‌نماید. رابطه این اندازه‌گیری با متغیرهای حالت به صورت زیر می‌باشد:

$$P_{ij} = V_i^2 (g_{si} + g_{ij}) - |V_i||V_j|(g_{ij} \cos \theta_{ij} + b_{ij} \sin \theta_{ij}) \quad (2-2)$$

که $g_{ij} + jb_{ij}$ ادمیتانس سری خط بین باس i و باس j ، $g_{si} + jb_{si}$ ادمیتانس موازی مدل π خط بین باس i و باس j می‌باشد.



شکل ۲-۱. ارتباط بین باس‌ها و انتقال توان

ج) اندازه‌گیرهای توان راکتیو تزریقی یک باس

این اندازه‌گیر میزان توان راکتیو تزریقی به شبکه را اندازه‌گیری می‌نماید. رابطه ریاضی بین این اندازه‌گیری با متغیرهای حالت شبکه را می‌توان به صورت زیر بیان نمود [۳،۴]:

$$Q_i = |V_i| \sum_{j \in N} |V_j| (G_{ij} \sin \theta_{ij} - B_{ij} \cos \theta_{ij}) \quad (3-2)$$

د) اندازه‌گیرهای توان راکتیو جاری در خطوط واصل بین دو باس

این اندازه‌گیر میزان توان راکتیو انتقالی از باس i به باس j را اندازه‌گیری می‌نماید. رابطه این اندازه‌گیری با متغیرهای حالت را می‌توان به صورت زیر نوشت [۳،۴]:

$$Q_{ij} = -V_i^2 (b_{si} + b_{ij}) - |V_i||V_j|(g_{ij} \sin \theta_{ij} - b_{ij} \cos \theta_{ij}) \quad (4-2)$$

ه) دستگاه‌های اندازه‌گیر ولتاژ^۱ باس‌ها

دستگاه‌های اندازه‌گیر ولتاژ باس‌ها در واقع همان اندازه‌گیر اندازه ولتاژ باس‌ها ($|V_i|$) می‌باشد.

و) دستگاه‌های اندازه‌گیر آمپر^۲ خطوط

دستگاه‌های اندازه‌گیر آمپر خطوط، همان اندازه‌گیر اندازه جریان خط واصل بین باس i و باس j

می‌باشد. و رابطه ریاضی آن با متغیرهای حالت به صورت زیر است [۳،۴]:

$$I_{ij} = \sqrt{AV_i^2 + BV_j^2 - 2|V_i||V_j|(C \cos \theta_{ij} - D \sin \theta_{ij})} \quad (5-2)$$

که:

$$A = g_{ij}^2 + (b_{ij} + b_{si})^2$$

$$B = g_{ij}^2 + b_{ij}^2$$

$$C = g_{ij}^2 + b_{ij}(b_{ij} + b_{si})$$

$$D = g_{ij} b_{si}$$

این اندازه‌گیرها اغلب در شبکه‌های توزیع یا فوق توزیع و در ولتاژهای کمتر از ۱۳۲ کیلو ولت

استفاده می‌شوند. استفاده از این اندازه‌گیرها در تخمین حالت، مشکلات عددی و رویت پذیری به

دنبال خواهد داشت که در ادامه توضیح داده خواهد شد [۳،۴]:

- زمانی که از یک نقطه یکنواخت (مثلاً اندازه ولتاژها ۱ پریونیت و زاویه ولتاژها صفر)

روند تکرار برای تخمین شروع شود. المان‌های ماتریس ژاکوبین متناظر با I_{ij} با توجه

به رابطه (۶-۲) همگی تعریف نشده و المان‌های متناظر با I_{ij}^2 با توجه به رابطه (۷-۲)

همگی صفر خواهند شد. لذا در این مورد اندازه‌گیر جریان بی‌فایده می‌باشد. همچنین

جهت آنالیز رویت پذیری با حضور اندازه‌گیرهای جریان باید ماتریس ژاکوبین را در نقاط

مختلف محاسبه نمود.

¹ Voltmeter

² Ammeter

$$\frac{\partial I_{ij}}{\partial |V_i|} = \frac{g_{ij}^2 + b_{ij}^2}{|I_{ij}|} (|V_i| - |V_j| \cos \theta_{ij}) \quad (6-2)$$

$$\frac{\partial I_{ij}}{\partial \theta_i} = \frac{g_{ij}^2 + b_{ij}^2}{|I_{ij}|} |V_i| |V_j| \sin \theta_{ij}$$

$$\frac{\partial I_{ij}^2}{\partial |V_i|} = 2(g_{ij}^2 + b_{ij}^2)(|V_i| - |V_j| \cos \theta_{ij}) \quad (7-2)$$

$$\frac{\partial I_{ij}^2}{\partial \theta_i} = 2(g_{ij}^2 + b_{ij}^2) |V_i| |V_j| \sin \theta_{ij}$$

• تغییرات ناگهانی المان های ماتریس ژاکوبین^۱ حول مبدأ، به علت ماهیت شدیداً غیر خطی رابطه (۲-۵)، وقتی که از I_{ij} استفاده گردد. این وابستگی المان های ماتریس ژاکوبین در صورت وجود خطوط کم بار می تواند مشکلات همگرایی عددی در روند تخمین حالات شبکه ایجاد نماید.

• در غیاب اندازه گیرهای توان، تنها رابطه ای که جهت محاسبه زاویه ولتاژها وجود دارد، رابطه زیر می باشد:

$$\cos \theta_{ij} = \frac{V_i^2 + V_j^2 - I_{ij}^2 (r_{ij}^2 + x_{ij}^2)}{2V_i V_j} \quad (8-2)$$

بر اساس این رابطه برای یک مجموعه اندازه ولتاژ و جریان دو مقدار $\pm \theta_{ij}$ بدست می آید. این موضوع به علت وجود تابع سینوس در بقیه روابط حاکم، عملیات تخمین را دچار اختلال می کند.

^۱ بردار $Y = [y_1, y_2, \dots, y_N]$ و $X = [x_1, x_2, \dots, x_M]$ را در نظر بگیرید، ماتریس ژاکوبین $\frac{\partial Y}{\partial X}$ به صورت زیر تعریف می گردد:

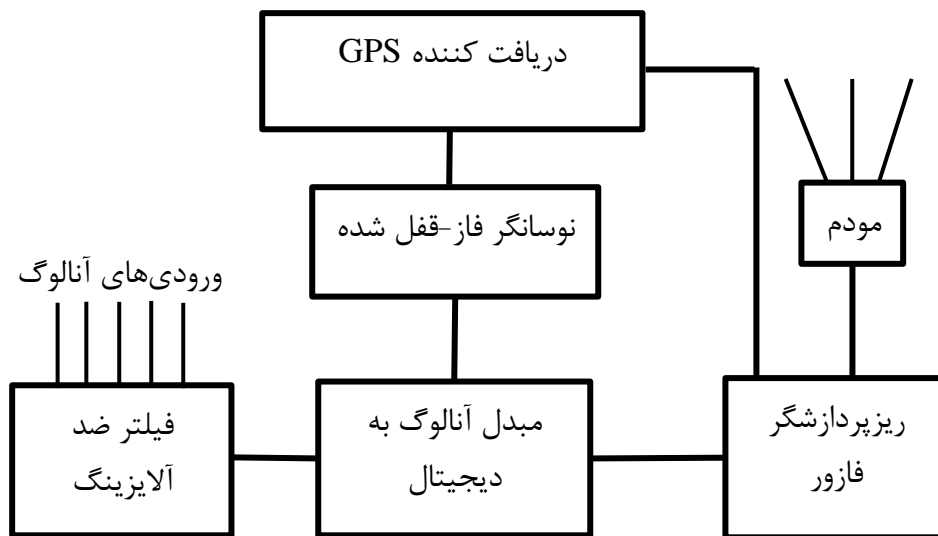
$$\frac{\partial Y}{\partial X} = \begin{bmatrix} \frac{\partial y_1}{\partial x_1} & \frac{\partial y_1}{\partial x_2} & \dots & \dots & \dots & \frac{\partial y_1}{\partial x_N} \\ \frac{\partial y_2}{\partial x_1} & \frac{\partial y_2}{\partial x_2} & \dots & \dots & \dots & \frac{\partial y_2}{\partial x_N} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \frac{\partial y_N}{\partial x_1} & \frac{\partial y_N}{\partial x_2} & \dots & \dots & \dots & \frac{\partial y_N}{\partial x_N} \end{bmatrix}$$

از آنجا که در این تحقیق مقاوم بودن و پایداری عددی عملیات تخمین، بسیار حائز اهمیت می‌باشد، استفاده از اندازه‌گیرهای جریان توصیه نمی‌گردد. علاوه بر این در شبکه های واقعی نیز آمپر متر فقط در شبکه توزیع و فوق توزیع استفاده می‌گردد و در این رساله مورد بررسی قرار نمی‌گیرد.

۲-۱-۲- واحدهای اندازه‌گیری فازور

واحد اندازه‌گیری فازوری که در اواخر دهه ۱۹۸۰ میلادی ابداع گردید، با استفاده از سیگنال سنکرون‌کننده که غالباً از طرف سیستم موقعیت یاب جهانی^۱ (GPS) صادر می‌شود، قادر به اندازه‌گیری فازور ولتاژ باس و فازور جریان خطوط متصل به آن باس می‌باشد [۵]. کاربرد این دستگاه تنها در مقیاس محلی نبوده بلکه در بعد سراسری سیستم نیز دارای کاربردهای فراوان و رو به گسترش است. پیشرفت سریع سیستم‌های مخابراتی در جهان و ابداع روش اندازه‌گیری فازوری سنکرون به کمک PMU و با استفاده از سیگنال همزمانی GPS تحول عظیمی در پایش و کنترل شبکه‌های گسترده و به هم پیوسته قدرت ایجاد کرده است. توجه به کاربردهای گسترده اخیر PMU و افزایش اطمینان به نتایج تخمین حالت با حضور PMU باعث گردید که در دهه اخیر توجه خاصی به PMU صورت پذیرد به گونه‌ای که در بازه سه ساله ۲۰۱۰ تا ۲۰۱۳ شبکه انتقال انرژی الکتریکی آمریکا تعداد PMUهای خود را از ۱۶۶ عدد به ۱۱۲۶ عدد افزایش داده است و رشد این تکنولوژی هنوز هم با شتاب قابل ملاحظه‌ای ادامه دارد. پیش بینی می‌شود که در آینده نزدیک سیستم سریع کنترل هماهنگ شبکه جهت ایجاد سیستم‌های فراگیر کنترل زمان واقعی در شبکه‌های قدرت، جایگزین روشهای معمول و کم اثر کنترل محلی و امکانات محدود سیستم‌های فعلی SCADA/EMS خواهد شد. یکی از ویژگی های بارز این سیستم قابلیت محدودسازی ادامه اغتشاشات وارده و ممانعت از بروز ناپایداری‌ها می‌باشد [۵].

^۱ Global Positioning System



شکل ۲-۲. بلوک دیگرام واحد اندازه‌گیر فازور

شکل ۲-۲ بلوک دیگرام قسمت‌های مختلف یک PMU معمولی را نشان می‌دهد. ورودی‌های آنالوگ شامل مقادیر جریان و ولتاژ بدست آمده از سیم پیچ ثانویه ترانس جریان^۱ (CT) و ترانس ولتاژ^۲ (PT) می‌باشند. فیلتر ضد آلیزینگ^۳ جهت کاهش فرکانس‌هایی که بالاتر از فرکانس نایکوئیست استفاده شده است. نوسانگر فاز- قفل شده هر بسته دریافتی از GPS در یک ثانیه را به یک توالی پرسرعت (فرکانس بالا) تبدیل می‌کند که جهت نمونه برداری شکل موج استفاده می‌گردد. مبدل آنالوگ به دیجیتال^۴ (A/D) سیگنال‌های آنالوگ جریان و ولتاژ را به سیگنال‌های دیجیتال تبدیل می‌کند تا بتواند به ریزپردازنده جهت محاسبات تبدیل فوریه گسسته^۵ (DFT) فازور، وارد نماید. رشته محاسبه شده مربوط به فازورها در قسمت متمرکزکننده داده‌های فازور^۶ (PDC) جمع شده سپس به سمت مودم فرستاده می‌شوند.

^۱ Current Transformer

^۲ Potential Transformer

^۳ Anti-Aliasing

^۴ Analog to Digital Converter

^۵ Discrete Fourier Transform

^۶ Phasor Data Concentrator

واحد اندازه‌گیری فازور دارای مزایای متعدد و مهمی نسبت به سیستم های SCADA معمولی می‌باشند [۶]:

(۱) طبق استاندارد IEEE (C37.118-2005) [۷]، PMU و ملزومات آن باید قادر به ارسال اطلاعات فازور با نرخ ۱۰ قرائت^۱ در هر ثانیه تا ۳۰ قرائت در هر ثانیه در سیستم ۶۰ هرتز و ۲۵ قرائت در هر ثانیه در سیستم ۵۰ هرتز باشد، که بسیار بالاتر از اندازه‌گیری های SCADA (چند ثانیه برای هر اندازه‌گیری) می‌باشد. این مزیت باعث تقویت نظارت و تجزیه و تحلیل رفتار دینامیکی سیستم قدرت می‌شود.

(۲) PMU ها با ارائه اندازه‌گیرهای همزمان از طریق برچسب زمانی هماهنگ جهانی^۲، می‌توانند اندازه‌گیرهای مکان های دور را نیز همگام سازی نمایند، لذا در هر لحظه یک تصویر زمان واقعی از کل سیستم قدرت خواهیم داشت.

(۳) اندازه‌گیرهای PMU دارای دقت بسیار بالاتری از SCADA می‌باشد.

(۴) حضور PMU در یک شبکه می‌تواند مشکل رویت پذیری ناقص سیستم را رفع نماید.

(۵) PMU به طور مستقیم می‌تواند هم فازور ولتاژ باسی که در آن نصب شده است و هم فازورهای جریان خطوط مرتبط به آن باس را اندازه‌گیری نماید. از این رو، در شبکه قدرتی که به طور کامل به تنهایی توسط اندازه‌گیری PMU ها قابل رویت است، یک تخمینگر خطی قادر به محاسبه حالات می‌باشد که دارای دقت بالاتر و محاسبه سریع تر، در مقایسه با روش تخمین حالت غیر خطی مرسوم می‌باشد [۸].

PMU ها علاوه بر اینکه در تخمین حالت سیستم قدرت نقش به‌سزایی ایفا می‌کنند، کاربردهای

گسترده‌تر دیگری مانند موارد زیر نیز دارند [۹-۱۱]:

^۱ Reading
^۲ Global Synchronous Time Stamps

الف) ثبت و پیدا کردن محل خطا: نصب PMUها در شبکه، امکان دسترسی به داده‌های ترمینال دو طرف خط را به ما می‌دهد، لذا با توجه به سنکرون بودن این داده‌ها، امکان جابجایی دقیق خط میسر می‌شود [۱۲].

ب) تصحیح مدل سیستم: امروزه برای تحقیق و مطالعه در سیستم‌های قدرت از مدل‌های کامپیوتری در سطح وسیعی استفاده می‌شود. PMU با ثبت رفتار سیستم در مقابل رخداد‌های مختلف که در اثر اغتشاش در سیستم بوجود می‌آیند و مقایسه آن با رفتار شبیه‌سازی شده می‌تواند به بهبود مدل سیستم و یافتن مدل نزدیکتر به مدل واقعی کمک زیادی نماید.

ج) پیش بینی ناپایداری گذرا و دینامیک: در حال حاضر آنالیز پایداری سیستم‌های قدرت بصورت برون خط^۱ صورت می‌گیرد، اندازه‌گیری فازورهای سنکرون شده می‌تواند آنالیز پایداری و پیش بینی پایداری را بصورت زمان-واقعی میسر سازد.

د) رله گذاری تطبیقی: رله‌های خروج از همگامی^۲، نوسان توان را به کمک تغییر امپدانس ظاهری دیده شده توسط رله دیستانس آشکار می‌سازند. در حال حاضر این رله‌ها اطلاعاتی که از شبیه‌سازی‌های پایداری سیستم، برای حالت‌های منطقی مختلف بدست می‌آید، مورد استفاده قرار می‌دهند. مشکل این روش این است که شرایط واقعی با توجه به نوسان توان با شرایطی که در شبیه‌سازی پایداری استفاده شده است، فرق می‌کند. در این مورد نیز PMUها می‌توانند داده‌های دینامیکی با توجه به نوسان توان فراهم نمایند [۱۳].

ه) مصونیت شبکه در برابر خاموشی عمومی: حفاظت سیستم در سطح وسیع جهت مصونیت شبکه در مقابل خاموشی عمومی و یا اتفاقات مشابه صورت می‌گیرد. در این زمینه هم از PMU بطور گسترده‌ای استفاده شده است.

^۱ Off-Line
^۲ Out-of-Step

و) مانیتورینگ حرارتی خط: برای این منظور بایستی در هر دو طرف خط PMU نصب شود.

ی) سیستم حفاظتی در سطح وسیع: ایده کلی در این سیستم به این صورت است که دیگر نیازی نیست در نقاطی که از سیستم حفاظت انجام می‌شود، رله قرار گیرد. بلکه به جای رله از سیستم‌های اندازه‌گیری فازوری استفاده می‌شود. PMU مقدار ولتاژ و جریان و زاویه بین آن‌ها را در هر لحظه اندازه گرفته و به یک کامپیوتر مرکزی ارسال می‌کند. در این کامپیوتر نرم افزاری فعال می‌باشد که کلیه رله‌های موجود در شبکه در آن مدل شده است. نرم افزار پس از آنالیز کردن داده‌های ارسال شده، نوع و محل خطا را تشخیص داده و به مدارشکن واقع در محل بروز خطا فرمان قطع می‌دهد. با استفاده از این روش، به آسانی می‌توان محل خطا را تشخیص داد و در هر زمان می‌توان تنظیمات رله‌ها را، که در واقع تنظیم کل شبکه است، با تنظیم رله‌های مدل شده به صورت نرم افزاری و متمرکز در واحد کنترل مرکزی، تغییر داد.

۲-۲. کلاس‌بندی^۱ اندازه‌گیرها

در سیستم‌های قدرت انواع اندازه‌گیرها در سرتاسر سیستم بدون الگوی خاصی پراکنده شده‌اند. این اندازه‌گیرها دارای خصوصیات متفاوت بوده و همچنین اثرات متفاوتی بر نتیجه تخمین حالت سیستم‌های قدرت دارند، که این تاثیر نه تنها به اندازه آن‌ها بلکه به موقعیتشان نیز بستگی دارد.

۲-۲-۱- انواع کلاس اندازه‌گیرها

الف. اندازه‌گیرهای بحرانی^۲: اندازه‌گیر بحرانی، اندازه‌گیری است که حذف آن از مجموعه اندازه‌گیری‌ها منجر به رویت ناپذیری سیستم می‌شود. ستون متناظر با این اندازه‌گیری در ماتریس

^۱ Classification

^۲ Critical Measurement

کواریانس مانده‌ها^۱، برابر صفر خواهند بود. بعلاوه، مانده اندازه‌گیری برای اندازه‌گیرهای بحرانی همیشه صفر خواهد بود.

ب. اندازه‌گیری‌های مازاد^۲: اندازه‌گیر مازاد اندازه‌گیری است که بحرانی نباشد. فقط اندازه‌گیر مازاد ممکن است مانده اندازه‌گیری غیر صفر داشته باشد.

ج. زوج بحرانی^۳: دو اندازه‌گیر مازاد که حذف همزمان آنها از مجموعه اندازه‌گیری‌ها، سیستم را رویت ناپذیر خواهد ساخت را تحت عنوان زوج بحرانی می‌شناسند.

د. k تایی بحرانی^۴: k تا اندازه‌گیر مازاد که حذف همه آنها باعث می‌گردد سیستم رویت ناپذیر شود را k تایی بحرانی می‌نامند. ستون‌های متناظر با این k اندازه‌گیری در ماتریس کواریانس مانده‌ها، وابستگی خطی خواهند داشت [۱۴-۱۶].

۲-۲-۲- تعیین کلاس اندازه‌گیرهای یک شبکه قدرت

جهت تعیین کلاس اندازه‌گیرها، روش‌های مبتنی بر توپولوژی [۱۷] و عددی مطرح شده‌اند. در تخمین حالت‌های مبتنی بر WLS^۵، از ماتریس کواریانس باقیمانده اندازه‌گیرها جهت تعیین اندازه‌گیرهای بحرانی استفاده می‌گردد. برای این منظور کافی است ستون کاملاً صفر در ماتریس کواریانس را که متناظر با اندازه‌گیر بحرانی هستند را یافت. این روش عددی نیازمند اجرای تخمین و محاسبات سنگین و طولانی می‌باشد. روشی که در ادامه توضیح خواهیم داد، نیازی به محاسبات تخمین و یافتن مقادیر باقیمانده ندارد [۴].

^۱ مانده اندازه‌گیر، تفاوت بین مقدار اندازه‌گیری شده و مقدار بدست آمده از فرآیند تخمین یک اندازه‌گیر می‌باشد که در فصل بعد با جزئیات بیشتری مورد بررسی قرار خواهد گرفت.

^۲ Redundant Measurement

^۳ Critical Pair

^۴ Critical k-Tuple

^۵ Weighted Least Square

یک شبکه رویت‌پذیر با n متغیر حالت و m اندازه‌گیر را در نظر بگیرید. تعداد n اندازه‌گیر را به گونه‌ای که شبکه توسط آن‌ها رویت‌پذیر باشد، انتخاب کنید. برای این منظور کافی است که رتبه ماتریس ژاکوبین مربوط به آن‌ها کامل^۱ باشد. این مجموعه n اندازه‌گیر را "اندازه‌گیرهای ضروری"^۲ می‌نامند. این مجموعه منحصر به فرد نبوده و می‌تواند مجموعه‌های متفاوتی را شامل شود. اما همه این مجموعه‌ها، اندازه‌گیرهای بحرانی را دربرمی‌گیرند. حال بردار اندازه‌گیرهای شبکه را به گونه‌ای که اندازه‌گیرهای ضروری در ابتدا قرار گیرند، مرتب می‌شوند. در این صورت معادلات خطی شده سیستم را می‌توان به صورت زیر تفکیک نمود:

$$\begin{bmatrix} H_1 \\ H_2 \end{bmatrix} \cdot [X] = \begin{bmatrix} Z_1 \\ Z_2 \end{bmatrix} \quad (9-2)$$

که H_1 ، Z_1 و H_2 ، Z_2 به ترتیب مربوط به مجموعه اندازه‌گیرهای ضروری و مجموعه اندازه‌گیرهای غیر ضروری می‌باشند. به کمک تجزیه پیترو-ویکنسون^۳، می‌توان نوشت [۴]:

$$\begin{bmatrix} H_1 \\ H_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L_1 \\ M_2 \end{bmatrix} \cdot [U] \quad (10-2)$$

که L_1 یک ماتریس پایین‌مثلثی به ابعاد $n \times n$ ، M_2 یک ماتریس به ابعاد $(m-n) \times n$ و U یک ماتریس بالا‌مثلثی به ابعاد $n \times n$ می‌باشد.

با جایگذاری معادله (۱۰-۲) در (۹-۲) داریم:

$$Z_1 = L_1 \cdot U \cdot X \quad (11-2)$$

$$Z_2 = M_2 \cdot U \cdot X \quad (12-2)$$

و با قرار دادن $U \cdot X = L_1^{-1} Z_1$ می‌توان معادله (۱۲-۲) را به صورت زیر بازنویسی نمود:

$$Z_2 = T \cdot Z_1 \quad (13-2)$$

^۱ Full Rank

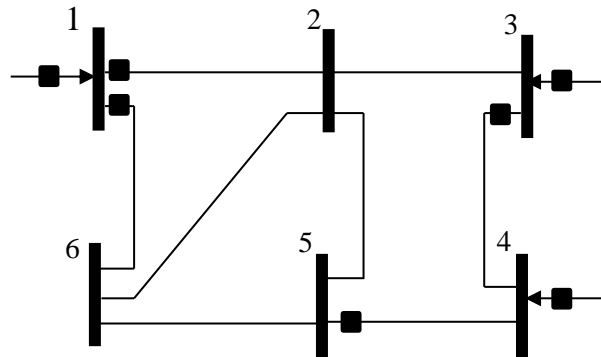
^۲ Essential Measurement

^۳ Peters-Wilkinson

که $T = M_2 \cdot L_1^{-1}$ می باشد.

رابطه (۲-۱۳)، وابستگی خطی بین اندازه‌گیرهای ضروری و غیرضروری را نشان می دهد. بنابراین اندازه‌گیری از بردار Z_1 اندازه‌گیر بحرانی خواهد بود که ستون متناظر با آن در ماتریس T ، صفر باشد.

به عنوان مثال، یک شبکه ۶ باسه مانند شکل ۲-۲ را، با چیدمان اندازه‌گیرهای نشان داده شده، در نظر بگیرید. حال قصد داریم اندازه‌گیرهای بحرانی را به کمک روش یاد شده تعیین نماییم.



شکل ۲-۲. شبکه مورد مطالعه جهت یافتن اندازه‌گیرهای بحرانی

با در نظر گرفتن باس ۱ به عنوان باس مرجع، شبه ماتریس ژاکوبین^۱ H را به صورت زیر تشکیل

می دهیم:

$$H = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 0 & 0 & -1 \\ -1 & 2 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 2 & -1 & 0 \\ 0 & 1 & -1 & 0 & 0 \\ -1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & -1 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

^۱ با توجه به اینکه فقط ساختار ماتریس ژاکوبین نیاز است و مقادیر آن لحاظ نمی گردد از شبه ماتریس ژاکوبین که فقط نشان دهنده آرایش اندازه‌گیرها و شبکه می باشد، استفاده گردیده است.

حال ماتریس H را به دو قسمت H_1 و H_2 تقسیم می‌کنیم، که H_1 شامل ۵ سطر اول است که رتبه کامل می‌باشد یا به عبارتی شامل اندازه‌گیرهای ضروری است و H_2 شامل دو سطر آخر می‌باشد.

ماتریس H را به کمک روش تجزیه پیترو-ویکنسون به فاکتورهای L و U تجزیه می‌کنیم:

$$U = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 0 & 0 & -1 \\ 0 & 2 & -1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1.5 & -1 & 0.5 \\ 0 & 0 & 0 & 0.33 & 0.33 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -1 \end{bmatrix} \text{ و } L_1 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -0.5 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -0.66 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$M_2 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & -1 \\ 0 & 0.5 & -0.33 & -1 & 0 \end{bmatrix}$$

در نهایت ماتریس T به صورت زیر بدست می‌آید:

$$T = M_2 L_1^{-1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & -1 & -1 & 0 \end{bmatrix}$$

دومین ستون ماتریس T صفر می‌باشد که نشان می‌دهد اندازه‌گیر متناظر با دومین سطر

ماتریس H_1 ، که همان اندازه‌گیر توان تزریقی باس ۳ است، اندازه‌گیر بحرانی می‌باشد.

۳-۲. رویت پذیری

قبل از انجام محاسبات مربوط به تخمین حالت، باید تعداد و موقعیت اندازه‌گیرها را مورد بررسی قرار داد و به این اطمینان دست یافت که تعداد اندازه‌گیری‌ها کافی و موقعیت اندازه‌گیرها مناسب می‌باشند. این مهم به کمک آنالیز رویت پذیری تحقق می‌یابد. آنالیز رویت پذیری یعنی بررسی اینکه آیا تخمین تمام حالات سیستم به کمک مجموعه اندازه‌گیری‌های در دسترس امکان پذیر هست یا نه؟ و اگر امکان پذیر نیست، شاخه‌های رویت ناپذیر و قسمت‌های^۱ رویت پذیر را شناسایی نماید. رویت پذیری شبکه مورد نظر به کمک نوع و جایگاه اندازه‌گیرهای موجود و توپولوژی شبکه تعیین می‌گردد. لذا تحلیل رویت پذیری از تئوری گراف برای مشخص کردن اتصالات درون شبکه و

^۱ Islands

معادلات حاکم، بهره می‌جوید. در تحلیل رویت پذیری می‌توان هم از معادلات اندازه‌گیری تفکیک شده و هم از معادلات بهم پیوسته^۱ کامل استفاده نمود. این تحلیل را می‌توان بر روی مدل خطی اندازه‌گیرها پیاده ساخت بدون آنکه کلیات تحلیل از بین برود.

تحلیل رویت پذیری یا به صورت عددی^۲ و یا بر اساس ساختار شبکه^۳ اجرا می‌گردد [۴]. روش های مبتنی بر ساختار از مدل تفکیک شده اندازه‌گیرها و تئوری گراف استفاده می‌کنند ولی روش های عددی ممکن است از مدل تفکیک نشده یا مدل تفکیک شده استفاده کنند.

روش مبتنی بر ساختار در تحلیل از عملیات منطقی استفاده می‌کند و فقط نیازمند اطلاعات مربوط به اتصالات درون شبکه، نوع اندازه‌گیرها و جایگاه شان می‌باشد و هرگز در هیچ قسمتی از این تحلیل، از مقدار واقعی پارامتری از المان های شبکه استفاده نمی‌شود. روش های عددی بر اساس فاکتورگیری عددی ماتریس ژاکوبین اندازه‌گیریها و یا ماتریس های بهره^۴، می‌باشد. روابط در روش های مبتنی بر تحلیل ساختار به کمک متغیرهای گره ها یا متغیرهای شاخه ها بیان می‌شوند. همچنین در این تحلیل فرض بر این است که اندازه‌گیرهای توان به دو بخش توان اکتیو و توان راکتیو تقسیم شده اند و لذا از قسمت حقیقی مدل تفکیک شده^۵ اندازه‌گیرها برای تحلیل رویت پذیری استفاده می‌شود [۴].

۲-۳-۱- تحلیل عددی رویت پذیری

جهت تحلیل رویت پذیری سیستم‌های قدرت روش‌های زیادی مبتنی بر تحلیل عددی ارائه شده است و هنوز نیز موضوع تحقیق بسیاری از مقالات جدید می‌باشد. در واقع محققان به دنبال بهبود و تسریع الگوریتم های عددی جهت این تحلیل می‌باشند تا حجم محاسبات را کاهش و اطلاعات مفید

^۱ Coupled

^۲ Numerical Observability Analysis Method

^۳ Topological Observability Analysis Method

^۴ ماتریسی حاصل از ضرب: ترانهاده ماتریس ژاکوبین اندازه‌گیرها × معکوس ماتریس کواریانس خطای اندازه‌گیرها × ماتریس ژاکوبین اندازه‌گیرها

^۵ Decoupled

آن‌ها (از قبیل تعیین نواحی رویت ناپذیر و پیشنهاد بهینه برای افزودن اندازه‌گیر جدید) را افزایش دهند. در ادامه روش‌های مهم عددی تحلیل رویت‌پذیری توضیح داده می‌شوند:

۲-۳-۱) روش عددی تحلیل رویت‌پذیری مبتنی بر رتبه ماتریس ژاکوبین

شرط لازم برای اینکه معادلات تخمین حالت دارای جواب منحصر به فرد باشند این است که ماتریس ژاکوبین دارای رتبه کامل^۱ باشد. یا به عبارتی رتبه ماتریس ژاکوبین اندازه‌گیرها برابر تعداد متغیرهای حالت سیستم باشد:

$$\text{rank}(H) = 2N_{Bus} - 1 \quad (2-14)$$

که N_{Bus} تعداد باس‌های شبکه می‌باشد.

با توجه به این رابطه تعداد اندازه‌گیری‌ها باید بیشتر از $2N_{Bus} - 1$ باشد. البته الزاماً تعداد اندازه‌گیرها با تعداد اندازه‌گیری‌ها برابر نیست یا به عبارتی ممکن است یک اندازه‌گیر (مانند PMU) بیش از یک مقدار اندازه‌گیری شده را ارائه دهد. چنانچه رتبه ماتریس ژاکوبین کامل نباشد، ماتریس بهره در محاسبات تخمین بر اساس حداقل مربعات، تکین و معکوس ناپذیر خواهد شد.

جهت ساده تر شدن محاسبات و تحلیل عددی، معادلات تخمین حالت تفکیک شده مبنا قرار داده می‌شود. بر این اساس سیستمی رویت‌پذیر است که شروط زیر در آن برقرار باشد:

$$\begin{cases} \text{rank}(H_{P\theta}) = N_{Bus} - 1 \\ \text{rank}(H_{Q|V}) = N_{Bus} \end{cases} \quad (2-15)$$

که $H_{P\theta}$ و $H_{Q|V}$ به ترتیب ماتریس ژاکوبین اندازه‌گیرهای توان اکتیو نسبت به زاویه ولتاژ باس‌های شبکه (θ) و ماتریس ژاکوبین اندازه‌گیرهای توان راکتیو نسبت به متغیرهای اندازه ولتاژ باس‌های شبکه ($|V|$) می‌باشند. خوشبختانه این دو شرط باهم برقرار می‌شوند لذا کافی است یکی از این شروط را بررسی نمود.

^۱ Full Rank

۲-۳-۱-۲) روش عددی تحلیل رویت‌پذیری مبتنی بر تخمین حالت تفکیک‌شده

همانطور که گفته شد، جهت محاسبات کم‌تر و ساده‌تر می‌توان از مدل تفکیک‌شده $P-\theta$ یا به طور مشابه $Q-|V|$ استفاده نمود. در این قسمت تحلیل رویت‌پذیری بر اساس مدل $P-\theta$ بیان می‌شود [۴].

توان اکتیو جاری در خط i را می‌توان به این صورت نوشت:

$$P_i = \frac{1}{x_i^{Line}} (\theta_p - \theta_q) \quad (16-2)$$

که θ_p و θ_q به ترتیب زاویه ولتاژ باس‌های p و q و x_i^{Line} امپدانس خط i واصل بین باس‌های p و q و از مقاومت خطوط صرف نظر شده است. از آنجا که مقادیر امپدانس خطوط، تاثیری بر روی رویت‌پذیری سیستم ندارند می‌توان جهت سادگی آن‌ها را برابر یک در نظر گرفت و از معادله حذف نمود:

$$P_i = (\theta_p - \theta_q) \quad (17-2)$$

حال اگر اختلاف زاویه بین باس‌های دو طرف خط i را با δ_i نشان دهیم:

$$\delta_i = \theta_p - \theta_q \quad (18-2)$$

و به صورت ماتریسی داریم:

$$\delta = A\theta \quad (19-2)$$

که A ماتریس تلاقی شبکه می‌باشد.

از طرفی بر اساس مدل تفکیک‌شده برای اندازه‌گیرها داریم:

$$Z = H\theta \quad (20-2)$$

برای اندازه‌گیر توان جاری، i داریم:

$$Z_i = [\dots h_{ip} \dots h_{iq} \dots] \theta \quad (21-2)$$

که $h_i = \frac{\partial P_i}{\partial \theta_i}$ و $h_{iq} = -h_i$ ، $h_{ip} = h_i$ می باشند.

و برای برای اندازه گیر توان تزریقی، i داریم:

$$Z_k = [\dots -h_{kn} \dots h_{kk} \dots -h_{kp} \dots -h_{kq} \dots] \theta \quad (22-2)$$

که $h_{kk} = \sum h_{kn} + h_{kp} + h_{kq}$ می باشد.

حال در نظر بگیرید M تا اندازه گیر توان جاری و توان تزریقی موجود در شبکه، همگی صفر

باشند. جواب غیر بدیهی (جواب بدیهی این معادله بردار صفر است) برای زوایای باس ها را $\hat{\theta}$

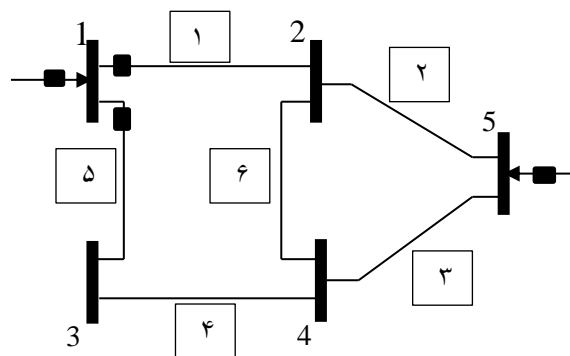
می نامیم. از طرف دیگر، طبق رابطه (2-16) و (2-18) بردار δ نیز باید صفر گردد، در نتیجه رابطه

(2-19) باید برابر صفر گردد ($A\theta=0$). پس به طور خلاصه:

اگر $\hat{\theta}$ جواب غیر صفر رابطه $H\theta=0$ باشد و $A\hat{\theta} \neq 0$ ، آنگاه شبکه رویت ناپذیر است.

جهت روشن تر شدن این روش، شبکه 5 باسه شکل 2-3 را با آرایش اندازه گیرهای نشان داده

شده در نظر بگیرید. هدف تحلیل رویت پذیری آن به روش مذکور می باشد:



شکل 2-3. شبکه مورد مطالعه جهت تحلیل رویت پذیری

ماتریس ژاکوبین اندازه گیری شبکه مذکور به این صورت تشکیل می شود:

$$H = \begin{matrix} & \theta_1 & \theta_2 & \theta_3 & \theta_4 & \theta_5 \\ \begin{matrix} P_1 \\ P_5 \\ P_{12} \\ P_{13} \end{matrix} & \begin{bmatrix} 2 & -1 & -1 & & \\ & -1 & & -1 & 2 \\ 1 & -1 & & & \\ 1 & 0 & -1 & & \end{bmatrix} \end{matrix}$$

با در نظر گرفتن $\hat{\theta}$ به صورت $\hat{\theta} = [0 \ 0 \ 0 \ 1 \ 0.5]^T$ که $H\hat{\theta} = 0$ می‌باشد، شرط رویت پذیری

بررسی می‌شود:

$$A\hat{\theta} = \begin{bmatrix} 1 & -1 & & & \\ & 1 & & -1 & \\ & & -1 & 1 & \\ & & -1 & 1 & \\ -1 & 1 & & & \\ & 1 & & -1 & \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 1 \\ 0.5 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ -0.5 \\ -0.5 \\ 1 \\ 0 \\ -1 \end{bmatrix}$$

مشاهده می‌شود که شرط رویت پذیری صادق نیست و شاخه‌های ۲، ۳، ۴ و ۶ غیر قابل رویت

می‌باشند.

۲-۳-۲- تحلیل رویت پذیری مبتنی بر ساختار شبکه و اندازه‌گیرها

این تحلیل مبتنی بر تئوری گراف بوده و ابتدأً مفهوم درخت پوشا رویت‌پذیر^۱ را که اساس این

تحلیل است، به صورت زیر تعریف می‌کنیم:

یک درخت پوشا از گراف شبکه را درخت پوشای رویت‌پذیر نامند، اگر و تنها اگر بتوان به هر

شاخه از گراف شبکه یک اندازه‌گیر از مجموعه اندازه‌گیرهای شبکه نسبت داد، به طوری که هر

اندازه‌گیر تنها نماینده یکی از شاخه‌ها باشد. حال شبکه ای رویت‌پذیر می‌باشد که شامل حداقل یک

درخت پوشای رویت‌پذیر باشد.

مراحل یافتن درخت پوشای رویت‌پذیر در یک شبکه قدرت را می‌توان به صورت زیر بیان نمود:

(۱) ابتدا همه اندازه‌گیرهای توان جاری به شاخه‌های متناظرشان اختصاص داده می‌شود.

^۱ Observable Spanning Tree

۲) سپس به کمک ادغام درخت‌های موجود، اندازه‌گیرهای توان تزریقی به شاخه‌ها پخش می‌شوند تا نعداد جنگل‌های^۱ (گراف‌هایی که دور نداشته باشد) موجود کاهش یابند و در نهایت به درخت پوشای رویت پذیر دست یافت. این روش روند مشخصی ندارد و نیازمند برگشت و تخصیص مجدد مناسب می‌باشد.

در مراجع [۱۴-۱۰] جزییات بیشتری در این خصوص ارائه شده است.

جهت یافتن زیر ناحیه‌های رویت پذیر یک شبکه رویت ناپذیر نیز باید به صورت زیر عمل نمود:

۱) اندازه‌گیر توان تزریقی که حداقل یک شاخه تلاقی دارد که با شاخه‌های جنگل تعریف شده تشکیل دور نمی‌دهد، حذف می‌شود.

۲) جنگل تشکیل شده برورسانی می‌شود و گام ۱ را تا جایی که نیازی به حذف اندازه‌گیر توان تزریقی بیشتر نباشد، تکرار می‌گردد.

۲-۳-۳- تحلیل رویت‌پذیری شبکه با حضور واحدهای اندازه‌گیری فازور

جهت بررسی رویت‌پذیری شبکه با حضور PMU ها هم روش‌های تحلیل عددی و هم روش‌های مبتنی بر تحلیل ساختار استفاده می‌شود. امروزه مقالات گسترده‌ای در خصوص جایابی بهینه آن‌ها با هدف‌های متفاوت از قبیل بهینه‌سازی اقتصادی، افزایش قابلیت اطمینان و تشخیص داده بد ارائه می‌شود [۱۸، ۱۹]. جهت تحلیل عددی رویت‌پذیری شبکه با حضور PMU ها کافیست که مقادیر ماتریس ژاکوبین اندازه‌گیرها را به کمک یکی از روش‌هایی که در مرجع [۲۰] آمده و در فصل ۵ توضیح داده خواهد شد به روز شود و سپس شرط رویت‌پذیری (رتبه کامل بودن ماتریس ژاکوبین) را بررسی نمود. جهت تحلیل مبتنی بر توپولوژی نیز می‌توان مراحل زیر را انجام داد [۲۱، ۲۲]:

^۱ Forest

- (۱) به باسی که PMU در آن نصب شده است یک اندازه‌گیر فازور ولتاژ و به شاخه های متصل به آن یک اندازه‌گیر فازور جریان اختصاص یابد.
- (۲) به هریک از باس‌های که به صورت مستقیم به باس مجهز به PMU متصل هستند یک اندازه‌گیر ولتاژ مجازی اختصاص یابد.
- (۳) به هر شاخه ای که بین دو شین با ولتاژهای معلوم (اندازه‌گیر واقعی یا مجازی) یک اندازه‌گیر جریان مجازی اختصاص یابد.
- (۴) به هر شاخه ای که جریان آن با استفاده از قانون کیرشهف قابل محاسبه است یک اندازه‌گیر جریان مجازی اختصاص داده شود. این قانون برای شین های تزریق صفر قابل اعمال است.
- حال اگر بتوان درختی یافت که همه شاخه های آن مجهز به اندازه‌گیر باشند، شبکه رویت پذیر می‌باشد.

۲-۴. جمع بندی

در این فصل اندازه‌گیرهای سنتی و PMU ها به تفصیل مورد بررسی قرار گرفتند. پس از کلاس‌بندی اندازه‌گیرهای مختلف موجود در شبکه‌های قدرت، تاثیر نوع و جای اندازه‌گیرها بر روی رویت‌پذیری سیستم توضیح داده شد. در آخر نیز روش‌های مطرح در تحلیل رویت‌پذیری شبکه قدرت ارائه گردید. نظر به اینکه مقادیر این اندازه‌گیرها به دلایل مختلف ممکن است دچار تحریف شوند و فرآیند تخمین حالت را دچار خطا نمایند، در فصل بعد به بررسی کیفی داده‌ها پرداخته و راه‌های کشف و حذف داده بد مورد مطالعه قرار خواهند گرفت.

تشخیص و شناسایی داده‌های

تحریف‌شده اندازه‌گیرها

یکی از کارهای ضروری تخمینگر حالت، تشخیص خطاهای اندازه‌گیری و شناسایی و در صورت امکان حذف آنها، می باشد. اندازه‌گیری‌ها به دلایل متفاوت ممکن است شامل خطا باشند. خطاهای تصادفی معمولاً در اندازه‌گیری‌ها به علت دقت محدود اندازه‌گیرها، برداشت اطلاعات ناهمزمان اندازه‌گیرها در زمان تغییرات شدید شبکه و نویز یا اختلالات واسط ارتباطات وجود دارند. به شرط آنکه اندازه‌گیر مازاد به قدر کافی وجود داشته باشد، این خطاها را می توان به کمک تخمینگر حالت فیلتر نمود. عملکرد این فیلترینگ به روش تخمین بکار گرفته شده وابسته خواهد بود.

خطاهای بزرگ اندازه‌گیری، زمانی که اندازه‌گیر دارای انحراف (از تنظیمات خارج گردیده) باشد یا در ارتباطات خطایی رخ دهد، پدیدار می‌گردند. عیوب و نویز سیستم های ارتباطی ناشی از عوامل غیرقابل پیش بینی در واسط های مخابراتی نیز منجر به انحرافات زیاد در ثبت اندازه‌گیری ها می شود. البته امروزه با مطرح شدن و گسترش شبکه‌های هوشمند^۱ تحریف داده‌ها توسط هکرها و سرقت انرژی که به یک تهدید جدی برای کنترل و مدیریت این شبکه ها تبدیل شده است را نباید فراموش نمود [۲۳،۲۴].

همچنین یک تخمینگر حالت ممکن است توسط اطلاعات نادرست توپولوژی نیز نادرست عمل کند. بعضی داده‌های بد آشکار و مشخص بوده و می توان آنها را با بازنگریهای معقول تشخیص و حذف نمود. اندازه ولتاژ منفی، اندازه‌گیریهای با دامنه چند برابر بزرگتر یا کوچکتر از مقدار قابل انتظار، یا تفاوت زیاد بین جریان های وارد شونده و خارج شونده خطوط متصل به یک باس از جمله این دسته داده های بد می باشند. متأسفانه، همه داده‌های بد به این راحتی قابل تشخیص نمی باشند. بنابراین تخمینگر حالت باید به ویژگی های پیشرفته‌تری مجهز باشد تا تشخیص و شناسایی همه انواع داده بد را تسهیل نماید.

^۱ Smart Grid

وقتی روش تخمین حداقل مربعات وزن دار استفاده شود، تشخیص و شناسایی داده بد اغلب بعد از پروسه تخمین و به کمک پردازش مانده اندازه‌گیری ها ، انجام می شود. این بررسی مبتنی بر ویژگی‌های این مانده ها و توزیع احتمال پیش بینی شده آن ها، می باشد. البته روش‌های جدیدتر دیگری نیز پیشنهاد گردیده که در ادامه به طور مختصر به آنها اشاره خواهد شد.

مرجع [۲۵] فاکتور حداقل مربعات وینسرایز^۱ (LWS) را در رصد کردن تخمین حالت شبکه های قدرت بکار بسته است. این شاخص قادر به کشف داده‌های نامتعارف^۲ ناشی از داده‌های بد و داده‌های نامتعارف ناشی از تغییرات شدید در بار شبکه می‌باشد و جهت تمییز بین داده‌های نامتعارف از تست عدم تقارن^۳ (چولگی اندازه‌گیری^۴) استفاده می‌گردد. مرجع [۲۶] بوسیله رصد کردن دینامیک نوسانات اندازه‌گیری‌ها به تشخیص داده نامتعارف می‌پردازد. در این روش فاصله کالک-لیبلر^۵ (KLD) جهت محاسبه فاصله بین دو توزیع احتمال بدست آمده از تغییرات اندازه‌گیری‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرد. وقتی یک داده نامتعارف وارد سیستم اندازه‌گیری‌ها گردد توزیع احتمال تغییرات اندازه‌گیری‌ها از سابقه داده‌ها فاصله می‌گیرد که منجر به فاصله کالک-لیبلر بزرگتر می‌شود. مرجع [۲۷] روشی مبتنی بر استخراج کواریانس سری زمانی اندازه‌گیرها جهت کشف داده نامتعارف پیشنهاد داده است. مرجع [۲۸] با معرفی فاکتور خطای قابل تحمل^۶ و بکارگیری مدل حمله داده کاذب^۷ به کشف داده بد می‌پردازد. مرجع [۲۹] بعد از تحلیل اثر سوء داده بد در تخمین حالت، از ماتریس کواریانس حالات شبکه در لحظات قبل، جهت تخمین و شناسایی داده بد یاری گرفته است.

¹ Least Winsorized Square

² Anomalies

³ Asymmetry

⁴ Skewness Measure

⁵ Kullback–Leibler Distance

⁶ Relaxing Error

⁷ False Data Injection Attack

۳-۱. انواع داده بد

با توجه به نوع، مکان و تعداد اندازه‌گیری‌هایی که خطا دارند، داده‌های بد به صورت‌های مختلف ظاهر می‌شوند. به طور کلی می‌توان آنها را به صورت زیر تقسیم بندی نمود [۳]:

داده بد تکی^۱: فقط یکی از اندازه‌گیری‌ها در مجموعه اندازه‌گیرها در سیستم دارای یک خطای بزرگ خواهد بود.

داده بد چند تایی^۲: بیشتر از یک اندازه‌گیری در مجموعه اندازه‌گیرها دچار خطا شده است.

داده بد چندتایی در اندازه‌گیری‌هایی که مانده‌ها به طورشدید یا به طور ضعیف همبسته هستند، ظاهر می‌شود. اندازه‌گیری‌هایی به طور شدید همبسته اند که تاثیر خطا هر کدام بر تخمین دیگری قابل توجه باشد. خود داده‌های بد چندتایی را نیز می‌توان به کلاس‌های زیر تقسیم نمود:

داده بد چند تایی بدون تعامل داخلی^۳: داده‌های بد در اندازه‌گیری‌هایی که به طور ضعیف باهم همبستگی دارند.

داده بد چندتایی با تعامل داخلی ولی غیر همنوا^۴: در این نوع داده‌های بد، مانده‌های اندازه‌گیری‌ها دارای همبستگی زیادی هستند.

داده بد چندتایی با تعامل داخلی و همنوا^۵: در این نوع نیز مانده‌های اندازه‌گیری‌ها دارای همبستگی زیادی هستند ولی به لحاظ تغییرات همنوا می‌باشند.

^۱ Single Bad Data

^۲ Multiple Bad Data

^۳ Multiple Non-Interacting Bad Data

^۴ Multiple Interacting but Non-Conforming Bad Data

^۵ Multiple Interacting and Conforming Bad Data

ارزیابی میزان تعامل داخلی بین اندازه‌گیری‌ها و آنالیز خطاها بر اساس میزان حساسیت مانده‌ها در اندازه‌گیری‌ها امکان‌پذیر می‌باشد [۳،۳۰].

۲-۳. روش پیشنهادی جایابی بهینه PMU با هدف شناسایی داده بد

اندازه‌گیرهای بحرانی در فرآیند تشخیص داده بد نقش کلیدی دارند. همانطور که در قسمت ۲-۲ اشاره شد به علت مستقل بودن و نداشتن رابطه با بقیه اندازه‌گیرها، وجود داده بد در آنها به نتیجه غلط منتهی خواهد شد و تشخیص آنها با تکنیک‌های رایج که در ادامه اشاره خواهد شد، امکان‌پذیر نمی‌باشد. بر اساس این اصل در این قسمت جای بهینه با هدف تشخیص داده بد به این صورت پیشنهاد می‌گردد:

(۱) با استفاده از روابط (۲-۹) تا (۲-۱۳)، ماتریس $L_1^{-1} \cdot M_2 = T$ را بدون در نظر گرفتن PMU

در شبکه بدست آورید، اگر ستونی برابر صفر بود، روال زیر را ادامه دهید.

(۲) مجموعه باس‌های کاندید برای نصب PMU را تشکیل دهید.

(۳) تعداد PMU را یک در نظر بگیرید ($N_{PMU} = 1$).

(۴) دسته‌های N_{PMU} تایی در مجموعه کاندیدها ایجاد کنید.

(۵) PMUها را به یک دسته انتخابی اختصاص دهید.

(۶) ماتریس T جدید با حضور PMU را محاسبه نمایید.

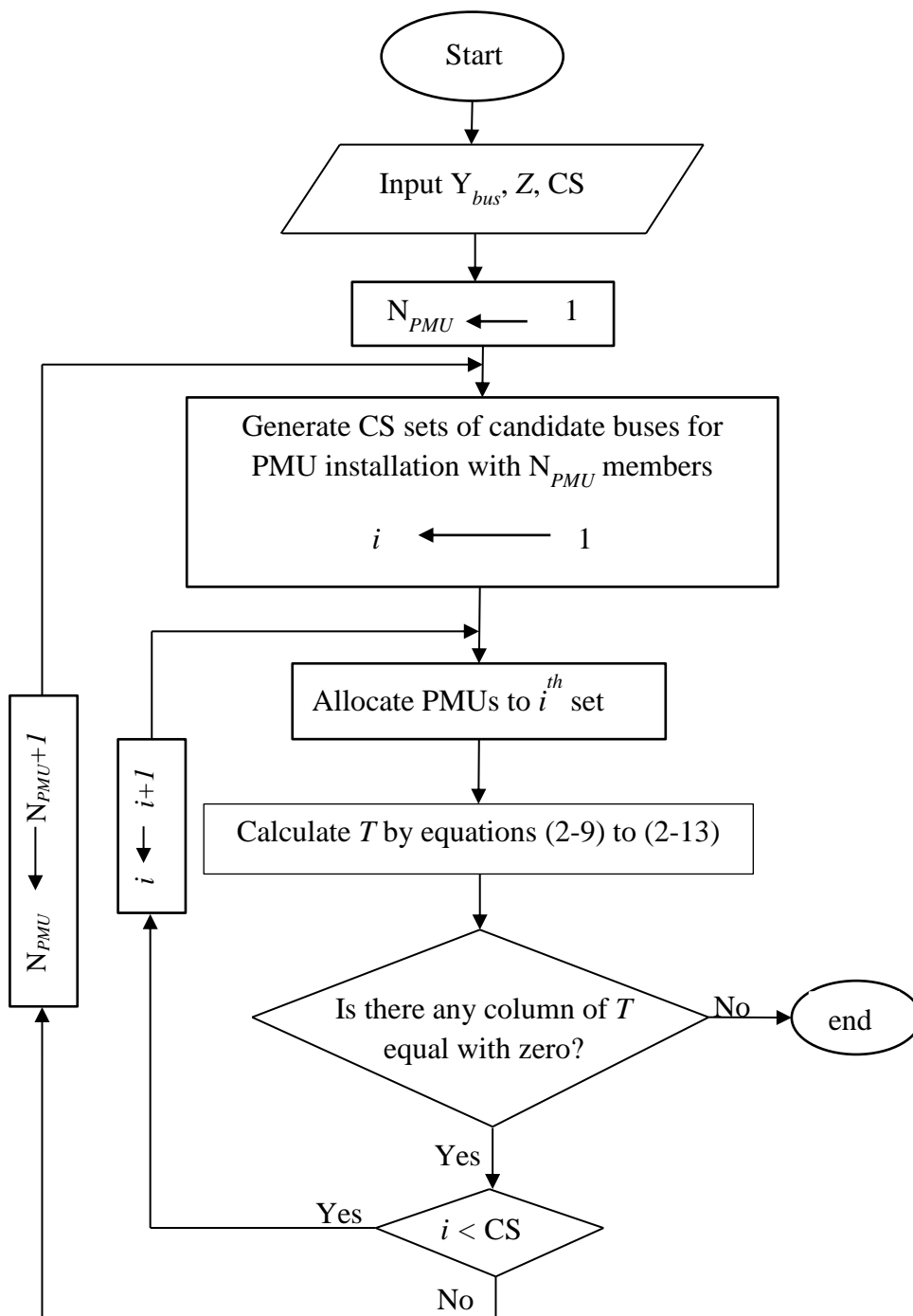
(۷) اگر ستونی در ماتریس T برابر صفر نبود به محاسبات پایان دهید در غیر این صورت دسته

انتخابی را تعویض نموده به گام ۵ بروید. چنانچه همه دسته‌ها یکبار انتخاب شده بودند

به تعداد PMUها یکی اضافه کنید ($N_{PMU} = N_{PMU} + 1$) و از گام ۴ تکرار را ادامه دهید.

همانطور که در فلوجارت شکل ۱-۱ مشخص است می‌توان جهت بهبود سرعت همگرایی و کم

نمودن مراحل تکرار از الگوریتم‌های هوشمند از قبیل الگوریتم ژنتیک، اجتماع ذرات و... نیز بهره برد.



شکل ۳-۱. فلوچارت پیشنهادی جهت جایابی بهینه PMU با هدف شناسایی داده بد

۳-۳. تشخیص^۱ و شناسایی^۲ داده بد

همانطور که گفته شد، اطلاعات دریافتی از اندازه‌گیرهای شبکه دائماً در معرض تحریف قرار دارند، جهت جلوگیری از تخمین حالت بر اساس اطلاعات نادرست از شبکه باید داده های تحریف شده را تشخیص داد و حذف یا اصلاح نمود. تشخیص داده بد یعنی تعیین اینکه آیا مجموعه اندازه‌گیری ها شامل داده بدی هست یا نه. شناسایی داده بد روندی است جهت یافتن اندازه‌گیر خاصی که واقعاً شامل داده بد می باشد. تشخیص و شناسایی داده بد وابسته به آرایش همه اندازه‌گیرها در سیستم قدرت مورد نظر خواهد بود.

داده بد را می توان حذف نمود به شرطی که حذف اندازه‌گیری متناظرش باعث رویت ناپذیری سیستم نگردد. به عبارت دیگر، داده بد ظاهر شده در اندازه‌گیری های بحرانی را نمی توان حذف نمود.

یک اندازه‌گیری شامل داده بد قابل شناسایی می باشد اگر و فقط اگر [۳]:

آن اندازه‌گیری، بحرانی نباشد و همچنین متعلق به جفت بحرانی نیز نباشد.

در ادامه در خصوص روش‌های مطرح در تشخیص و شناسایی داده بد که بعد از اجرای عملیات تخمین حالت، فرآیند ارزیابی داده‌ها انجام می‌گردد و داده‌های بد تشخیص داده شود، مطرح می‌گردد. در قسمت بعد در خصوص روش‌های نوین و مدرن بحث خواهد شد که با استفاده از تکنیک‌های پیشرفته پردازش اطلاعات قبل از انجام عملیات تخمین، قادر به پیش فیلتر نمودن^۳ اطلاعات و تشخیص داده بد در مجموعه اندازه‌گیرها می‌باشند.

۳-۳-۱- شناسایی داده بد پس از اجرای عملیات تخمین حالت

^۱ Detection

^۲ Identification

^۳ Pre-Filtering

برای تحلیل این روش ها ابتدا مفاهیم بکار رفته را تشریح خواهیم نمود:

۳-۳-۱) مانده^۱ اندازه گیری ها

معادله خطی اندازه گیری ها را در نظر بگیرید:

$$\Delta z = H \Delta x + e \quad (1-3)$$

که e بردار خطای اندازه گیری ها، H ماتریس ژاکوبین اندازه گیرها، z بردار اندازه گیری ها و x بردار حالت می باشند.

بردار e دارای امید ریاضی^۲ صفر است ($E(e)=0$) و کواریانس آن نیز برابر R می باشد)

$(\text{cov}(e)=R)$ ، که R یک ماتریس قطری بدون همبستگی بین خطاهای اندازه گیری می باشد.

تخمین گر WLS، بردار حالت خطی شده را به صورت زیر تخمین می زند:

$$\Delta \hat{x} = \underbrace{(H^T R^{-1} H)^{-1}}_G H^T R^{-1} \Delta z \Rightarrow \Delta \hat{x} = G^{-1} H^T R^{-1} \Delta z \quad (2-3)$$

بنابراین بردار اندازه گیری خطی شده نیز به صورت زیر محاسبه می گردد:

$$\Delta \hat{z} = H \Delta \hat{x} = K \Delta z \quad (3-3)$$

که $\Delta \hat{x}$: Δx تخمین زده شده، $\Delta \hat{z}$: Δz تخمین زده شده، G ماتریس بهره و $K = H G^{-1} H^T R^{-1}$

ماتریس کلاه^۳ نامیده می شود.

یک روش دشوار جهت تشخیص اندازه گیری های مازاد محلی، چک کردن المان های سطر متناظر در ماتریس K می باشد. وجود یک المان قطری بزرگ نسبت به المان های غیر قطری در ماتریس K به این معناست که تخمین بر اساس اندازه گیری متناظرش بوده و اندازه گیرهای مازاد محلی ضعیف می باشند.

^۱ Residual
^۲ Expected Value
^۳ Hat Matrix

می توان نشان داد که ماتریس K ویژگی های زیر را دارد:

$$K^n = K \quad n=1,2,3,\dots \quad (4-3)$$

$$K \cdot H = H \quad (5-3)$$

$$(I-K)H = 0 \quad (6-3)$$

حالا، مانده اندازه گیری ها (r) که تفاضل بین مقادیر واقعی (Δz) و مقادیر تخمین زده ($\Delta \hat{z}$) می باشد را می توان به کمک روابط (۳-۱)، (۳-۳) و (۳-۶) به این صورت بیان نمود:

$$\begin{aligned} r &= \Delta z - \Delta \hat{z} \\ &= (I-K)\Delta z \\ &= (I-K)(H \Delta x + e) \\ &= (I-K)e \\ &= Se \end{aligned} \quad (7-3)$$

ماتریس S ، ماتریس حساسیت مانده^۱ نام دارد، که حساسیت مانده اندازه گیری ها را به خطای اندازه گیریها نشان می دهد. این ماتریس دارای ویژگی های زیر می باشد:

(۱) فقط در صورتی متقارن است که کواریانس خطاها همه برابر باشند، یعنی $R = \alpha I$ که α یک اسکالر می باشد.

$$S^n = S \quad n=1,2,3,\dots \quad (2)$$

$$S \cdot R \cdot S^T = S \cdot R \quad (3)$$

تخمین WLS بر این فرض استوار است که تابع توزیع خطاهای اندازه گیریها به صورت یک تابع توزیع نرمال مانند زیر می باشد:

$$e_i \approx N(0, R_{ii}) \quad \text{for all } i$$

که R_{ii} درایه (i, i) روی قطر اصلی ماتریس کواریانس خطاها می باشد.

^۱ Residual Sensitivity Matrix

با توجه به رابطه خطی بین مانده اندازه‌گیری‌ها (r) و خطاهای آنها (e) در معادله (۳-۷)، میانگین و کواریانس و همچنین توزیع احتمال مانده اندازه‌گیری‌ها، خواهد بود:

$$E(r) = E(S.e) = S.E(e) = 0 \quad (۳-۸)$$

$$\begin{aligned} \text{cov}(r) &= \Omega = E[r r^T] \\ &= S.E[e e^T].S^T \\ &= S R S^T \\ &= SR \end{aligned} \quad (۳-۹)$$

بنابراین :

$$r \approx N(0, \Omega)$$

یا به عبارت دیگر، مانده‌ها دارای توزیع نرمال با میانگین صفر و کواریانس Ω می‌باشند. درایه‌های غیر قطری ماتریس کواریانس مانده‌ها (Ω) را می‌توان برای شناسایی اندازه‌گیری‌های با تعامل داخلی زیاد بکار بست. اگر $\Omega_{ij} \geq \varepsilon$ باشد (که ε یک مقدار کوچک و Ω_{ij} درایه سطر i ام و ستون j ام از ماتریس Ω می‌باشد) اندازه‌گیری i و j تعامل داخلی قوی دارند، در غیر اینصورت اندازه‌گیری‌ها با تعامل ضعیف یا بدون تعامل در نظر گرفته می‌شوند. لازم به ذکر است که میزان ε بستگی به شبکه و توپولوژی اندازه‌گیرها دارد [۳۱-۳۳]. ماتریس کواریانس مانده‌ها Ω دارای ویژگی‌های مفیدی است که در بحث شناسایی داده بد کاربرد دارد. برخی از این ویژگی‌ها به صورت زیر می‌باشند [۳۴-۳۷]:

۱- Ω یک ماتریس حقیقی و متقارن است.

$$2- \Omega_{ij}^2 \leq \Omega_{ii} \cdot \Omega_{jj}$$

$$3- \Omega_{ij} \leq \frac{\Omega_{ii} \cdot \Omega_{jj}}{2}$$

۳-۳-۱) تشخیص داده بد به کمک توزیع χ^2

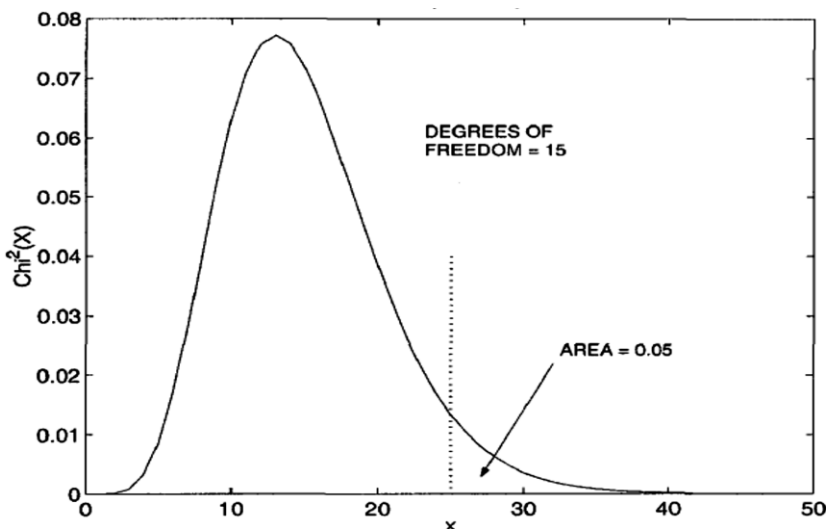
یک نمودار تابع چگالی احتمال^۱ (pdf) χ^2 در شکل ۳-۱ نشان داده شده است. سطح زیر تابع چگالی احتمال، احتمال یافتن X در ناحیه متناظر را نشان می دهد، به عنوان مثال:

$$Pr\{X \geq x_i\} = \int_{x_i}^{\infty} \chi^2(u) \cdot du \quad (۳-۱۰)$$

نشان می دهد که احتمال اینکه X از یک مقدار حدی مشخص x_i بزرگتر باشد، چقدر است. این احتمال با افزایش مقدار x_i کاهش می یابد، زیرا دامنه توزیع افت می کند. با انتخاب احتمال خطا، مثلاً ۰/۰۵ مقدار x_i به کمک رابطه زیر تعیین می گردد:

$$Pr\{X \geq x_i\} = 0.05$$

در شکل ۳-۱، مقدار آستانه $x_i = 25$ متناظر با رابطه بالا می باشد که با نقطه چین مشخص گردیده است. این مقدار آستانه در واقع بزرگترین مقدار قابل قبول برای X ، جهت اینکه X داده بد تلقی نگردد، ارائه می کند. اگر مقدار اندازه گیری شده X از این آستانه تجاوز کند، به احتمال ۰/۰۹۵ X اندازه گیری شده توزیع χ^2 نخواهد داشت، یعنی مشکوک به داده بد می باشد.



شکل ۳-۲. تابع توزیع احتمال χ^2 [۳]

^۱ Probability Density Function

۳-۳-۱) تشخیص داده بد در شبکه های قدرت به کمک توزیع χ^2

چنانچه خطاهای اندازه گیری دارای توزیع نرمال باشند، مجموع مربع مانده اندازه گیریها نیز از یک دارای توزیع χ^2 پیروی می کند. از این مطلب می توان جهت تشخیص داده بد در مجموعه اندازه گیریها استفاده نمود. جهت انجام این کار می توان مراحل زیر را دنبال نمود:

الف) مسئله تخمین حالت را حل و مقادیر حالات را تخمین بزنید. سپس مقدار تابع را محاسبه

نمایید:

$$J(\hat{X}) = \sum_{i=1}^m \frac{(Z_i - h_i(\hat{X}))^2}{\sigma_i^2} \quad (3-11)$$

که:

\hat{X} : بردار حالات تخمین زده شده

$h_i(\hat{X})$: مقدار تخمین زده شده برای اندازه گیر i ام

Z_i : مقدار اندازه گیری شده اندازه گیر i ام

$\sigma_i^2 = R_{ii}$: واریانس خطا در اندازه گیر i ام

m : تعداد اندازه گیریها

ب) از جدول توزیع کادو مقدار متناظر با میزان اطمینان تشخیص با احتمال p (به عنوان مثال

۹۵ درصد) و $(m-n)$ درجه آزادی را پیدا نمایید^۱:

$$p = \Pr(J(\hat{X}) \leq \chi_{(m-n), p}^2) \quad (3-12)$$

ج) شرط $J(\hat{X}) \geq \chi_{(m-n), p}^2$ را بررسی نمایید:

۱ دستور $Chi2inv(p, m-n)$ در نرم افزار متلب مستقیماً این مقدار را حساب می نماید.

اگر این شرط صادق باشد مشکوک به وجود داده بد در اطلاعات بوده و در غیر اینصورت مبراً از داده بد می‌باشد.

۳-۳-۱-۳) تشخیص داده بد به کمک نرمالیزه کردن مانده‌ها

با توجه به آنچه گفته شد، آزمون کادو جهت تشخیص خطا چندان دقیق نیست و شاید در بعضی موارد خاص هم، در تشخیص داده بد درست عمل نکند. آزمون دقیق تر دیگری جهت تشخیص داده بد به کمک نرمالیزه کردن مانده ها وجود دارد. نرمالیزه کردن مقدار مانده اندازه‌گیری \hat{t} به راحتی با تقسیم مقدار قدر مطلق آن بر المان قطری متناظرش در ماتریس کواریانس مانده ها، امکانپذیر است:

$$r_i^N = \frac{|r_i|}{\sqrt{\Omega_{ii}}} = \frac{|r_i|}{\sqrt{R_{ii} S_{ii}}} \quad (13-3)$$

بردار مانده های نرمالیزه شده r^N یک توزیع نرمال استاندارد خواهند داشت، یعنی:

$$r_i^N \approx N(0,1)$$

بنابراین، بزرگترین المان r^N را می توان جهت تصمیم گیری در خصوص وجود داده بد با آستانه آماری مشخص، مقایسه نمود. این آستانه بر اساس سطح مطلوب حساسیت تشخیص، انتخاب می‌گردد [۳۷-۳۹]. جهت شناسایی تمام داده‌های بد موجود در مجموعه اندازه‌گیری‌ها به کمک مانده نرمالیز شده، پس از آنکه بزرگترین المان r^N (به شرطی که از آستانه خطای از پیش تعریف شده بزرگتر باشد) را حذف کردیم، باید مجدد تخمین حالت انجام شود و مقادیر مانده نرمالیز شده مجدداً محاسبه گردند. سپس بر اساس مقادیر جدید مانده‌ها تصمیم گیری نمود. به عبارتی نمی توان گفت که پس از اجرای یکبار تخمین حالت و محاسبه مانده اندازه‌گیرها، تمام مانده های نرمالیز شده بزرگتر از آستانه خطا، متناظر با داده بد هستند و حذف هر داده بد باید در یک مرحله انجام گردد. لازم به ذکر است تشخیص و شناسایی داده بد نه تنها در اندازه‌گیرهای سنتی بلکه در اندازه‌گیرهای

فازور نیز حائز اهمیت می‌باشد، زیرا این خطاها تاثیر چشمگیری روی حالات تخمین زده شده دارند و به ازای این داده های بد بزرگترین مانده نرمالایز شده بوجود می‌آید [۴۰].

۳-۳-۲- تشخیص داده بد قبل از روند تخمین (پیش فیلترینگ)^۱

در این قسمت چهار روش جهت پیش فیلتر نمودن داده های بد در مجموعه اندازه‌گیرهای شبکه قدرت معرفی می‌گردند. روش چهارم که روش پیشنهادی این تحقیق می‌باشد و دارای سرعت بسیار بالا و دقت مناسبی در تشخیص می‌باشد به تفصیل تشریح خواهد شد:

۳-۳-۲-۱) پیش فیلتر نمودن داده بد به کمک شبکه‌های عصبی

مصنوعی^۲ (ANN)

در مرجع [۴۱] یک پیش فیلتر مبتنی بر شبکه عصبی جهت فیلترینگ آنلاین داده بد ناشی از نقص گذرا در اندازه‌گیرهای شبکه ارائه شده است. در این روش یک شبکه عصبی که به صورت آفلاین آموزش یافته است را جهت فیلتر کردن آنلاین داده های بد بر سر راه تخمینگر قرار می دهند تا تخمینگر را در برابر داده بد مصون نمایند. اما طراحی این شبکه عصبی و آموزش آن بر اساس تمام حالات ممکن در شبکه قدرت بسیار سنگین و تقریباً غیر ممکن خواهد بود، لذا ممکن است این پیش فیلتر، نسبت به وضعیت جدیدی که برای آن آموزش ندیده است، پاسخ مناسبی ندهد. دوکاتو فیلو^۳ و همکارانش در مرجع [۴۲] از الگوریتم حذف داده بد به کمک پیش‌بینی جهت اکتساب داده ها در طول تغییرات ناگهانی غیرمنتظره استفاده کرده اند. در این مرجع از یک تکنیک پیش‌بینی کننده^۴ مبتنی بر شبکه عصبی استفاده شده است. مرجع [۴۳] روشی مبتنی بر آنالیز الگو با استفاده از روش

^۱ Prefiltering

^۲ Artificial Neural Network

^۳ Do Coutto Filho

^۴ Forecaster

تحلیل گروهی داده‌ها^۱ (GMDH) و شبکه عصبی برای پیش‌فیلتر نمودن داده‌های بد ارائه می‌کند. اگر چه روش تحلیل گروهی داده‌ها زمان آموزش شبکه را با کاهش مناسب بعد ورودی، به طور قابل ملاحظه‌ای کم می‌کند، اما تولید همه نمونه خطاهای ممکن در سیستم جهت آموزش کارآمد بسیار مشکل می‌باشد. در مرجع [۴۴] نیز یک روش مشابه که از اختلاف بین مقادیر پیش‌بینی شده برای اندازه‌گیرها توسط تخمینگر حالت دینامیکی و مقادیر فعلی اندازه‌گیرها جهت تشخیص داده بد استفاده می‌گردد. ریچارد اندریو و همکارانش^۲ نیز روشی جهت تشخیص خطای ناشی از تغییرات مدل سیستم قدرت بزرگ به هم پیوسته مناسب برای کوتاه مدت^۳، مبتنی بر فیلتر کالمن ارائه داده اند. در مراجع [۴۵-۴۸] یک بررسی جامع از روش‌های مبتنی بر شبکه عصبی انجام شده است.

۳-۳-۲-۲) پیش‌فیلتر نمودن داده بد به کمک منطق فازی

در روش‌های مبتنی بر منطق فازی به کمک قواعد تشخیص الگو قادرند سریعتر فرآیند تشخیص داده بد و تخمین حالت را انجام دهند [۴۹،۵۰]. اما این روش‌ها با افزایش مقیاس شبکه و افزایش وضعیت‌های ممکن در شبکه یا تنوع در متغیرهای اندازه‌گیری بسیار پیچیده و ناکارآمد خواهد بود.

۳-۳-۳-۳) شناسایی داده بد به کمک آنالیز موجک

در این روش از مقادیر اندازه‌گیری شده در زمان‌های مختلف به صورت دنباله^۴ استفاده می‌گردد. نمونه‌های اندازه‌گیری شده در زمان‌های برداشت^۵ مختلف ستون‌های ماتریس داده‌ها و سطرهای آن انواع اندازه‌گیرها موجود را تشکیل می‌دهند. از این اطلاعات در مرحله پیش‌فیلترینگ جهت تشخیص و شناسایی و حذف داده بد و تشخیص تغییرات بزرگ در سیستم و نقص اندازه‌گیرها استفاده می‌گردد. با استفاده از آنالیز موجک جهت تشخیص داده بد و تغییرات ناگهانی می‌توان از

^۱ Group Method of Data Handling

^۲ Richard Andrew

^۳ Short Term

^۴ Sequence

^۵ Measurement Snapshots

مشکلات مطرح در روش‌های مبتنی بر شبکه عصبی از قبیل آموزش ناکافی و ناکارآمدی به دور بود. تغییر ناگهانی در اندازه‌گیری، یکی از ویژگی‌های مشخص اندازه‌گیری با داده بد است. تجزیه و تحلیل موجک داده، اساساً داده‌ها را به دو بخش یعنی یک مولفه فرکانس پایین که به آرامی تغییر می‌کند و مولفه فرکانس بالا که ناگهانی یا سریع تغییر می‌کند، تقسیم می‌نماید. ویژگی مهم تر این است که در حالی که تجزیه داده‌ها به اجزای فرکانس بالا و پایین صورت می‌گیرد، باز هم هویت زمانی داده‌ها حفظ می‌شود. دقت اطلاعات در زمان برای فرکانس‌های بالا بیشتر بوده در حالی که برای فرکانس‌های پایین دقت کمتر است. این موضوع به خاطر آن است که در مقیاس‌های پایین (یعنی فرکانس بالا) اطلاعات زمان دقیق تر است در حالی که برای مقیاس‌های بزرگتر (فرکانس‌های پایین) اطلاعات فرکانس دقیق تر از اطلاعات زمان می‌باشد [۵۱]. به کمک تبدیل موجک می‌توان اطلاعات فرکانسی را در حوزه زمان بوسیله تجزیه سیگنال با پنجره مقیاس کوتاه برای باند فرکانس بالا و با پنجره مقیاس طولانی برای باند فرکانس کم با استفاده از تکنیک مقیاس و شیفت، استخراج نمود. از این ویژگی مهم می‌توان جهت شناسایی تغییر ناگهانی در اندازه‌گیری‌ها و تشخیص داده‌های بد استفاده نمود [۵۲].

۳-۴. روش پیشنهادی جهت پیش فیلتر نمودن داده‌های اندازه‌گیری به

کمک آنالیز اجزای اصلی

۳-۴-۱- تئوری آنالیز اجزای اصلی

آنالیز اجزای اصلی^۱ (PCA) یک روش آماری مدرن جهت پردازش داده‌ها می‌باشد. تئوری PCA اولین بار توسط پیرسن^۲ مطرح گردید. به کمک PCA می‌توان بعد مجموعه داده‌ها را از R^d

^۱ Principal Component Analysis

^۲ Pearson

به R^c که $c < d$ کاهش داد. اجزای اصلی در R^c متعامد بوده و محورهای مختصات این فضا را می‌سازند. در این روش اطلاعات را بر اساس شباهت‌ها و تفاوت‌هایشان بیان می‌شوند [۵۳، ۵۴]. PCA ارتباط نزدیکی با روش تجزیه مقادیر ویژه^۱ (EVD) و روش تجزیه مقادیر تکین^۲ (SVD) دارد.

۳-۴-۲- اجزای اصلی اطلاعات

فرض کنید، ماتریس Z که در برگیرنده بردارهای مشاهدات است، به صورت زیر باشد:

$$Z = [Z_1 \ Z_2 \ \dots \ Z_m] \quad (۱۴-۳)$$

که $Z_i \in R^k$ و $Z_i = [z_{i1} \ z_{i2} \ \dots \ z_{ik}]^T$ است و میانگین مشاهدات صفر ($E\{Z_i\} = 0$) می‌باشد (در غیر اینصورت کافی است که میانگین هر ستون را از مشاهدات آن ستون کم نمود).

حال ماتریس $Q = [q_1 \ q_2 \ \dots \ q_m]$ را در نظر بگیرید که m بردار مشاهده را به فضای m بعدی ویژگی انتقال می‌دهد:

$$Y = QZ \quad (۱۵-۳)$$

یا به عبارتی:

$$Y_j = [y_{1j} \ y_{2j} \ \dots \ y_{mj}] = q_j^T Z \quad (۱۶-۳)$$

که:

$$Y = [Y_1 \ Y_2 \ \dots \ Y_n]$$

از آنجا که میانگین مشاهدات صفر ($E\{Z\} = 0$) در نظر گرفته شد، میانگین داده‌ها در فضای ویژگی (Y) نیز برابر خواهد بود با:

$$E\{Y\} = E\{QZ\} = QE\{Z\} = 0 \quad (۱۷-۳)$$

^۱ Eigen Value Decomposition
^۲ Singular Value Decomposition

که نشان می‌دهد داده‌ها در فضای ویژگی نیز حول مبدا توزیع شده‌اند.

حال اگر کواریانس مشاهدات را برابر R در نظر بگیریم $(E\{ZZ^T\}=R)$ ، کواریانس هر بردار در

فضای ویژگی به صورت زیر خواهد بود:

$$E\{Y_j Y_j^T\} = E\{(q_j^T Z)(q_j^T Z)^T\} = q_j^T R q_j \quad (18-3)$$

عبارت $q_j^T R q_j$ شاخص واریانس^۱ نام دارد که با $\Psi(q)$ نشان داده می‌شود.

برای اینکه در فضای ویژگی بیشترین تفکیک ایجاد گردد باید شاخص واریانس بیشینه گردد:

$$\max(\Psi(q) = q^T R q) \quad (19-3)$$

می‌دانیم که در نقطه بیشینه مشتق صفر می‌باشد و می‌توان گفت:

$$\Psi(q + \delta q) = \psi(q) \quad (20-3)$$

پس می‌توان نوشت:

$$(q + \delta q)^T R (q + \delta q) = q^T R q \Rightarrow (\delta q)^T R q = 0 \quad (21-3)$$

از طرفی نباید مقیاس داده‌ها تغییر کند یا به عبارتی باید $\|q\|=1$ همیشه برقرار باشد:

$$\|q + \delta q\| = \|q\| = 1 \Rightarrow (\delta q)^T q = 0 \quad (22-3)$$

لذا با توجه به رابطه (۲۱-۳) و (۲۲-۳) داریم:

$$\begin{cases} (\delta q)^T R q = 0 \\ (\delta q)^T q = 0 \end{cases} \Rightarrow (\delta q)^T R q - \lambda ((\delta q)^T q) = 0 \Rightarrow (\delta q)^T [R q - \lambda q] = 0 \Rightarrow R q = \lambda q \quad (23-3)$$

با کمی دقت در معادله بالا، مشخص است که این رابطه، تعریف بردار ویژه ماتریس کواریانس R

می‌باشد.

^۱Variance Probe

پس به طور خلاصه می توان گفت چنانچه q بردار ویژه ماتریس کواریانس مشاهدات (R) باشد، شاخص واریانس حداکثر می گردد یا به عبارتی q مشاهدات را به فضایی نگاشت می کند که حداکثر تفکیک پذیری حاصل می گردد.

اگر مقادیر ویژه و بردارهای ویژه متناظرشان به صورت زیر مرتب گردند:

$$\begin{cases} \lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_m \\ q_1 > q_2 > \dots > q_m \end{cases}$$

می توان به طور یکجا نوشت:

$$\left. \begin{array}{l} R q_1 = q_1 \lambda_1 \\ R q_2 = q_2 \lambda_2 \\ \cdot \\ \cdot \\ R q_m = q_m \lambda_m \end{array} \right\} \Rightarrow R \underbrace{[q_1 \ q_2 \ \dots \ q_m]}_Q = [q_1 \ q_2 \ \dots \ q_m] \Lambda \Rightarrow R Q = Q \Lambda \quad (24-3)$$

که $\Lambda = \text{diag}[\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m]$ می باشد.

۳-۴-۳- آنالیز اجزای اصلی

همانطور که در قسمت قبل مشخص شد، اجزای اصلی مشاهدات که بیشترین تفکیک را در فضای ویژگی برآورده می کنند، همان بردارهای ویژه ماتریس کواریانس مشاهدات تعدیل شده می باشند. منظور از تعدیل مشاهدات، صفر نمودن میانگین هر بردار مشاهده می باشد. پس کافی است جهت یافتن اجزای اصلی یک مجموعه مشاهدات، روند زیر طی شود:

(۱) مشاهدات را تعدیل نمایید (شرط صفر بودن میانگین هر بردار مشاهده، برقرار

گردد).

(۲) ماتریس مشاهدات را به صورت زیر تشکیل دهید:

$$Z = [Z_1 \ Z_2 \ \dots \ Z_m] = \begin{bmatrix} Z_{1,1} & Z_{1,2} & \dots & \dots & Z_{1,m} \\ Z_{2,1} & Z_{2,2} & \dots & \dots & Z_{2,m} \\ \vdots & \vdots & & & \vdots \\ \vdots & \vdots & & & \vdots \\ Z_{k,1} & Z_{k,2} & \dots & \dots & Z_{k,m} \end{bmatrix} \quad (25-3)$$

۳) ماتریس کواریانس مشاهدات را به این صورت محاسبه نمایید:

$$C = \text{cov}(Z) = \begin{bmatrix} \text{cov}(Z_1, Z_1) & \text{cov}(Z_1, Z_2) & \dots & \dots & \text{cov}(Z_1, Z_m) \\ \text{cov}(Z_2, Z_1) & \text{cov}(Z_2, Z_2) & \dots & \dots & \text{cov}(Z_2, Z_m) \\ \vdots & \vdots & & & \vdots \\ \vdots & \vdots & & & \vdots \\ \text{cov}(Z_m, Z_1) & \text{cov}(Z_m, Z_2) & \dots & \dots & \text{cov}(Z_m, Z_m) \end{bmatrix}_{m \times m} \quad (26-3)$$

$$\text{که } Z_j = [Z_{1,j} \ Z_{2,j} \ \dots \ Z_{k,j}]^T \text{ و } \text{cov}(Z_i, Z_j) = \frac{\sum_{q=1}^k Z_{q,i} \times Z_{q,j}}{k-1} \text{ می باشد.}$$

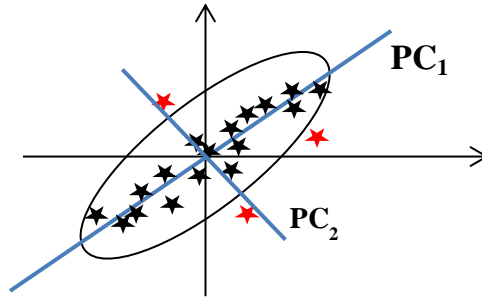
۴) بردارهای ویژه ماتریس C را محاسبه نمایید و به ترتیب اندازه مقادیر ویژه

متناظرشان (از بزرگ به کوچک)، آنها را شماره گذاری نمایید:

$$PC = \text{eigenvector}(C) = [PC_1 \ PC_2 \ \dots \ PC_m] \quad (27-3)$$

۳-۴-۴- تشخیص داده بد به کمک PCA

یک مجموعه داده دو بعدی همانند شکل ۳-۳ را در نظر بگیرید. همانطور در شکل مشخص است داده ها در حول اجزای اصلی خود پراکنده شده اند. با دقت بیشتر مشخص می شود داده ها بیشتر حول جزء با اولویت بالاتر می باشند. چنانچه داده نامأنوسی در داده ها وارد شود در فاصله معمول داده ها حول اجزای اصلی قرار نخواهد گرفت و می توان آن را با مشخص کردن یک ناحیه مجاز تفکیک نمود.



شکل ۳-۳. اجزای اصلی و توزیع داده‌ها حول آنها

در سیستم‌های قدرت نیز قبل از اجرای عملیات تخمین حالت، جهت تشخیص داده بد در مجموعه داده‌های اندازه‌گیری دریافت شده کافی است در MTU^1 در SCADA یا در مرکز کنترل شبکه به همراه داده‌های دریافتی از PMUها ماتریس داده‌های اندازه‌گیری شده را به صورت زیر تشکیل دهیم:

$$Data = \begin{bmatrix} Z_1^{(t-k)} & \dots & Z_{m-1}^{(t-k)} & Z_m^{(t-k)} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ Z_1^{(t-2)} & \dots & Z_{m-1}^{(t-2)} & Z_m^{(t-2)} \\ Z_1^{(t-1)} & \dots & Z_{m-1}^{(t-1)} & Z_m^{(t-1)} \end{bmatrix} \quad (28-3)$$

که Z_i^t مقدار اندازه‌گیر i ام در لحظه t می‌باشد و در واقع این ماتریس سابقه مقادیر اندازه‌گیرها را در بر می‌گیرد. هر ستون ماتریس $Data$ اطلاعات یک اندازه‌گیر خاص در لحظات گذشته می‌باشد. این عمل با توجه به اینکه سیستم SCADA مدرن قابلیت ذخیره اطلاعات و نمایش آنها را برای یک مدت طولانی را دارند، به راحتی امکانپذیر می‌باشد.

ماتریس $Data$ را تعدیل می‌کنیم و بردارهای ویژه یا همان اجزای اصلی داده‌های اندازه‌گیری شده را استخراج می‌کنیم:

$$PC = \text{eigvector}(C) \quad (29-3)$$

¹ Master Terminal Unit

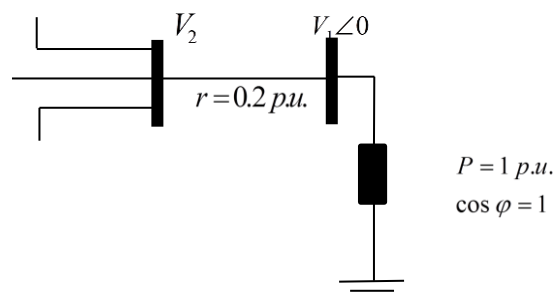
که $\Delta D = [Z_1 - \bar{Z}_1 \quad Z_2 - \bar{Z}_2 \quad \dots \quad Z_m - \bar{Z}_m]$ ، $Q = \text{cov}(\Delta Data)$ و $\bar{Z}_j = m^{-1} \sum_{i=1}^m Z_j^{i-k}$ می‌باشند.

حال جهت تصویر داده‌ها در فضای ویژگی R^c که محورهای آن بردارهای متعامد PC هستند، کافی است اجزا اصلی کم اهمیت را حذف نمود و ماتریس PC را در ماتریس داده‌ها ($\Delta Data$) ضرب نمود.

$$\Delta Data^{\text{Projected to } R^c} = PC^{\text{reduced}} \times \Delta Data \quad (3-30)$$

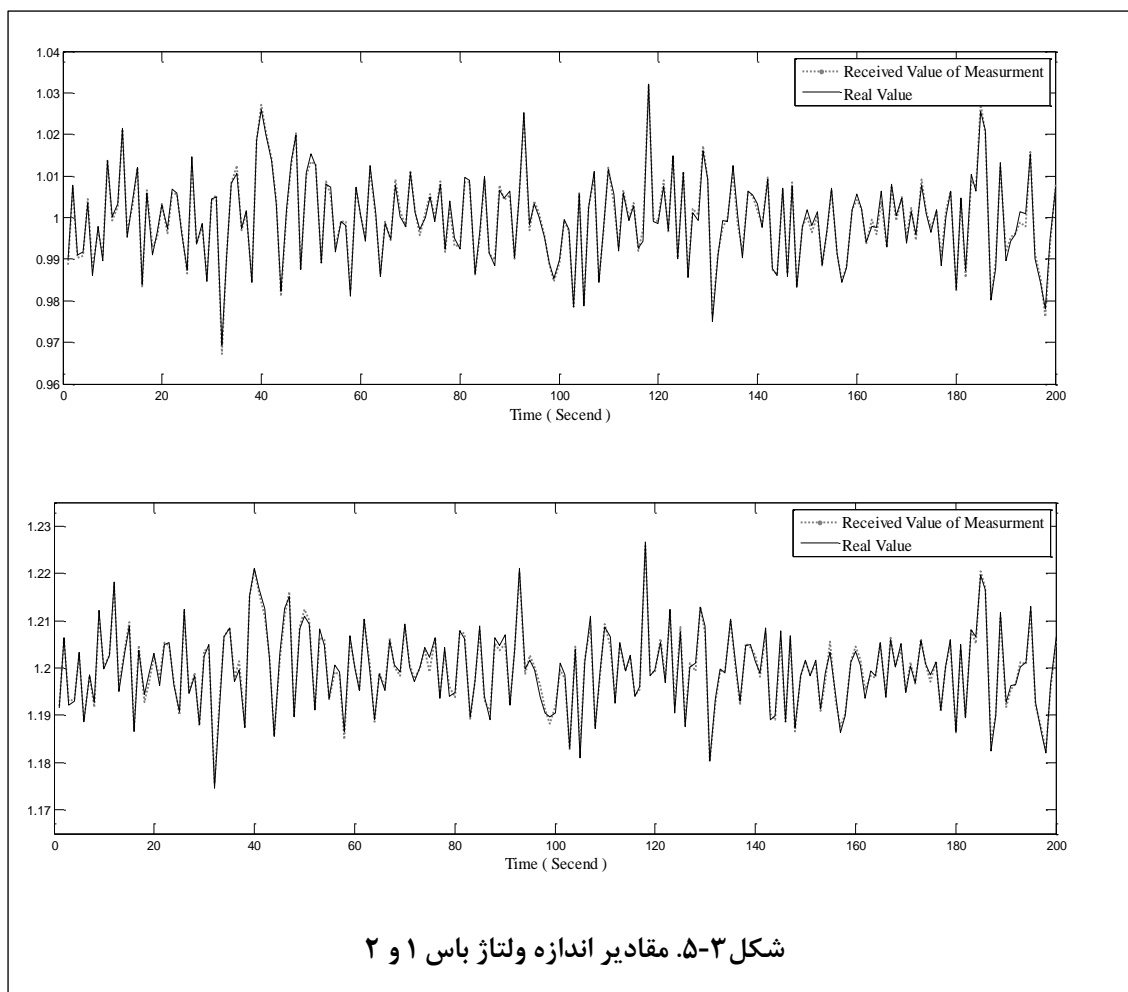
چنانچه تصویر داده‌ای در ناحیه مجاز و معمول در فضای R^c قرار نگرفت، داده نامأنوس یا داده بد تلقی می‌گردد.

شبکه نشان داده شده در شکل ۳-۴ را جهت پیاده‌سازی و تشریح روش پیشنهادی در نظر بگیرید.



شکل ۳-۴. سیستم دو باسه مورد مطالعه در پیاده‌سازی پیش فیلتر پیشنهادی

دو ولت‌متر، اندازه ولتاژ باس ۱ و ۲ را به صورت شکل ۳-۵ طی زمان‌های مختلف اندازه‌گیری و ثبت می‌نماید.

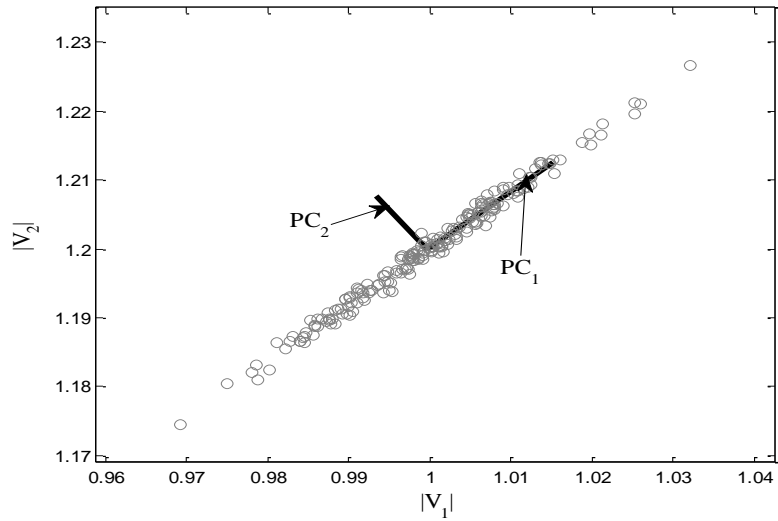


با توجه به آنچه که در قسمت قبل توضیح داده شد، اجزای اصلی داده ها و مقادیر ویژه متناظرشان از روی سابقه داده های اندازه گیری به صورت زیر محاسبه می شوند:

$$Q = \text{cov}(\Delta Data) = 10^{-3} \times \begin{bmatrix} 0.109 & 0.089 \\ 0.089 & 0.073 \end{bmatrix}$$

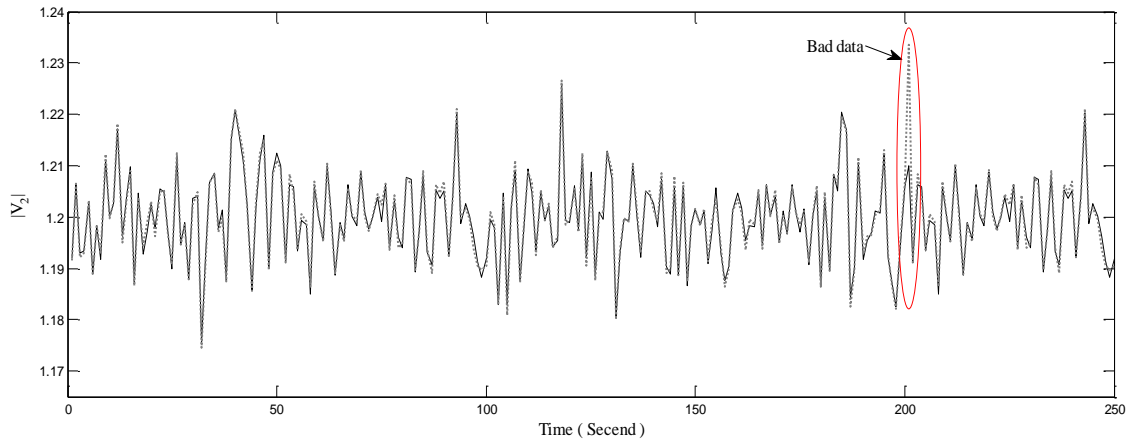
$$PC = \begin{bmatrix} 0.773 & -0.634 \\ 0.634 & 0.7733 \end{bmatrix}$$

که متناظر با مقادیر ویژه شان، $\lambda_1 = 0.1819 \times 10^{-3}$ و $\lambda_2 = 0.0005 \times 10^{-3}$ مرتب شده اند:



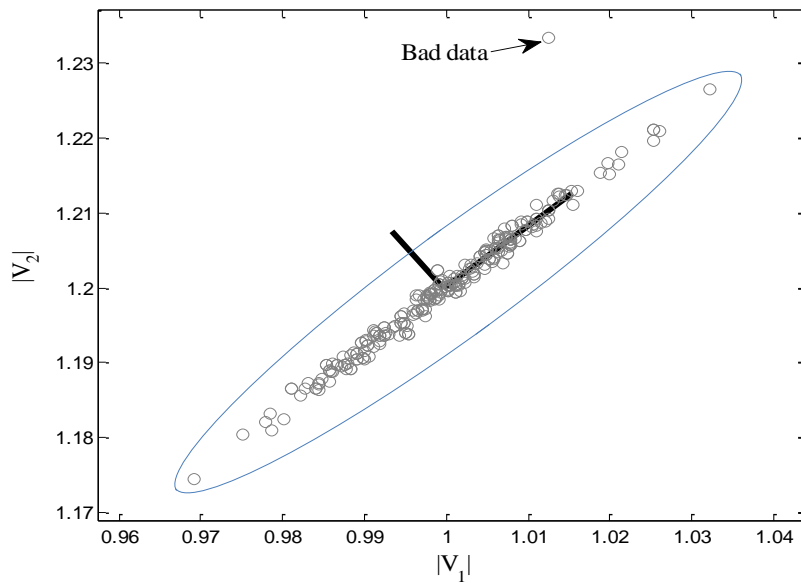
شکل ۳-۶. بردارهای اجزای اصلی و مقادیر اندازه‌گیری شده

همانطور که شکل ۳-۶ نشان می‌دهد داده‌ها در حالت عادی حول PC_1 که جزء پر اهمیت و متناظر با مقدار ویژه بزرگتر می‌باشد، توزیع شده‌اند. فرض کنید یک داده بد در اندازه‌گیری V_2 در ثانیه دویست و یکم دریافت شده باشد (شکل ۳-۷).



شکل ۳-۷. مقادیر اندازه‌گیری شده اندازه ولتاژ باس ۲ آلوده به داده پرت^۱

^۱ Outlier

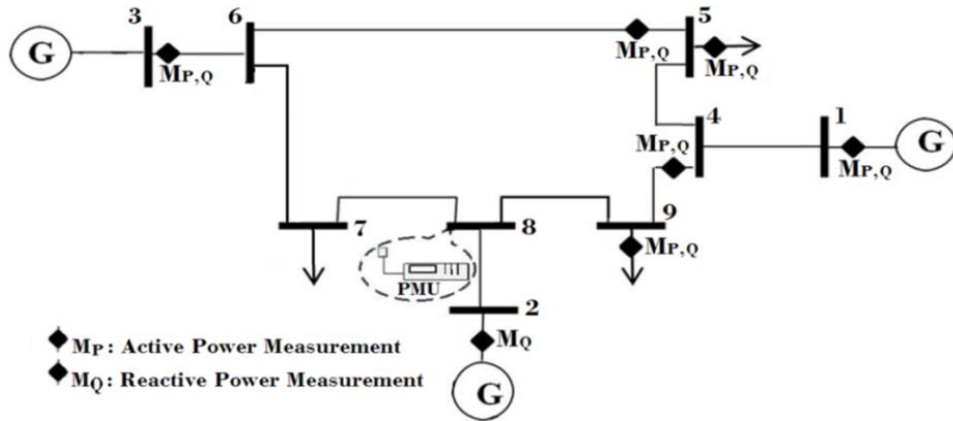


شکل ۳-۸. داده بد و فاصله آن از اجزای اصلی

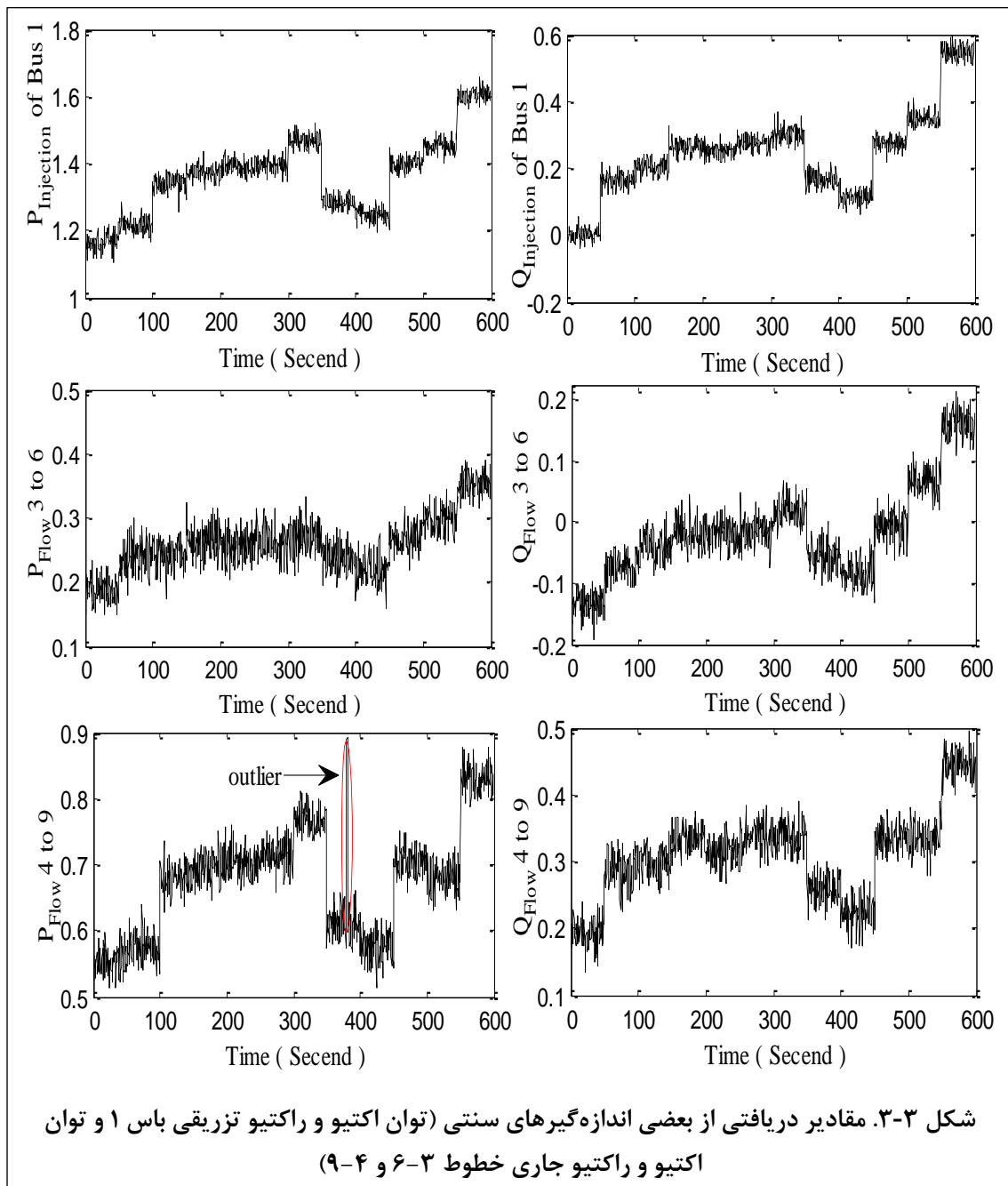
در شکل ۳-۸ می بینید که به راحتی می توان داده بد اعمال شده را با در نظر گرفتن یک ناحیه و فاصله مجاز از جزء اصلی، تشخیص داد.

نتایج شبیه سازی برای سیستم ۹ باسه IEEE - ۳-۴-۵

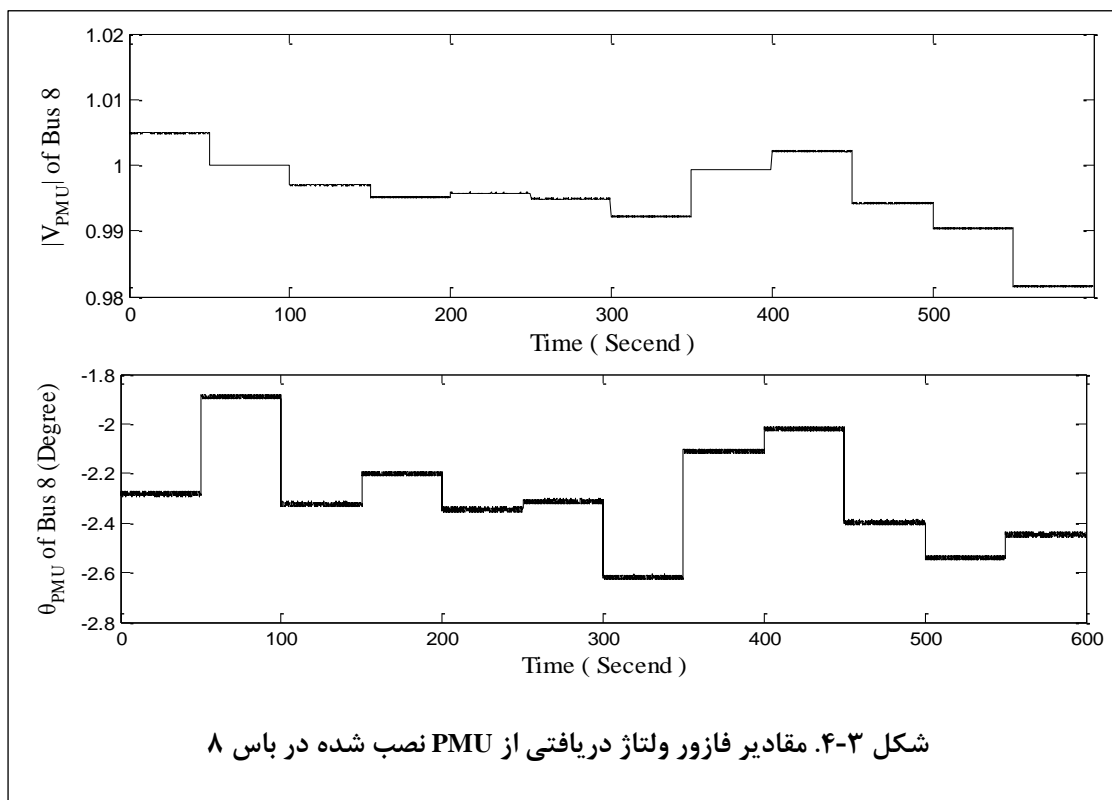
فرض کنید اندازه گیرهای سنتی به صورت شکل ۳-۹ در شبکه ۹ باسه IEEE قرار گرفته اند. طبق آنچه که در قسمت ۳-۲ توضیح داده شد، جای بهینه برای یک PMU با هدف تشخیص داده بد باس ۸ می باشد. بعضی از مقادیر اندازه گیری شده در طول ۶۰۰ ثانیه در شکل ۳-۱۰ نشان داده شده و به طور تصادفی در ثانیه ۳۸۰ یک داده پرت وارد داده های اندازه گیری می شود.



شکل ۳-۹. دیاگرام تک خطی سیستم ۹ باسه IEEE

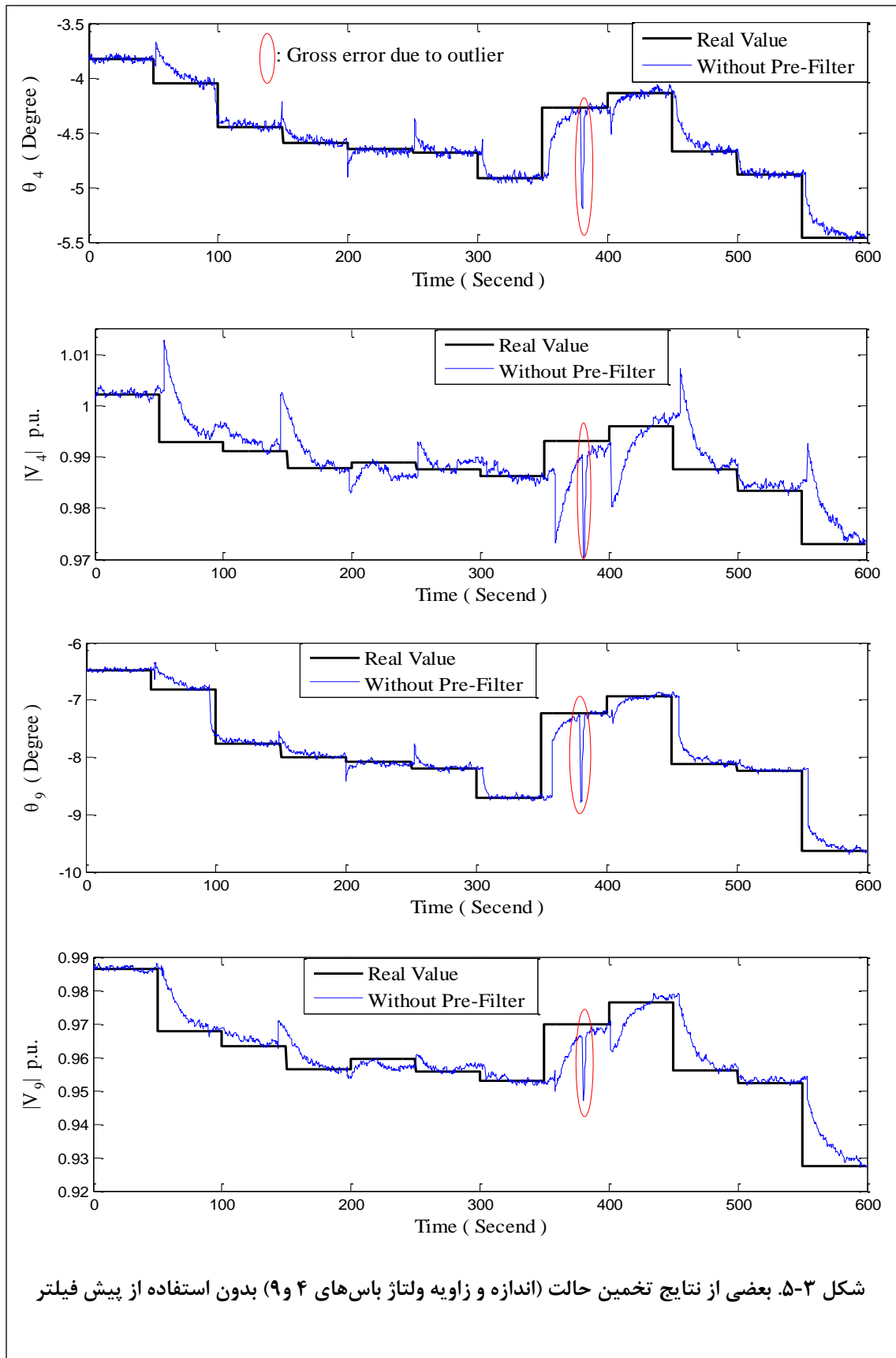


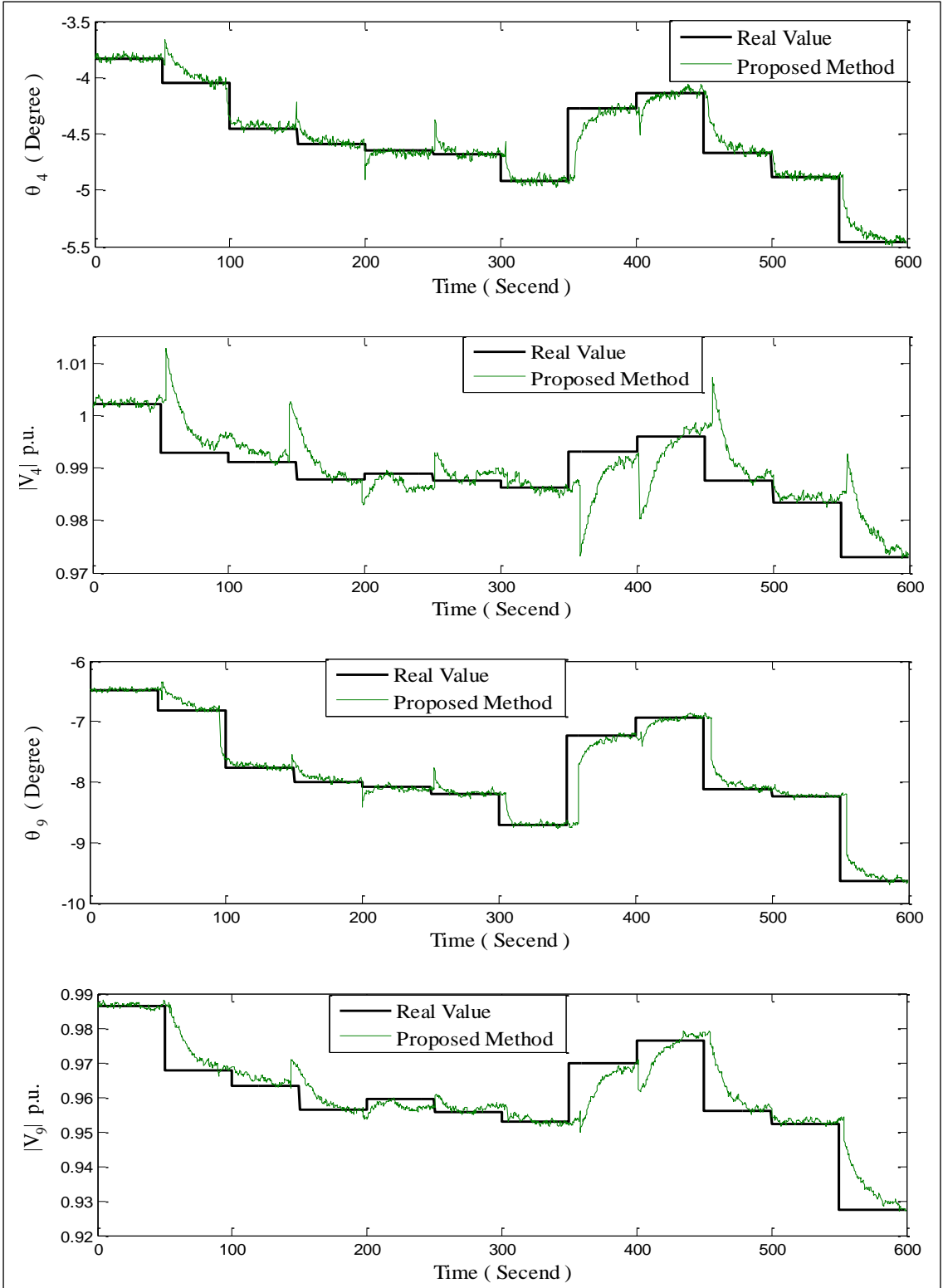
شکل ۳-۳. مقادیر دریافتی از بعضی اندازه‌گیرهای سنتی (توان اکتیو و راکتیو تزریقی باس ۱ و توان اکتیو و راکتیو جاری خطوط ۳-۶ و ۴-۹)



جدول ۳-۱. اجزای اصلی مقادیر اندازه گیری شده در سیستم تحت مطالعه

order	1 th	2 th	3 th	4 th	5 th	6 th	7 th	8 th	9 th	21 th
Eigen value	0.3993	0.0055	0.0029	0.0013	0.0002	0.0001	0.0001	0.0	0.0	0.0
Principal Component	-0.2926	-0.0013	0.3267	-0.2145	0.0490	-0.1870	-0.0326	-0.0477	0.1671	-0.2218
	-0.3657	-0.0569	0.2010	-0.0663	0.0067	0.0776	-0.2093	0.0122	-0.0800	-0.0279
	-0.0957	-0.0603	-0.1147	0.1216	-0.0445	0.1590	-0.0709	-0.0089	-0.0553	-0.0657
	0.1870	0.3737	0.0798	0.4095	0.1431	0.1594	0.2882	0.1052	-0.1216	-0.1494
	0.1942	0.2074	-0.3737	-0.4146	-0.3149	-0.1474	0.1067	0.0256	0.1336	-0.0310
	0.3502	-0.4673	-0.1080	0.1377	0.1583	-0.1671	0.0238	-0.1552	0.1480	-0.1869
	-0.1116	-0.3119	0.1219	-0.2324	0.0239	-0.2053	-0.1591	0.1516	-0.0959	0.0214
	0.0786	0.0698	0.1977	0.1841	0.1648	-0.0296	0.1177	0.0932	-0.0326	0.1233
	-0.0957	-0.0603	-0.1147	0.1216	-0.0445	0.1590	-0.0709	-0.0089	-0.0553	0.7748
	0.1797	0.2193	-0.2893	-0.1044	-0.1926	-0.0028	0.1340	0.0349	-0.009	-0.0507
	-0.1824	0.1669	-0.0942	-0.1721	-0.1878	0.0848	-0.0854	-0.0662	0.0033	-0.2274
	0.1768	-0.3062	-0.2016	-0.0208	-0.0249	-0.0403	-0.1044	0.0539	-0.1257	0.0885
	0.1734	-0.1610	0.0936	0.1585	0.1832	-0.1268	0.1282	-0.2091	0.2737	-0.1011
	-0.1810	0.3106	0.2048	0.0179	0.0251	0.0183	0.1265	-0.1993	0.2631	0.0762
	-0.3393	-0.0986	-0.2315	-0.0492	0.1403	-0.2157	0.4832	-0.2864	-0.4878	0.0208
	-0.2641	-0.0910	-0.0498	0.2181	-0.1855	-0.3914	0.3690	0.1732	-0.0337	-0.0182
	0.1157	0.2816	0.1015	0.1550	-0.0993	-0.7238	-0.2415	-0.0460	0.0496	0.2060
0.1028	0.1457	-0.0190	-0.4781	0.6702	-0.0780	0.1808	0.2953	0.0729	0.1882	
0.2164	-0.1531	0.4388	-0.2296	-0.3684	0.0792	0.3831	-0.2086	0.1290	0.2962	
0.1555	-0.1151	0.2771	-0.1758	-0.1343	0.1283	0.2509	0.0485	-0.2056	-0.1297	
	0	0	0	0	0	0	0	0	0	





شکل ۳-۱۳. بعضی از نتایج تخمینگر حالت (اندازه و زاویه ولتاژ باس‌های ۴ و ۹) مجهز به پیش‌فیلتر پیشنهادی

در جدول ۱-۳ اجزای اصلی و مقادیر ویژه متناظر آنها ارائه شده است. با دقت در این جدول مشخص است که مقادیر ویژه سوم به بعد تقریباً ناچیز می‌باشند، لذا اجزای اصلی متناظر با آنها نیز قابل صرف نظر می‌باشند. بنابراین جهت فیلتر نمودن این داده‌ها کافی است از سه جزء اول نشان داده شده در جدول ۱-۳ استفاده گردد. نتایج تخمین ارائه شده در شکل‌های ۱۲-۳ و ۱۳-۳ نشان می‌دهد که پیش‌فیلتر پیشنهادی مبتنی بر سه جز اصلی یاد شده، بسیار کارآمد بوده است.

۳-۵. جمع‌بندی

در این فصل بعد از بررسی نوع و ماهیت داده‌های تحریف شده در اطلاعات اندازه‌گیرها، روش‌های رایج در تشخیص و شناسایی داده بد ارائه گردید. اغلب این روش‌ها بعد از اجرای عملیات تخمین حالت، داده‌ها را پردازش می‌کنند. در واقع از نتایج تخمین حالت جهت پالایش اطلاعات اندازه‌گیرها استفاده می‌نمایند. در آخر، روشی نوین مبتنی بر آنالیز اجزای اصلی ارائه گردید که قادر به پیش‌فیلتر نمودن داده‌های اندازه‌گیرها بوده و در حذف داده بد بسیار کارآمد می‌باشد. با توجه به تسلسل فرآیندهای اکتساب داده‌ها، پردازش آنها و تخمین حالت بر اساس داده‌های اندازه‌گیرها، حال نوبت به بررسی تخمین‌گر حالت و تکنیک‌های بهینه‌سازی آنها می‌رسد. بنابراین در دو فصل بعدی به تفصیل به این موضوع پرداخته خواهد شد.

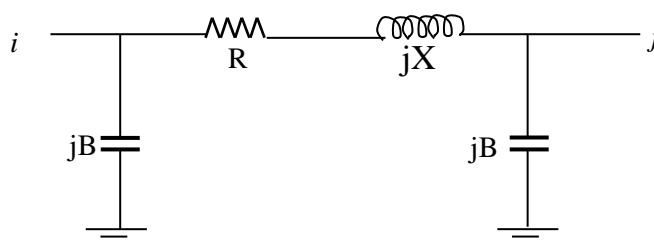
تخمین حالت استاتیکی مقاوم در

سیستم‌های قدرت

۴-۱. مدلسازی استاتیکی شبکه قدرت

الف) مدل خطوط انتقال

در این تحقیق از مدل π برای مدلسازی خط انتقال استفاده می‌شود و پارامترهای آن برابر مقادیر توالی مثبت خط خواهند بود. مقدار امپدانس سری خط نیز برابر مقدار توالی مثبت $R + jX$ و خاصیت خازن خط نیز برابر $j2B$ و مانند شکل ۴-۱ در دو طرف خط در نظر گرفته شده اند.



شکل ۴-۱. مدار معادل خط انتقال [۳]

ب) خازن‌ها و راکتورهای موازی

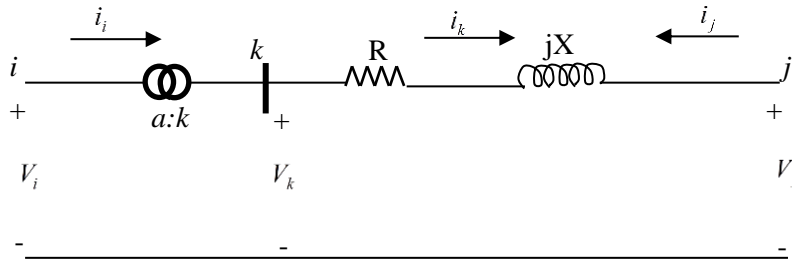
ممکن است در شبکه جهت کنترل توان راکتیو یا ولتاژ باس‌ها از راکتور یا خازن موازی استفاده گردد. این المان‌ها نیز بوسیله مقدار سوسپتانس بر فاز، در باس مربوطه مدل شوند. علامت این سوسپتانس نیز به نوع المان موازی بستگی دارد، برای خازن‌های موازی علامت مثبت و برای راکتورهای موازی علامت منفی در نظر گرفته می‌شود.

ج) تپ چنجر و جابجایی فاز^۱ در ترانسفورماتورها

ترانسفورماتور مجهز به تپ چنجر را می‌توان با یک ترانسفورماتور ایده‌آل و امپدانس سری مانند

شکل ۴-۲ مدل نمود.

^۱ Tap Changing and Phase Shifting



شکل ۲-۴. مدل ترانسفورماتور با تپ چنجر [۳]

معادلات گره مدار شکل ۲-۴ را با در نظر گرفتن $y = \frac{1}{R + jX}$ به عنوان ادمیتانس بین گره k و j را می‌توان به صورت زیر نوشت:

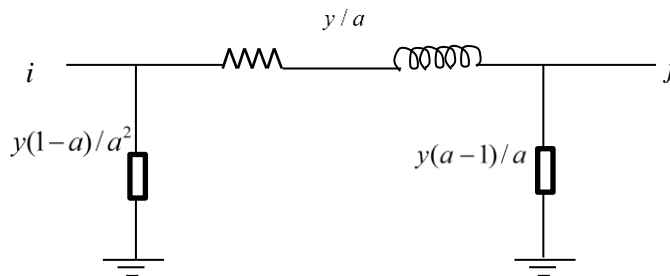
$$\begin{bmatrix} i_k \\ i_j \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y & -y \\ -y & y \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_k \\ V_j \end{bmatrix} \quad (1-4)$$

و از طرفی داریم: $i_k = a \cdot i_i$ و $V_k = \frac{V_i}{a}$.

پس در نهایت با جایگزینی مقادیر بالا می‌توان نوشت:

$$\begin{bmatrix} i_i \\ i_j \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y/a^2 & -y/a \\ -y/a & y \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_i \\ V_j \end{bmatrix} \quad (2-4)$$

که a نسبت تپ چنجر می‌باشد. بنابراین می‌توان مدار معادل ترانسفورماتور مجهز به تپ چنجر را می‌توان به صورت شکل ۳-۴ نشان داد.



شکل ۳-۴. مدار معادل ترانسفورماتور با تپ چنجر [۳]

حال در صورتی که ترانسفورماتور تغییر فاز نیز انجام دهد:

$$\begin{aligned} a^* i_i &= i_k \\ a V_k &= V_i \end{aligned}$$

و در نهایت می توان نوشت:

$$\begin{bmatrix} i_i \\ i_j \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y/a^2 & -y/a^* \\ -y/a & y \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_i \\ V_j \end{bmatrix} \quad (3-4)$$

د) بارها و ژنراتورها

بارها و ژنراتورها به صورت توان اکتیو و راکتیو تزریقی در یک باس مدل می شوند، لذا تاثیری بر مدل شبکه ندارند.

ه) مدلسازی شبکه

به کمک مدل اجزای یک شبکه قدرت می توان مدل کل شبکه را ایجاد نمود. برای انجام این کار باید مجموعه معادلات گره را به کمک قانون جریان کیرشهف برای باس های شبکه نوشت. با در نظر گرفتن I به عنوان بردار جریان و V به عنوان بردار ولتاژ، معادلات شبکه به صورت زیر خواهند بود:

$$I = \begin{bmatrix} i_1 \\ i_2 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ i_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Y_{11} & Y_{12} & \dots & Y_{1N} \\ Y_{21} & Y_{22} & & \\ \cdot & & & \\ \cdot & & & \\ \cdot & & & \\ Y_{N1} & \dots & Y_{NN} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_1 \\ V_2 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ V_N \end{bmatrix} = Y.V \quad (4-4)$$

که در تحقیقات مربوط به تخمین حالت استاتیکی، از مدل Y شبکه استفاده می گردد.

۴-۲. روش های تخمین حالت استاتیکی

تخمین حالت سیستم های قدرت، داده های اندازه گیری های SCADA و واحدهای اندازه گیر فازور را برای تخمین استفاده می کند و غالباً تعداد معادلات اندازه گیری ها بیشتر از تعداد حالات مورد نظر می باشد. وظیفه تخمینگر این است که از تمامی داده های اندازه گیری بهره برده و نزدیکترین مقادیر به مقادیر واقعی حالات شبکه را بیابد. البته برخی محققین عملیات تخمین حالت را به طور کل شامل: تحلیل توپولوژی شبکه، آنالیز رویت پذیری، روش حل مسئله تخمین حالت، پردازش داده های

بد و خطاهای ساختار و پارامترها می‌دانند [۵۵]. در ادامه روش‌های رایج در تخمین حالت استاتیکی به طور خلاصه بررسی خواهند شد:

۴-۲-۱- الگوریتم حداقل مربعات

در حال حاضر روش‌های مبتنی بر حداقل مربعات^۱ (LS) بطور گسترده در تخمین حالت سیستم‌های قدرت استفاده می‌گردد و غالباً الگوریتم حداقل مربعات وزن دار^۲ (WLS) انتخاب می‌گردد. در این روش هدف حداقل کردن مجموع مربعات اختلاف اندازه‌گیریها با مقادیر واقعی میباشد. بعبارت دیگر، با استفاده از m اندازه‌گیر، n پارامتر مجهول (X) بر اساس روابط ماتریسی زیر تخمین زده می‌شود [۳]:

$$Z = h(X) + e$$

$$\begin{bmatrix} z_1 \\ z_2 \\ \cdot \\ \cdot \\ z_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_1(x_1, x_2, \dots, x_n) \\ h_2(x_1, x_2, \dots, x_n) \\ \cdot \\ \cdot \\ h_m(x_1, x_2, \dots, x_n) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \\ \cdot \\ \cdot \\ e_m \end{bmatrix} \quad (۵-۴)$$

در این روش باید اختلاف بین مقادیر اندازه‌گیری شده (Z) و مقادیر تخمین زده شده برای آن اندازه‌گیر (\hat{z}) حداقل گردد. از طرفی جهت لحاظ نمودن میزان دقت هر اندازه‌گیر و بالا بردن تاثیر اندازه‌گیرهای دقیق‌تر و کم کردن اثر اندازه‌گیرهای پر خطا، وزنی برابر معکوس واریانس آن اندازه‌گیر نیز در این اختلاف ضرب می‌شود. بر این اساس تابع هدف به صورت زیر معرفی می‌شود که معادل مجموع وزندار مربع اختلاف z_i و \hat{z}_i بوده و جهت انجام تخمین حالات باید حداقل گردد:

$$J(X) = \sum_{i=1}^m \frac{(z_i - h_i(X))^2}{\sigma_i^2} = [Z - h(X)]^T R^{-1} [Z - h(X)] \quad (۶-۴)$$

که :

$$R = Cov(e) = E[e.e^T] = R = diag\{\sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_m^2\}$$

^۱ Least Square
^۲ Weighted Least Square

جهت حداقل سازی رابطه (۴-۶)، باید:

$$g(X) = \frac{\partial J(X)}{\partial X} = -H^T R^{-1} [Z - h(X)] = 0 \quad (۷-۴)$$

که :

$$H(X) = \frac{\partial h(X)}{\partial X}$$

ماتریس ژاکوبین اندازه گیری ها نام دارد.

بسط تیلور تابع غیر خطی $g(X)$ را حول X^k با چشم پوشی از درجات بالا می توان به صورت زیر نوشت:

$$g(X) = g(X^k) + G(X^k)(X - X^k) = 0 \quad (۸-۴)$$

برای تعیین X که به ازای آن $g(X)$ صفر شود، کافی است که معادله زیر به روش تکرار حل شود:

$$X^{k+1} = X^k - [G(X^k)]^{-1} . g(X^k) \quad (۹-۴)$$

که:

شماره تکرار k :

$$G(X^k) = \frac{\partial g(X^k)}{\partial X} = H^T(X^k) . R^{-1} . H(X^k)$$

$$g(X^k) = -H^T(X^k) . R^{-1} . [Z - h(X^k)]$$

ماتریس $G(X)$ ، ماتریس بهره^۱ نامیده می شود که یک ماتریس تنک^۲ و اگر سیستم کاملاً رویت پذیر باشد مثبت معین^۳ و متقارن می باشد. مجموعه معادلات بدست آمده از رابطه (۹-۴) را معادلات نرمال^۴ می نامند.

این روش نیازی به مشخصات استاتیکی متغیرهای تصادفی ندارد، مدل ساده ای دارد، همگرایی خوبی دارد و تخمین با کیفیت بالایی انجام می شود. البته به علت محاسبات طولانی، حجم زیاد

^۱ Gain Matrix

^۲ Sparse

^۳ Positive Definite

^۴ Normal Equations

حافظه اشغال شده و... استفاده از این روش برای محاسبات زمان واقعی سیستم های قدرت بزرگ امکان پذیر نمی باشد. از نقطه نظر محاسبات، روش درجه دوم-ثابت^۱ (QC) و روش حداقل مقدار قدرمطلق^۲ (LAV) نسبت به تخمینگر WLS سریعتر می باشند و ۷۵ درصد زمان CPU صرفه جویی می شود [۵۶].

در عمل با حضور داده بد، این تخمین مورد تحریف قرار گرفته و حتی نتایج آن غیر قابل قبول می گردد، برای حل این مشکل تخمین گر حداقل مربعات مقاوم پیشنهاد می شود [۳]. تخمین حداقل مربعات مقاوم، بر اساس وزن دهی هم ارز بوده و ترکیبی از حداقل مربعات و تئوری تخمین مقاوم می باشد. مهم ترین قسمت این روش، طراحی تابع وزن دهی هم ارز می باشد. بر اساس توابع هم ارز مختلف، چندین روش مقاوم وجود دارد، که در این میان می توان به روش هابر^۳، تخمین گر همپل^۴، روش مبتنی بر قانون آندریوس^۵ و روش IGG^۶ [۵۷] اشاره نمود. مرجع [۵۸] مقادیر اندازه گیری واقعی با توزیع هابر را مطرح نموده و روش تخمین حداقل مربعات را شبیه سازی نموده است. نتایج تخمین حداقل مربعات مقاوم نشان می دهد که نه تنها مشخصات استاتیکی خوبی دارد بلکه خصوصیت مقاوم خوبی نیز دارد.

۴-۲-۲- روش معادلات نرمال

در روش معادلات نرمال^۷، معادلات رابطه (۴-۹) به صورت زیر به روش تکرار حل می شود:

$$(1) \quad k \leftarrow 0 \text{ و مقادیر اولیه برای } X^0 \text{ اختصاص دهید (معمولاً اندازه ولتاژ } 1 \text{ و زوایای ولتاژها صفر، در نظر گرفته می شود).}$$

(۲) مقدار ماتریس بهره $(G(X^k) = H^T(X^k) \cdot R^{-1} \cdot H(X^k))$ را حساب کنید.

^۱ Quadratic-Constant

^۲ Least Absolute Values

^۳ Huber

^۴ Hampel

^۵ Andrews's Sine Law

^۶ Institute of Geodesy Geophysics, Chinese Academy of Sciences

^۷ Normal Equation

۳) طرف راست معادله، $t^k = H^T(X^k).R^{-1}.[Z - h(X^k)]$ را بدست آورید.

۴) ماتریس بهره $(G(X^k))$ را تجزیه و x^{k+1} را به کمک رابطه (۴-۹) محاسبه نمایید.

۵) آیا به دقت مورد نظر رسیده‌اید؟

۶) اگر به دقت مورد نظر نرسیده، $k \leftarrow k+1$ و برو به گام ۲ در غیر اینصورت پایان.

در این روش، تخصیص وزن‌های بزرگ به اندازه‌گیرهای دقیق و شبه اندازه‌گیرها^۱ یا اندازه‌گیرهای مجازی در شبکه و تخصیص وزن‌های کوچک به اندازه‌گیرهای پر خطا و کم دقت و یا وجود خطوط کوتاه و خطوط بلند در یک باس منحصر باعث بروز مشکلات عددی و عدم همگرایی و به اصطلاح ناهنجاری^۲ می‌گردد. به طور کل می‌توان گفت این روش بسیار آسیب پذیر می‌باشد و در عمل روش مناسبی برای تخمین حالت یک شبکه واقعی با شرایط واقعی نمی‌باشد.

۴-۲-۳- روش نرمال مقید

همانطور که در قسمت قبل گفته شد تفاوت زیاد در وزندهی اندازه‌گیرهای شبکه باعث ناهنجاری در حل معادلات تخمین می‌گردد. تخصیص وزن‌های بزرگ به اندازه‌گیرهای مجازی^۳ رایج‌ترین و مهم‌ترین عامل ناهنجاری می‌باشد. جهت رفع این مشکل اندازه‌گیری‌های شبکه را به دو قسمت تقسیم می‌کنیم. روابط اندازه‌گیرها نیز به دو بخش $h(X)$ که مربوط به اندازه‌گیرهای رایج در شبکه و $C(X)$ که مربوط به اندازه‌گیری‌های با وزن خاص مانند اندازه‌گیرهای مجازی، تقسیم می‌گردند. در روش نرمال مقید^۴، دسته دوم اندازه‌گیرها به صورت قید برای معادلات تخمین ظاهر می‌شوند:

^۱ Pseudo Measurement

^۲ ناهنجار یا Ill-Condition به سیستمی اطلاق می‌گردد که یک خطای کوچک در درایه‌های ماتریس ضرایب یا بردارهای سمت راست معادلات منجر به یک خطای چشمگیر در بردار حاصل شود. جهت بررسی کمی این خاصیت شاخصی به نام عدد وضعیت (Condition Number) برای یک ماتریس (A) به صورت $\kappa(A) = \frac{\|A\|}{\|A^{-1}\|}$ تعریف می‌گردد.

^۳ این نوع داده‌های اندازه‌گیری از دستگاه اندازه‌گیری دریافت نمی‌شوند بلکه با توجه به ساختار شبکه قابل دستیابی اند. مانند باس‌های ارتباطی که توان تزریقی صفر دارند، اندازه‌گیر توان تزریقی با مقدار صفر یک اندازه‌گیر مجازی می‌باشد.

^۴ Constrained

$$\text{Min } J(X) = \frac{1}{2} [Z - h(X)]^T R^{-1} [Z - h(X)] \quad (10-4)$$

$$\text{Subject to: } C(X) = 0$$

جهت حل این مسئله بهینه سازی مقید به روش لاگرانژ می توان نوشت:

$$L = J(X) - \lambda^T \cdot C(X) \quad (11-4)$$

و برای یافتن مقادیر حالت باید معادلات زیر را حل نمود:

$$\frac{\partial L}{\partial X} = 0 \Rightarrow H^T R^{-1} [Z - h(X)] + C^T \lambda = 0 \quad (12-4)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \lambda} = 0 \Rightarrow \dot{C}(X) = 0$$

که $\dot{C}(X) = \frac{\partial C(X)}{\partial X}$ می باشد.

جواب معادلات بالا به کمک روش تکرار معادله خطی زیر بدست می آید:

$$\begin{bmatrix} H^T R^{-1} H & \dot{C}^T \\ \dot{C} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta X \\ -\lambda \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} H^T R^{-1} \Delta Z^k \\ -C(X^k) \end{bmatrix} \quad (13-4)$$

۴-۲-۴ روش تبدیل متعامد

ماتریس $\tilde{H}_{m \times n}$ را در صورتی که مرتبه کامل باشد، می توان به دو ماتریس به شکل زیر تجزیه نمود:

$$\tilde{H} = QP \quad (14-4)$$

که Q یک ماتریس متعامد $m \times m$ ($Q^T = Q^{-1}$) و P یک ماتریس $m \times n$ بالا دوزنقه ای (یعنی n تا سطر اول بالا مثلثی و $m-n$ سطر باقیمانده صفر هستند، یعنی $P = \begin{bmatrix} U \\ 0 \end{bmatrix}$ که U یک ماتریس بالا مثلثی است) می باشند.

معادله (۱۴-۴) را می توان به صورت زیر بازنویسی نمود:

$$Q^T \tilde{H} = P \quad (15-4)$$

ضمناً ماتریس Q و P را می توان با فاکتورگیری زیر به فرم کاهش یافته تبدیل نمود:

$$\tilde{H} = [Q_n \quad Q_0] \begin{bmatrix} U \\ 0 \end{bmatrix} = Q_n U \Rightarrow Q_n^T \tilde{H} = U \quad (16-4)$$

پس به جای ساختن Q به طور کامل، کافی است که فقط زیرماتریس Q_n را ساخت.

با اعمال فاکتورگیری متعامد، معادلات نرمال (4-9) را می توان به فرم فشرده زیر نوشت:

$$\underbrace{\tilde{H}^T \tilde{H}}_G \Delta X = \tilde{H}^T \Delta \tilde{Z} \quad (17-4)$$

که:

$$\begin{aligned} \tilde{H} &= W^{1/2} H \\ \Delta \tilde{Z} &= W^{1/2} \Delta Z \\ W &= R^{-1} \end{aligned}$$

سپس با توجه به خاصیت $QQ^T = I$ رابطه (4-17) را می توان به صورت زیر تبدیل نمود:

$$\begin{aligned} \tilde{H}^T Q Q^T \tilde{H} \Delta X &= \tilde{H}^T \Delta \tilde{Z} \\ \Rightarrow P^T P \Delta X &= P^T Q^T \Delta \tilde{Z} \\ \Rightarrow U^T U \Delta X &= U^T Q_n^T \Delta \tilde{Z} \end{aligned} \quad (18-4)$$

و با توجه به اینکه U یک ماتریس ناتکین^۱ است، عبارت آخر به این صورت بازنویسی می شود:

$$U \Delta X = Q_n^T \Delta \tilde{Z} \quad (19-4)$$

که معادله اصلی روش تبدیل متعامد می باشد. اگر چه این معادله به طور کامل از روابط جبری به دست آمد، اما با حداقل کردن نرم اقلیدسی بردار باقیمانده که همان حل مسئله تخمین WLS می باشد، نیز قابل دستیابی است.

به طور خلاصه برای حل مسئله تخمین به روش تبدیل متعامد در هر تکرار گام های زیر را دنبال

نمایید [۵۹-۶۱]:

^۱ Nonsingular

(۱) فاکتورگیری $\tilde{H} = QP$ را انجام دهید.

(۲) بردار $\Delta Z_q = Q_n^T \Delta \tilde{Z}$ را محاسبه کنید.

(۳) ΔX را به کمک جایگزینی بازگشتی در $U \Delta X = \Delta Z_q$ بیابید.

بنابراین نیازی به محاسبه و تجزیه ماتریس بهره (G) نیست. از طرف دیگر، فاکتورگیری QP از لحاظ عددی مقاومتر از فاکتورگیری LU می باشد. بنابراین تخصیص وزن های زیاد به اندازه گیری های مجازی دیگر مشکلی ایجاد نمی کند و در واقع این روش پایداری عددی مناسبی دارد. اما باید یادآور شد که حجم محاسبات در این روش بسیار زیاد می باشد و ماتریس ها مانند روش نرمال تنک نیستند.

۴-۲-۵- روش ترکیبی

با مقایسه معادلات (۴-۱۷) و (۴-۱۸) می توان نتیجه گرفت که ماتریس U در فاکتورگیری QP ، شبیه فاکتورگیری چلسکی^۱ ماتریس بهره (G) می باشد. در روش ترکیبی^۲، عیب محاسبات زیاد و متراکم بودن ماتریس ها در تبدیل متعامد رفع می شود. این روش دارای پایداری عددی مناسبی می باشد.

با توجه به آنچه گفته شد، روند انجام روش ترکیبی به این صورت خواهد بود:

(۱) به کمک تبدیلات متعامد روی \tilde{H} ماتریس U را بدست آورید.

(۲) بردار مستقل $\Delta Z_h = \tilde{H}^T \Delta \tilde{Z}$ را محاسبه کنید.

(۳) ΔX را بوسیله حل سیستم $U^T U \Delta X = \Delta Z_h$ بدست آورید.

بنابراین معادلات نرمال در گام ۳ حل می گردد و U به وسیله اعمال تبدیل متعامد بر روی H به جای فاکتورگیری چلسکی G قابل محاسبه می باشد.

^۱ Cholesky

^۲ Hybrid Method

۴-۲-۶- روش ماتریس افزوده هاکتل^۱

در این روش علاوه بر قید اندازه گیرهای مجازی، قید اندازه گیرهای معمولی نیز اضافه می گردد:

$$\begin{aligned} \text{Min } J(X) &= \frac{1}{2} r^T R^{-1} r \\ \text{Subject to: } &\begin{cases} C(X) = 0 \\ r - Z + h(X) = 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (۲۰-۴)$$

معادله لاگرانژ را می توان به صورت زیر تشکیل داد:

$$\mathcal{L} = J(X) - \lambda^T C(X) - \mu^T (r - Z + h(X)) \quad (۲۱-۴)$$

که λ ضریب لاگرانژ و r مانده اندازه گیرها می باشد. حال می توان شرط بهینه بودن را به این صورت نوشت:

$$\frac{\partial \mathcal{L}(X)}{\partial X} = 0 \Rightarrow \dot{C}^T \lambda + H^T \mu = 0$$

$$\frac{\partial \mathcal{L}(X)}{\partial \lambda} = 0 \Rightarrow C(X) = 0 \quad (۲۲-۴)$$

$$\frac{\partial \mathcal{L}(X)}{\partial r} = 0 \Rightarrow R^{-1} r - \mu = 0$$

$$\frac{\partial \mathcal{L}(X)}{\partial \mu} = 0 \Rightarrow r - Z + h(X) = 0$$

با توجه به معادله سوم از رابطه بالا، می توان r را از معادلات حذف نمود ($r = R\mu$). با خطی سازی سه معادله دیگر دستگاه معادلات زیر را خواهیم داشت:

$$\begin{bmatrix} R & H & 0 \\ H^T & 0 & C^T \\ 0 & C & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mu \\ \Delta X \\ \lambda \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Delta Z^k \\ 0 \\ -C(X^k) \end{bmatrix} \quad (۲۳-۴)$$

ماتریس ضرایب معادله بالا ماتریس هاکتل نامیده می شود. معادله بالا دارای عدد وضعیت کمتری

نسبت به معادله نرمال مقید می باشد. از طرف دیگر چون ماتریس هاکتل خیلی تنگ است، حل دستگاه گسترده شده بالا در عمل، عملیات ریاضی سنگینی نخواهد داشت.

¹ Hachtel's Augmented Matrix Method

-۷-۲-۴ روش پیترز و ویکنسون^۱

در این روش از تجزیه LU ماتریس \tilde{H} استفاده می‌گردد:

$$\tilde{H} = LU \quad (۲۴-۴)$$

که L یک ماتریس پایین دوزنقه ای و U یک ماتریس بالا مثلثی می‌باشند.

با جایگذاری \tilde{H} در معادله نرمال خواهیم داشت:

$$\tilde{H}^T \tilde{H} \Delta X = \tilde{H}^T \Delta \tilde{Z} \quad (۲۵-۴)$$

که به معادلات زیر تبدیل خواهند شد:

$$\begin{aligned} U^T L^T LU \Delta X &= U^T L^T \Delta \tilde{Z} \\ L^T LU \Delta X &= L^T \Delta \tilde{Z} \\ (L^T L) \Delta y &= L^T \Delta \tilde{Z} \end{aligned} \quad (۲۶-۴)$$

که:

$$\Delta y = U \Delta X \quad (۲۷-۴)$$

روند حل معادلات نرمال در این روش به صورت زیر می‌باشد:

۱. تجزیه LU را بر روی \tilde{H} انجام دهید.

۲. به کمک رابطه (۲۶-۴)، Δy را محاسبه کنید.

۳. ΔX را به کمک رابطه (۲۷-۴) با جایگزینی بازگشتی بدست آورید.

مهمترین مزیت این طرح این است که در واقع ماتریس $L^T L$ نسبت به $\tilde{H}^T \tilde{H}$ کمتر ناهنجاری دارد.

^۱ Peters and Wilkinson

۴-۲-۸- روش تجزیه

الگوریتم تجزیه^۱ مبتنی بر تخمین WLS می باشد که بوسیله فرض های ساده سازی، بدست می آید. در روابط توان اکتیو-زاویه ولتاژ ($P-\theta$) و توان راکتیو-اندازه ولتاژ ($Q-v$) کوپلینگ بین توان اکتیو و راکتیو نادیده گرفته می شود [۵۶].

متغیرهای حالت به دو قسمت زاویه ولتاژ θ و اندازه ولتاژ $|V|$ تقسیم می شود. در ضمن ماتریس ژاکوبین نیز متناظر با θ و $|V|$ تجزیه می گردد.

روش تجزیه سریع شبیه WLS بوده و دارای همگرایی و دقت نسبتاً خوبی می باشد و به لحاظ سرعت محاسبات و حافظه مورد استفاده نسبت به WLS برتری دارد. این الگوریتم با کیفیت قابل قبولی به لحاظ عملی و مهندسی برای سیستم های قدرت بزرگ، قابل استفاده می باشد [۳].

برای بدست آوردن معادلات روش تجزیه ماتریس ها و بردارهای مربوط به توان اکتیو تزریقی باس ها و توان اکتیو جاری خطوط را با زیرنویس A و ماتریس ها و بردارهای مربوط به توان راکتیو تزریقی باس ها و توان راکتیو جاری خطوط را با زیرنویس R در نظر بگیرید:

$$Z = [Z_A \quad Z_R]^T$$

$$H = \begin{bmatrix} H_{AA} & H_{AR} \\ H_{RA} & H_{RR} \end{bmatrix}$$

$$R = \begin{bmatrix} R_A & 0 \\ 0 & R_R \end{bmatrix}$$

که با چشم پوشی از عبارات H_{AR} و H_{RA} می توان نوشت:

$$G = \begin{bmatrix} G_{AA} & 0 \\ 0 & G_{RR} \end{bmatrix}$$

که:

^۱ Decoupled

$$G_{AA} = H_{AA}^T R_A^{-1} H_{AA} \quad (29-4)$$

$$G_{RR} = H_{RR}^T R_R^{-1} H_{RR} \quad (30-4)$$

حال ماتریس T را به صورت زیر در نظر بگیرید:

$$T = \begin{bmatrix} H_{AA}^T R_A^{-1} \Delta Z'_A \\ H_{RR}^T R_R^{-1} \Delta Z'_R \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} T_A \\ T_R \end{bmatrix} \quad (31-4)$$

که:

$$\Delta Z'_A = \frac{\Delta Z_A}{|V|}, \Delta Z'_R = \frac{\Delta Z_R}{|V|}, \Delta Z_A = Z_A - h_A(\hat{X}) \text{ و } \Delta Z_R = Z_R - h_R(\hat{X}).$$

حال می توان به طور خلاصه نوشت:

$$G_{AA} \Delta \theta = T_A \quad (32-4)$$

$$G_{RR} \Delta |V| = T_R \quad (33-4)$$

ضمناً تشکیل دادن H_{AA} و H_{RR} در روابط بالا با چشم پوشی از مقاومت سری خطوط، به ترتیب فرموله نمودن BX و XB تخمین حالت تجزیه سریع نامیده می شوند [۶۲،۶۳]. جهت اجرا نمودن تخمین حالت به روش تجزیه، کافی است روند زیر گام به گام طی شود:

$$(1) \text{ مقدار دهی اولیه برای ولتاژ همه باس ها } (|V_i| = 1 \text{ و } \theta_i = 0).$$

$$(2) \text{ تشکیل دادن ماتریس های مثلثی } G_{AA} \text{ و } G_{RR}.$$

$$(3) \text{ محاسبه } T_A.$$

$$(4) \text{ حل نمودن معادله } G_{AA} \Delta \theta = T_A.$$

$$(5) \text{ بررسی نمودن شرط پایان فرآیند تخمین.}$$

$$(6) \text{ به روز رسانی } \theta^{k+1} = \theta^k + \Delta \theta.$$

$$(7) \text{ محاسبه } T_R.$$

$$(8) \text{ حل نمودن معادله } G_{RR}\Delta|V| = T_R.$$

(9) بررسی نمودن شرط پایان فرآیند تخمین.

$$(10) \text{ به روز رسانی } |V|^{k+1} = |V|^k + \Delta|V|.$$

(11) بازگشت به گام ۳.

در این روش ماتریس های G_{AA} و G_{RR} فقط یکبار (در شروع روند تکرار) تشکیل و تجزیه می گردند. از آنجا که ضرایب ماتریس مثلثی در طول روند تکرار تغییر نمی کنند، مقادیر $\Delta\theta$ و $\Delta|V|$ را به راحتی می توان با جایگزینی پیشرو و جایگزینی بازگشتی محاسبه نمود. علاوه بر این، ابعاد زیر ماتریس های بهره نصف ابعاد ماتریس بهره می باشند، لذا محاسبات به طور قابل ملاحظه ای کاهش می یابند.

۴-۲-۹- الگوریتم هماهنگی ناحیه ای^۱

با افزایش گستردگی سیستم های قدرت، مانیتورینگ سیستم نیازمند محاسبات عددی پایدار و سریع می باشد لذا الگوریتم هماهنگی قسمت ها بر اساس تخمین حالت سنتی که دارای دو سطح می باشد را ایجاب می کند [۵۷،۳]. مرجع [۵۸] تئوری الگوریتم بلوک کرون را معرفی می کند. دو روش اصلی برای شبکه وجود دارد، یکی روش قطع لغزش^۲ می باشد که بجای تاثیر کوپلینگ بین متغیرهای حالت زیر شبکه، یک منبع جریان بین خط اتصال زیر شبکه اضافه می گردد. روش دیگر از هم گسیختن گره^۳ هاست، در این روش ابتدا سیستم به دو زیر شبکه تقسیم می گردد، سپس بجای تاثیر کوپلینگ بین متغیرهای حالت هر زیر شبکه، منبع ولتاژ اضافه می شود.

^۱ District Coordinated Algorithm

^۲ Slip Cut

^۳ Node Tearing Method

۴-۳. مقایسه الگوریتم های تخمین

بر اساس آنچه گفته شد، در جدول ۴-۱ به طور اجمال معایب و مزایای روش های مختلف، ارائه شده است:

جدول ۴-۱. نقاط ضعف و قوت الگوریتم های تخمین حالت استاتیکی

نوع الگوریتم	مزایا	ضعف ها
الگوریتم حداقل مربعات	عدم نیاز به مشخصات استاتیکی عدم وجود متغیرهای تصادفی مدل ساده تخمین با کیفیت بالا	محاسبات طولانی و زمانبر حجم زیاد حافظه اشغال شده احتمال بالا ناهنجاری عددی عدم قابلیت تشخیص داده بد
روش معادله نرمال مقید	تخمین با کیفیت بالا بهبود عدد وضعیت (کاهش ناهنجاری عددی معادله نرمال)	محاسبات طولانی و زمانبر حجم زیاد حافظه اشغال شده عدم قابلیت تشخیص داده بد
روش پیترز و ویکنسون	مدل ساده ناهنجاری محاسباتی کم (عدد وضعیت نسبتاً خوب)	عدم قابلیت تشخیص داده بد محاسبات زیاد جهت تجزیه ماتریس ها سرعت کم
الگوریتم ماتریس افزوده هاکتل	ناهنجاری عددی بسیار کم دقت خوب	محاسبات طولانی حجم زیاد حافظه اشغال شده
الگوریتم تجزیه سریع	همگرایی نسبتاً خوب سرعت محاسبات بالا و حافظه اشغالی کم	عدم قابلیت تشخیص داده بد دقت کم
الگوریتم تبدیل متعامد	پایداری عددی مناسب (عدد وضعیت خوب) محاسبات نسبت به WLS کمتر	دقت کم عدم قابلیت تشخیص داده بد
الگوریتم ترکیبی	محاسبات کم رفع تراکم ماتریس ها در تبدیل متعامد پایداری عددی مناسبی (احتمال ناهنجاری عددی کم)	دقت کم عدم قابلیت تشخیص داده بد
الگوریتم هماهنگی ناحیه ای	محاسبات عددی پایدار و سریع	دقت کم معادل سازی قبل از محاسبات

۴-۴. تخمین حالت چند ناحیه ای^۱

در سیستم های قدرت چند ناحیه ای، سنکرون سازی شبکه توسط چندین مرکز مستقل مدیریت می شود. صرف نظر از ساختار سازمانی این مراکز، همه در مسئولیت کنترل سنکرونیسم شبکه شریک هستند. در این خصوص کارهای زیادی مرتبط با الگوریتم تخمین حالت گسترده/مرتبه ای^۲ انجام شده است [۶۴].

در تخمین حالت ناحیه ای، اندازه گیرهای مرزی و اندازه گیرهای کلیدی از ناحیه همسایه با حالات تخمین زده شده ناحیه ای (به صورت شبه اندازه گیری) به عنوان مجموعه اندازه گیری مرحله دوم ترکیب شده و تخمین حالت دوباره اجرا می گردد [۶۵]. در همین مرجع، الگوریتمی برای تخمین حالت استاتیکی گسترده با بکارگیری PMU جهت افزایش سرعت محاسبات و دقت عددی ارائه شده است. در واقع در تخمین حالت گسترده شبکه قدرت به چندین زیرسیستم تجزیه می شود که در هر کدام تخمین حالت به صورت جداگانه اجرا می شود و مکرراً از طریق بروزرسانی اطلاعات مرزی نواحی، هماهنگ می گردند [۶۶-۶۸].

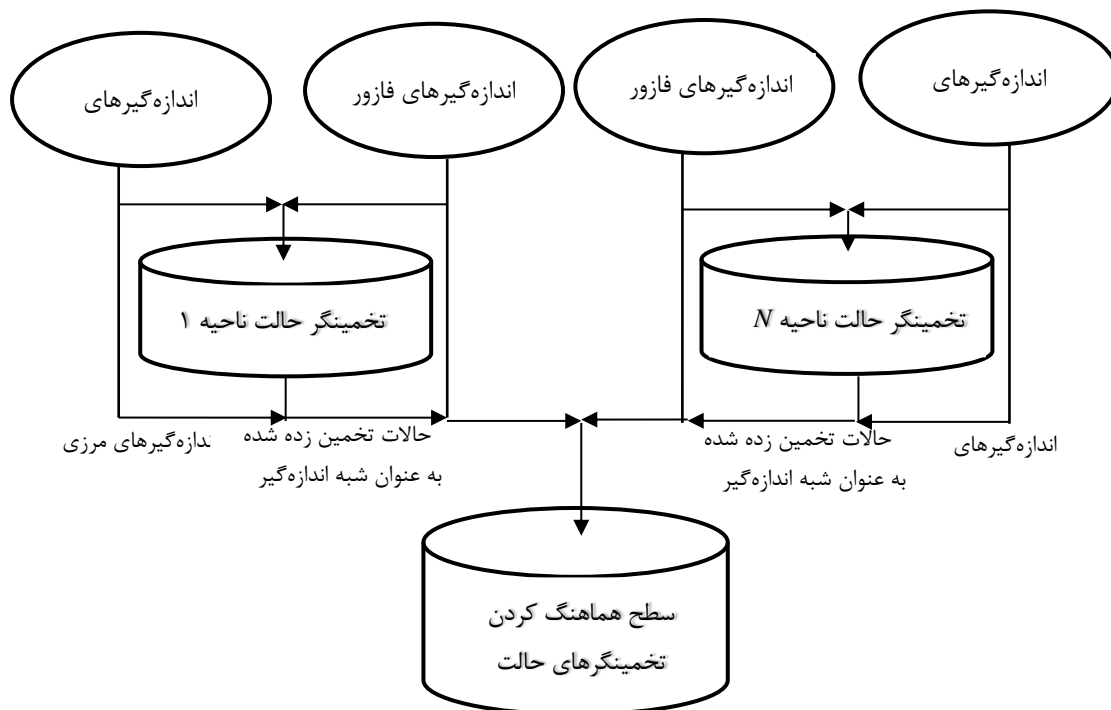
۴-۵. تخمین حالت استاتیکی مقاوم

اگر حالات تخمین زده شده یک سیستم به انحراف بزرگ تعداد محدودی از اندازه گیرهای مازاد غیرحساس بماند، تخمینگر آن را مقاوم^۳ می نامند. البته بسیاری از خطاها به علت عیب یا نویز در مخابره داده های اندازه گیری رخ می دهد که انتظار می رود تخمینگر مقاوم با وجود انواع انحرافات در داده های اندازه گیرها باز هم درست عمل نماید. متأسفانه، مقاوم بودن مقارن با محاسبات پیچیده و سنگین می باشد.

^۱ Multi Area

^۲ Distributed/Hierarchical

^۳ Robust



شکل ۴-۴. روند تخمین حالت گسترده/مرتبه ای [۵۷]

۴-۵-۱ -M تخمینگرهای حالت

روش M-تخمینگر^۱ ابتداً توسط هابر^۲ [۶۹] جهت اجرای تخمین حالت مقاوم مطرح شد و گسترش یافت. به طور کلی M-تخمینگر یک تخمینگر بیشترین شباهت^۳ است. این روش تابع هدفی که مانده اندازه‌گیریها ($\rho(r)$) با قید معادلات اندازه‌گیریها می باشد را حداقل می سازد:

$$\text{Minimize} \quad \sum_{i=1}^m \rho(r_i) \quad (۳۴-۴)$$

$$\text{subject to } Z = h(X) + r \quad (۳۵-۴)$$

^۱ M-Estimator

^۲ Huber

^۳ Maximum Likelihood

که $\rho(r_i)$ تابع انتخابی برای مانده اندازه‌گیری r_i ، Z بردار اندازه‌گیریها، X بردار حالت، $h(X)$ تابع اندازه‌گیری‌ها می‌باشد.

تاثیر داده بد روی تخمین حالت و روش‌های حذف آن ابتداً توسط مریل^۱ و اسچپ^۲ بررسی و توضیح داده شده است [۷۰]. آنها پیشنهاد دادند که با تغییراتی در الگوریتم تخمین، در طول روند تکرار تخمین، اندازه‌گیری‌های بد حذف می‌گردند. این روش چندین M-تخمینگر را ایجاد کرد که بعضی از آنها را توضیح خواهیم داد.

این تخمینگرها اساساً برای کشف خودکار اندازه‌گیری‌های با رشد سریع مانده و توقیف و حذف اثرشان بر تخمین حالت طراحی شده‌اند. بعداً مشخص گردید که ساختار معادلات اندازه‌گیریها، جایگاه اندازه‌گیریها و پارامترهای شبکه منجر به ایجاد نقاط تکیه‌گاهی^۳ که اثر سوء روی تخمین دارد، می‌شود [۷۱]. بنابراین تابع هدف بیشتر اصلاح شد تا اثر اندازه‌گیریها قطع نظر از جایگاه و نوعشان متعادل گردد. این تخمینگر مربوط به کلاس M-تخمینگرهای تعمیم یافته یا تخمینگرهای تاثیر محدود می‌باشد. در M-تخمینگرها، تابع $\rho(r)$ در معادله (۴-۳۵) باید حداقل خواص زیر را دارا باشد [۳]:

الف) $\rho(r) = 0$ برای $r = 0$.

ب) $\rho(r) \geq 0$ برای هر r .

ج) $\rho(r)$ در هر دو جهت $+r$ و $-r$ به طور یکنواخت افزایش یابد.

د) حول نقطه $r = 0$ متقارن باشد، یعنی $\rho(+r) = \rho(-r)$.

در ادامه لیستی از توابع گوناگون $\rho(r)$ که تاکنون برای تخمینگرها پیشنهاد شده‌اند، ارائه می‌گردد:

^۱ Merrill
^۲ Scheppe
^۳ Leverage Point

- درجه دو-ثابت^۱ (QC) [۳]:

$$\rho(r_i) = \begin{cases} r_i^2 / \sigma_i^2 & |r_i / \sigma_i| \leq a \\ a^2 / \sigma_i^2 & otherwise \end{cases} \quad (36-4)$$

- درجه دوم-خطی^۲ (QL) [۳]:

$$\rho(r_i) = \begin{cases} r_i^2 / \sigma_i^2 & |r_i / \sigma_i| \leq a \\ 2a \cdot \sigma_i |r_i| - a^2 \cdot \sigma_i^2 & otherwise \end{cases} \quad (37-4)$$

- ریشه دوم^۳ (SR) [۳]:

$$\rho(r_i) = \begin{cases} r_i^2 / \sigma_i^2 & |r_i / \sigma_i| \leq a \\ 4 \cdot a^{3/2} \sqrt{|r_i / \sigma_i|} - 3 \cdot a^2 & otherwise \end{cases} \quad (38-4)$$

- M-تعمیم یافته اسچیپ-هابر^۴ (SHGM) [۳]:

$$\rho(r_i) = \begin{cases} \frac{1}{2} r_i^2 / \sigma_i^2 & |r_i / \sigma_i| \leq a \cdot \omega_i \\ a \cdot \omega_i |r_i / \sigma_i| - \frac{1}{2} a^2 \cdot \omega_i^2 & otherwise \end{cases} \quad (39-4)$$

که ω_i فاکتور وزن دهی بهبود یافته در تکرارها، σ_i انحراف معیار اندازه گیر i ام و a پارامتر تنظیم می باشد که توسط کاربر تعیین می گردد و معمولاً بین بازه ۱ تا ۴ است.

۴-۵-۲- تخمینگر حداقل مقدار قدر مطلق^۵ (LAV)

در تخمین حالت به روش LAV تابع $\rho(r_i)$ به صورت زیر تعریف می گردد:

$$\rho(r_i) = |r_i| \quad (40-4)$$

^۱ Quadratic-Constant

^۲ Quadratic-Linear

^۳ Square Root

^۴ Schweppe-Huber Generalized-M

^۵ Least Absolute Value

یا به عبارت ساده تر، تابع هدف تخمینگر LAV، تعیین مقادیر حالات مجهول X می باشد به طوریکه مجموع قدرمطلق خطاها در رابطه زیر حداقل گردد [۳]:

$$J(X) = \sum_{i=1}^m |r_i| = \sum_{i=1}^m \text{row}_i |Z - h(X)| \quad (4-41)$$

در واقع تابع هزینه در این تخمین حداقل سازی نرم ۱ خطای بین مقادیر اندازه گیری شده و مقادیر اندازه گیری حاصل از جایگذاری حالت تخمین زده شده در معادله اصلی (مقادیر تخمین زده شده برای اندازه گیری ها)، می باشد. مسئله تخمین حالت LAV را می توان به صورت یک مسئله برنامه ریزی خطی^۱ (LP) فرموله نمود. پیاده سازی تخمین حالت LAV مبتنی بر LP در سیستم های قدرت ابتدا در مرجع [۷۲] و [۷۳] مورد بررسی قرار گرفته است. مرجع [۷۴] نیز به ترکیب LAV و WLS به طور همزمان پرداخته است تا از نقاط قوت آنها توامان بهره ببرد. در ادامه تخمین LAV برای بردار مجهولات در مدل رگرسیون خطی و خصوصیات تخمینگر LAV تشریح می شود. سپس چگونگی فرمول بندی مسئله تخمین حالت LAV در سیستم های قدرت و حل آن بوسیله دو روش معمول یعنی روش سیمپلکس^۲ و روش نقطه درونی^۳، توضیح داده خواهد شد.

۴-۵-۳- رگرسیون خطی

مدل رگرسیون خطی^۴ را به صورت زیر در نظر بگیرید [۳]:

$$Z_i = A_i^T X + e_i \quad (4-42)$$

که $\{Z_i, i=1, \dots, m\}$ مجموعه اندازه گیری ها است که به صورت خطی بوسیله بردار $\{A_i \in R^n, i=1, \dots, m\}$ با بردار مجهولات $X \in R^n$ رابطه دارد و اندازه گیری i ام شامل خطای تصادفی e_i می باشد.

^۱ Linear Programming
^۲ Simplex
^۳ Interior Point Method
^۴ Linear Regression

حال تخمین \hat{x} به روش حداقل مقدار قدر مطلق برای بردار مجهولات x به کمک حل مسئله بهینه سازی زیر امکان پذیر می باشد:

$$\text{Minimize } |c^T r| \quad (43-4)$$

$$\text{subject to } Z - AX = r \quad (44-4)$$

که A یک ماتریس $m \times n$ ، $c \in R^m$ یک بردار که همه المان های آن برابر ۱ و $r \in R^m$ بردار مانده اندازه گیری ها می باشد. بنابراین تابع هدف برابر با مجموع مقدار قدرمطلق مانده های اندازه گیری ها می باشد.

برای مسئله ساده تک بعدی، یعنی وقتی $n=1$ ، نتیجه تخمین گر LAV یک معیار میانه نمونه ها می باشد. به خاطر داشته باشید جهت یافتن معیار میانه نمونه های $\{Z_1, \dots, Z_m\}$ ، ابتدا اعضای آن را به صورت صعودی $\{Z'_1, \dots, Z'_m\}$ مرتب نموده سپس میانه \hat{Z} به صورت زیر بدست می آید [۳]:

$$\hat{Z} = \begin{cases} Z'_k & m: \text{ فرد} \\ \frac{(Z'_k + Z'_{k+1})}{2} & m: \text{ زوج} \end{cases} \quad (45-4)$$

که $k = \frac{m}{2} + 1$ می باشد.

تخمین LAV به عنوان یک مسئله LP - ۴-۵-۴

همانطور که گفته شد می توان نشان داد مسئله تخمین LAV را به صورت یک مسئله برنامه ریزی خطی (LP) فرموله نمود و به کمک یکی از روش های LP آن را حل نمود. در این قسمت ابتدا فرمول بندی مسئله تخمین LAV را در قالب LP استاندارد را توضیح داده سپس الگوریتم های دو روش مختلف مبتنی بر روش سیمپلکس و مبتنی بر روش نقطه درونی را ارائه خواهیم داد [۳].

در نظر بگیرید پارامتر ξ_i به صورت زیر تعریف گردد:

$$|r_i| \leq \xi_i \quad 1 \leq i \leq m \quad (46-4)$$

نامساوی بالا را می‌توان به کمک دو متغیر کمکی نامنفی ℓ_i و k_i به صورت زیر با دو تساوی بیان نمود:

$$r_i - \ell_i = -\xi_i \quad (47-4)$$

$$r_i + k_i = \xi_i \quad (48-4)$$

جهت ادامه کار چهار متغیر جدید نامنفی دیگر x_i^u ، x_i^v ، u_i و v_i به صورت زیر تعریف می‌شوند:

$$X_i = x_i^u - x_i^v \quad (49-4)$$

$$r_i = u_i - v_i \quad (50-4)$$

$$u_i = \frac{1}{2} \ell_i \quad (51-4)$$

$$v_i = \frac{1}{2} k_i \quad (52-4)$$

حالا معادله (42-4) را می‌توان به کمک این متغیرهای جدید به صورت زیر بازنویسی نمود:

$$Z_i = \left\{ \sum_{j=1}^n [A_{ij} x_j^u - A_{ij} x_j^v] \right\} + u_i - v_i \quad 1 \leq i \leq m \quad (53-4)$$

توجه داشته باشید که عبارت $|r_i|$ در تابع هدف معادله (43-4) می‌تواند با ξ_i جایگزین گردد. این عبارت خود نیز به کمک متغیرهای جدید به صورت:

$$\xi_i = u_i + v_i \quad (54-4)$$

بیان می‌گردد. لذا تخمین LAV برای X به کمک حل مسئله برنامه‌ریزی خطی زیر امکان پذیر می‌گردد:

$$\text{Minimize } \sum_{i=1}^m [u_i + v_i] \quad (55-4)$$

$$\text{subject to } \sum_{j=1}^n A_{ij} (x_j^u - x_j^v) = -u_i + v_i + z_i \quad 1 \leq i \leq m \quad (56-4)$$

$$x_j^u, x_j^v \geq 0, \quad 1 \leq j \leq n \quad (57-4)$$

$$u_i, v_i \geq 0, \quad 1 \leq i \leq m$$

(۵۸-۴)

در ادامه تئوری خاصیت درونیابی تخمینگر LAV بیان می گردد:

تئوری ۱- اگر رتبه ستون A برابر L ($L \leq n$) باشد، آنگاه یک تخمین LAV وجود دارد که حداقل L اندازه گیری را کاملاً برآورده می کند (با مانده های صفر) [۷۵].

این خاصیت، شناسایی و حذف داده بد در اندازه گیری ها را تسهیل می سازد.

۴-۵-۵- الگوریتم مبتنی بر روش سیمپلکس

چندین نمونه روش سیمپلکس شناخته شده جهت حل مسئله LP را می توان برای مسئله تخمین LAV بکار برد. هنگام بکارگیری روش سیمپلکس می توان با استفاده از ساختار ویژه مسئله تخمین LAV، کارآمدی محاسباتی را افزایش داد. این بهره گیری هم در زمان مقدار دهی اولیه و هم در مراحل بهینه سازی واقعی الگوریتم میسر می باشد.

با جایگذاری معادله ۴-۴۰ در معادله ۴-۳۴، مسئله تخمین LAV را می توان به صورت زیر بیان نمود:

$$\text{Minimize} \quad \sum_{i=1}^m |r_i| \quad (۵۹-۴)$$

$$\text{Subject to } Z_i = h_i(X) + r_i, \quad 1 \leq i \leq m \quad (۶۰-۴)$$

که Z_i ، i امین اندازه گیری، $h_i(X)$ رابطه غیرخطی بین بردار حالت X و اندازه گیری ها و r_i مانده ها را بیان می کنند.

فرض کنید یک جواب اولیه برای حالت X^0 بوده و تقریب مرتبه اول $h_i(X)$ حول X^0 استفاده شود، حال مسئله می تواند به صورت یک مجموعه مسئله برنامه ریزی خطی (LP) پی در پی تبدیل شود، هر یک تابع هدفی به صورت زیر را حداقل سازی می کنند:

$$J(X^k) = \sum_{i=1}^m (u_i^k + v_i^k) \quad (۶۱-۴)$$

که $u^k - v^k = Z - h(X^k) - H(X^k) \cdot \Delta X^k = \Delta Z^k - H(X^k) \cdot \Delta X^k$ بردار مانده اندازه‌گیریها در تکرار k ام تخمین حالت می باشد.

برای سهولت از ذکر بالانویس k صرف نظر می‌کنیم. مسئله بهینه سازی در تکرار k ام می تواند به صورت زیر بیان شود:

$$\text{Minimize} \quad \sum_{i=1}^m (u_i + v_i) \quad (۶۲-۴)$$

$$\text{Subject to: } H \cdot \Delta X_u - H \cdot \Delta X_v + u - v = \Delta Z \\ \Delta X_u, \Delta X_v, u, v \geq 0 \quad (۶۳-۴)$$

که $\Delta X = \Delta X_u - \Delta X_v$ می باشد.

همچنین می توان آن را فشرده به صورت مسئله LP استاندارد بازنویسی نمود:

$$\text{Minimize } c^T \cdot Y \quad (۶۴-۴)$$

$$\text{Subject to } A \cdot Y = b \\ Y \geq 0 \quad (۶۵-۴)$$

که:

$$c^T = [0_n, 0_n, 1_m, 1_m] \\ b = \Delta Z \\ Y^T = [\Delta X_u^T \quad \Delta X_v^T \quad u^T \quad v^T] \\ A = [H \quad -H \quad I_m \quad -I_m]$$

حالا می توان این مسئله LP را به کمک روش سیمپلکس حل نمود. تخمین حالت به وسیله حل

پی در پی این مسائل LP تا زمانی که $\|\Delta X\|$ از تفرانس انتخابی کمتر گردد، بدست می آید.

۴-۵-۶ الگوریتم نقطه درونی

یک روش جدید برای حل مسئله های LP توسط کارمکار^۱ در سال ۱۹۸۴ معرفی گردید [۷۶]. چندین نوع از الگوریتم اصلی کارمکار تا کنون بسط داده شده است. مجموعه این روش ها به عنوان روش های نقطه درونی برای برنامه ریزی خطی محسوب می گردند. وجه تمایز این روش ها در مقایسه با روش سیمپلکس مسیر رسیدن به جواب می باشد. در روش سیمپلکس نقاط نهایی ناحیه جواب از خارج آن ردیابی می گردد اما در روش های نقطه درونی برای ناحیه جواب مسیر درونی دنبال می شود. این روش ها با موفقیت برای حل مسئله تخمین حالت سیستم های قدرت به روش LAV بکار گرفته شده اند که جزئیات بیشتر در مراجع [۷۷-۷۹] یافت می شود. برای نمونه روش تابع مرز اولیه لگاریتمی^۲ [۷۷] را مورد بررسی قرار می دهیم.

مسئله تخمین LAV را به این صورت در نظر بگیرید:

$$\text{Minimize } J = \sum_{i=1}^m (u_i + v_i) \quad (۶۷-۴)$$

$$\text{Subject to } \begin{aligned} Z_i - h_i(X) - u_i + v_i &= 0 & 1 \leq i \leq m \\ u_i, v_i &\geq 0 & 1 \leq i \leq m \end{aligned} \quad (۶۸-۴)$$

روش مرز لگاریتمی را می توان جهت حذف قيود نامساوی روی متغیرهای کمکی بکار گرفت. این کار با افزودن تابع مرز لگاریتمی (که لگاریتم قيود مرزی مسئله به همراه ضریب تنظیم μ می باشند) به تابع هدف J اجرایی می شود:

$$J_a = \sum_{i=1}^m (u_i + v_i - \mu \ln u_i - \mu \ln v_i) \quad (۶۹-۴)$$

μ یک پارامتر مرزی مثبت است که به تدریج کاهش یافته تا هنگام رسیدن به حل بهینه به صفر می رسد.

در ابتدا تابع لاگرانژین \mathcal{L} به صورت زیر تشکیل داده می شود:

^۱ N. K. Karmakar
^۲ Primal Logarithmic Barrier Function

$$\mathcal{L} = \sum_{i=1}^m [u_i + v_i - \mu \ln u_i - \mu \ln v_i - \lambda_i (z_i - h_i(X) - u_i + v_i)] \quad (70-4)$$

با اعمال شرایط کوهن تاکر^۱ (KKT) برای حداقل یابی معادله (۷۰-۴) داریم:

$$\mathcal{L}_X = \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial X} = \sum_{i=1}^m \lambda_i \frac{\partial h_i(X)}{\partial X} = 0 \quad (71-4)$$

$$\mathcal{L}_{\lambda_i} = \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \lambda_i} = z_i - h_i(X) - u_i + v_i = 0 \quad (72-4)$$

$$\mathcal{L}_{u_i} = \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial u_i} = 1 - \mu(u_i)^{-1} + \lambda_i = 0 \quad (73-4)$$

$$\mathcal{L}_{v_i} = \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial v_i} = 1 - \mu(v_i)^{-1} - \lambda_i = 0 \quad (74-4)$$

با در نظر گرفتن یک نمو جزئی در v_i ، u_i ، λ_i به صورت زیر:

$$\lambda_i \approx \lambda_i^0 + \Delta \lambda_i \quad (75-4)$$

$$u_i \approx u_i^0 + \Delta u_i \quad (76-4)$$

$$v_i \approx v_i^0 + \Delta v_i \quad (77-4)$$

با صرف نظر از جملات درجه بالا بسط تیلور و با تقریب مرتبه اول داریم:

$$(u_i)^{-1} \approx (u_i^0)^{-1} - (u_i^0)^{-2} \Delta u_i \quad (78-4)$$

$$(v_i)^{-1} \approx (v_i^0)^{-1} - (v_i^0)^{-2} \Delta v_i \quad (79-4)$$

$$h(X) \approx h(X^0) + H \cdot \Delta X \quad (80-4)$$

که:

$$H = \frac{\partial h(X^0)}{\partial X^0}$$

$$h^T(X) = [h_1(X) \quad h_2(X) \quad \dots \quad h_m(X)]$$

$$X \approx X^0 + \Delta X$$

^۱ Karush-Kuhn-Tucker

معادله های (۷۱-۴) تا (۷۴-۴) را می توان به صورت زیر بیان نمود:

$$\mathcal{L}_x = H^T \lambda_i^0 + H^T \Delta \lambda = 0 \quad (۸۱-۴)$$

$$\mathcal{L}_\lambda = Z - h(X^0) - H \Delta X - u^0 + v^0 - \Delta u^0 + \Delta v^0 = 0 \quad (۸۲-۴)$$

$$\mathcal{L}_{u_i} = 1 - \mu(u_i^0)^{-1} + \mu(u_i^0)^{-2} \Delta u_i + \lambda_i^0 + \Delta \lambda_i = 0 \quad (۸۳-۴)$$

$$\mathcal{L}_{v_i} = 1 - \mu(v_i^0)^{-1} + \mu(v_i^0)^{-2} \Delta v_i + \lambda_i^0 + \Delta \lambda_i = 0 \quad (۸۴-۴)$$

که $\lambda^T = [\lambda_1 \lambda_2 \dots \lambda_m]$ می باشد.

برای یافتن Δu_i و Δv_i از معادله های (۸۳-۴) و (۸۴-۴) داریم:

$$\begin{aligned} \Delta u_i &= -\mu^{-1}(u_i^0)^2 \{1 - \mu(u_i^0)^{-1} + \lambda_i^0\} - \mu^{-1}(u_i^0)^2 \Delta \lambda_i \\ &= \alpha_i^0 - \mu^{-1}(u_i^0)^2 \Delta \lambda_i \end{aligned} \quad (۸۵-۴)$$

$$\begin{aligned} \Delta v_i &= -\mu^{-1}(v_i^0)^2 \{1 - \mu(v_i^0)^{-1} - \lambda_i^0\} - \mu^{-1}(v_i^0)^2 \Delta \lambda_i \\ &= \beta_i^0 - \mu^{-1}(v_i^0)^2 \Delta \lambda_i \end{aligned} \quad (۸۶-۴)$$

و با جایگذاری این دو معادله در معادله (۸۲-۴) خواهیم داشت:

$$\mathcal{L}_\lambda = z - h(X^0) - H \Delta X - u^0 + v^0 - \alpha_i^0 + \beta_i^0 + \mu^{-1} [Q^0] \Delta \lambda = 0$$

$$\Rightarrow -\mu^{-1} [Q^0] \Delta \lambda + H \Delta X = \gamma^0 \quad (۸۷-۴)$$

که:

$$[Q^0] = \text{diag} \{ (u_i^0)^2 + (v_i^0)^2 \}$$

$$\gamma^0 = Z - h(X^0) - u^0 + v^0 - \alpha_i^0 + \beta_i^0$$

بنابراین معادلات (۸۱-۴) تا (۸۴-۴) را می توان به صورت فشرده ماتریسی زیر نوشت:

$$\begin{bmatrix} -\mu^{-1} [Q^0] & H \\ H^T & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \lambda \\ \Delta X \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \gamma^0 \\ -H^T \lambda^0 \end{bmatrix} \quad (۸۸-۴)$$

معادله (۸۸-۴) را نیز با حذف $\Delta \lambda$ می توان به این صورت کاهش داد:

$$H^T D^{-1} H \Delta X = H^T \lambda^0 - H^T D^{-1} \gamma^0 \quad (۸۹-۴)$$

که $D = -\mu^{-1}[Q^0]$ می باشد.

با حل مکرر معادله (۸۸-۴) با کاهش مقدار μ در هر مرحله، ما را به حل بهینه می‌رساند. به هر حال اجرای موفق این روش نیازمند انتخاب دقیق و بروزرسانی پارامتر مرزی μ می‌باشد.

۴-۶. الگوریتم پیشنهادی تخمین حالت استاتیکی مقاوم

در این قسمت با بکارگیری روش های ریاضیاتی پیشرفته، الگوریتمی ارائه خواهد شد که علاوه بر دقت بالا، در مقابل داده‌های بد و انحرافات الگوپذیر و الگوناپذیر موجود در مجموعه اطلاعات دریافتی از اندازه‌گیرها، که می‌تواند ناشی از عوامل مختلفی باشد، مقاوم نیز باشد. در این روش ابتدا معیار LAV برای اطلاعات آلوده به داده بد با استفاده از روش^۱ IPSO حداقل می‌شود. سپس مقادیر حالات تخمین زده شده به عنوان نقطه‌ای که معادلات شبکه حول آن خطی سازی می‌شوند انتخاب می‌گردند. در واقع با این کار تاثیر اطلاعات را در مقادیر المان‌های ماتریس ژاکوبین اعمال نموده‌ایم. سپس به کمک نگاشت انقباض^۲ مجموعه اندازه‌گیرهای قابل اعتماد بوجود می‌آید. در مرحله بعد با انتخاب یک محدوده مجاز انحراف و مبنا قرار دادن مجموعه اندازه‌گیرهای قابل اعتماد تمامی اطلاعات دریافتی از اندازه‌گیرها را فیلتر می‌کنیم. در نهایت به کمک روند تکرار WLS، تخمین حالت دقیق بر روی اطلاعات فیلتر شده، انجام خواهد شد.

۴-۶-۱- نگاشت انقباض

دو المان A و B از فضای باناخ n -بعدی را در نظر بگیرید، فاصله بین A و B به صورت زیر تعریف

می‌شود [۸۰]:

^۱ Improved Particle Swarm Optimization
^۲ Contraction Map

$$d(A, B) = \sum_{j=1}^n |A_j - B_j| = \|A - B\| \quad (90-4)$$

تابع فاصله را می‌توان به عنوان یک نرم ۱ برای بردار $A - B$ نیز در نظر گرفت.

بر اساس تعریف یاد شده، حالا می‌توانیم نگاشت انقباض برای یک فضای باناخ، بر اساس نرم فاصله را به این صورت معرفی نماییم:

در نظر بگیرید X زیر مجموعه از فضای نرم شده S بوده و T یک نگاشت تبدیل از S به S باشد. آنگاه T نگاشت انقباض نامیده می‌شود اگر یک α ، $0 \leq \alpha < 1$ وجود داشته باشد که $[80]$:

$$\forall X, Y \in S, \exists \alpha : \|T(X) - T(Y)\| \leq \alpha \|X - Y\| \quad (91-4)$$

بنابراین، یک نگاشت انقباض هر دو المان در فضای S را نزدیکتر به هم نگاشت می‌کند.

در نظر بگیرید X و Y دو زیر مجموعه از فضای نرم شده S باشند، شرط تبدیل H به نگاشت انقباض را می‌توان به صورت زیر نوشت $[80, 81]$:

$$\begin{aligned} d(HX, HY) &= \|(HX, HY)\| = \sum_{i=1}^m \left| \sum_{j=1}^n H_{ij}(x_j - y_j) \right| \\ &\leq \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n |H_{ij}| |x_j - y_j| \\ &\leq \max_i \sum_{j=1}^n |H_{ij}| d(X, Y) \end{aligned} \quad (92-4)$$

بنابر شرط بدست آمده در فرمول‌های بالا و مقایسه با تئوری نگاشت انقباض، داریم:

$$\alpha_i = \sum_{j=1}^n |h_{ij}| \leq \alpha < 1 \quad (93-4)$$

علاوه بر این، می‌توان نشان داد که چنانچه H یک نگاشت انقباض باشد مجموعه‌ای که کوچکترین α در H را دارد، منجر به جواب بهینه تخمین LAV می‌گردد $[81]$.

در واقع مجموعه اندازه‌گیرهای قابل اعتماد، مقادیر $h(X)$ به ازای X های بدست آمده از تخمین LAV بر اساس اصل یاد شده می‌باشد.

۴-۶-۲- یافتن نقطه شروع مناسب

یک سیستم قدرت که دارای m اندازه گیر و n باس می باشد را در نظر بگیرید. این سیستم دارای $2n - 1$ حالت بوده و همانطور که قبلاً نیز گفته شد، رابطه بین مقادیر اندازه گیری و حالات سیستم را می توان به صورت رابطه کلی زیر نوشت:

$$Z = h(X) + e \quad (۹۴-۴)$$

که Z بردار اندازه گیری ها با بعد $m \times 1$ و X بردار حالات با بعد $2n - 1 \times 1$ شامل اندازه و زاویه ولتاژ باس ها به جز باس مرجع می باشند.

پس از خطی سازی رابطه (۹۴-۴) را می توان به صورت زیر نوشت:

$$\Delta Z = H \Delta X + e \quad (۹۵-۴)$$

که H ماتریس ژاکوبین h می باشد $(\frac{\partial h}{\partial X})$.

جهت رفع مشکل تنگی ماتریس H و مشکلات محاسبات عددی ناشی از آن، ماتریس H به کمک تجزیه مقادیر تکین^۱ (SVD) به صورت زیر تجزیه می شود:

$$H = U S V^T \quad (۹۶-۴)$$

بنابراین به کمک رابطه فوق، معادله (۹۵-۴) را می توان به صورت زیر بازنویسی نمود:

$$\Delta Z = U S V^T \Delta X + e \quad (۹۷-۴)$$

با اعمال فاکتورگیری SVD بر ماتریس ژاکوبین H ، ماتریس D (که یک ماتریس غیر تنگ $m \times 2n - 1$ است) را به صورت ضرب ماتریس یکتا U و ماتریس مقادیر تکین S تشکیل می دهیم. بنابراین، ماتریس غیر تنگ D شامل همه مقادیر تکین و بردارهای تکین راست H می باشد:

$$D = U S \quad (۹۸-۴)$$

^۱ Singular Value Decomposition

حال به کمک رابطه بالا، معادله (۹۷-۴) به صورت زیر بیان می‌گردد:

$$\Delta Z = H \Delta X + e = DV^T \Delta X + e \quad (۹۹-۴)$$

با توجه به رابطه ماتریس H و ماتریس D ، معیار نگاشت انقباض (معادله (۹۳-۴)) را می‌توان بر روی ماتریس D برای انتخاب معادله‌های مطلوب اعمال نمود. در این روش $2n-1$ معادله‌ای که دارای کوچکترین α_j ها می‌باشند، انتخاب می‌گردند.

با معادل صفر قرار دادن خطا اندازه‌گیری $2n-1$ معادله انتخاب شده از نگاشت انقباض، حالات به وسیله رابطه زیر تخمین زده می‌شوند:

$$\Delta X = (D_{selected} V^T)^{-1} \Delta Z_{selected} \quad (۱۰۰-۴)$$

در معادله بالا $D_{selected}$ یک ماتریس با رتبه $2n-1$ مربوط به N معادله انتخاب شده ($N \geq 2n-1$) و $\Delta Z_{selected}$ بردار سطری $N \times 1$ اندازه‌گیرهای متناظرشان، می‌باشند.

نکته اساسی اینجاست که مقادیر المان‌های H و D و نتیجتاً α وابسته به محل محاسبه ژاکوبین یا به عبارتی وابسته به مقادیر حالتی است که حول آن خطی سازی انجام می‌شود. لذا نمی‌توان به حدس اولیه اکتفا نمود و مقادیر α را برای $H = \frac{\partial h}{\partial X} \Big|_{x_0}$ محاسبه نمود و باید نقطه‌ای مناسب که معیار LAV نیز در آن اعمال شده باشد، تعیین نمود. ما در این مطالعه برای این منظور از الگوریتم بهبود یافته PSO جهت حداقل سازی رابطه (۴-۴۱) و در نتیجه بدست آوردن نقطه مناسب جهت محاسبه H ، D و α بهره می‌بریم.

۳-۶-۴ الگوریتم بهبود یافته بهینه سازی اجتماع ذرات^۱ (IPSO)

الگوریتم PSO یک الگوریتم ترکیبی فرا ابتکاری جدید است که جهت بهینه سازی های پیچیده مناسب می‌باشد. از ویژگی‌های اساسی آن تطبیق پذیری، کیفیت و پایداری می‌باشد. این موضوع ریشه

^۱ Improved Particle Swarm Optimazation

در محاسبات تکاملی و زندگی مصنوعی دسته پرندگان دارد. در مقایسه با الگوریتم ژنتیک (GA)، PSO زمان کمتری برای هر یک از ارزیابی ها می گیرد زیرا بسیاری از اپراتورهای GA مانند جهش، متقاطع کردن و عملگر انتخاب مورد استفاده قرار نمی گیرد [۸۲].

الگوریتم PSO با مقدار دهی اولیه تصادفی از گروهی از ذرات در فضای جستجو شروع می شود و بر اساس رفتار تجمع ذرات کار می کند. در نهایت، بهترین راه حل سراسری را به سادگی با تنظیم خط سیر هر ذره به سمت بهترین مکان پیدا می کند و به سمت بهترین تجمع ذرات در هر مرحله زمان (نسل) می رود. خط سیر هر ذره در فضای جستجو توسط تغییر پویای موقعیت و سرعت هر ذره، با توجه به تجربه پرواز خود و تجربه پرواز ذرات دیگر در فضای جستجو تعیین می شود. موقعیت و سرعت هر ذره در هر تکرار با توجه به معادلات زیر به روز رسانی می شود:

$$v_i^d = \omega v_i^d + c_1 r_1 (x_{pbest_i}^d - x_i^d) + c_2 r_2 (x_{gbest}^d - x_i^d) \quad (101-4)$$

$$x_i^d = x_i^d + v_i^d \quad (102-4)$$

که v_i^d و v_i^d ، x_i^d ، x_i^d به ترتیب موقعیت فعلی و قبلی، سرعت فعلی و قبلی در تکرار d ام ذره i ام می باشند. $x_{pbest_i}^d$ بهترین موقعیت یافت شده توسط ذره i ام و x_{gbest} بهترین موقعیت یافت شده توسط تمام ذرات تا آن تکرار می باشند. $\omega \in (0,1)$ وزن اینرسی بوده و میزان تاثیر سرعت مرحله قبل را تعیین می کند. c_1 و c_2 مقادیر مثبتی هستند که ضرایب شتاب نام دارند. r_1 و r_2 دو عدد تصادفی در محدوده صفر تا یک هستند.

در روش بهبود یافته اصلاحاتی اعمال می شود که مانع از به دام افتادن الگوریتم در بهینه محلی شده و افزایش سرعت همگرایی را در پی دارد. برای این کار پارامترهای الگوریتم بر اساس شایستگی سراسری به صورت دینامیکی به کمک روابط زیر تنظیم می شوند:

$$c_i = 1 + \frac{1}{1 + \exp(-\beta \times J(G_i))^\alpha} \quad i = 1,2 \quad (103-4)$$

$$\omega = \frac{1}{1 + \exp(-\beta \times J(G_i))^\alpha} \quad (104-4)$$

که $J(G_t)$ میزان شایستگی (مقدار رابطه (۴-۴۱)) بهینه سراسری تا t امین تکرار می‌باشد.

لازم است که قبل از شروع بهینه سازی، پارامترهای α و β در بازه (۱ و ۲) تعریف شوند. بر اساس [۸۲] مقدار β را برابر معکوس مقدار شایستگی بهینه سراسری در اولین تکرار ($\beta = 1/J(G_1)$) پیشنهاد می‌شود. با این فرضیات، پارامترهای ω ، c_1 و c_2 در بازه های $0.5 \leq \omega < 1$ ، $1.5 \leq c_1 < 2$ و $1.5 \leq c_2 < 2$ قرار می‌گیرند. الگوریتم IPSO با سرعت بسیار بالاتری نسبت به PSO رایج، با دقت بیشتری نیز نقطه بهینه کلی را می‌یابد [۸۲].

۴-۶-۴- فیلتر نمودن مجموعه اندازه‌گیری‌ها و تخمین دقیق حالات شبکه

پس از تعیین ΔX به کمک رابطه (۴-۱۰۰)، می‌توان مقادیر تخمین‌زده شده اندازه‌گیری‌ها یا همان مجموعه اندازه‌گیری‌های قابل اعتماد را به صورت زیر محاسبه نمود:

$$\tilde{Z} = h(\tilde{X}) \quad (۴-۱۰۵)$$

که $\tilde{X} = X_0^{IPSO} + \Delta X$ و X_0^{IPSC} مقادیر حالات شبکه، بدست آمده از حداقل سازی رابطه (۴-۴۱) به کمک الگوریتم IPSO می‌باشد.

مجموعه اندازه‌گیری تخمین زده شده \tilde{Z} (یا همان مجموعه اندازه‌گیری‌های قابل اعتماد) را می‌توان به عنوان معیار فیلتر نمودن مجموعه اندازه‌گیری‌ها در نظر گرفت. با توجه به اینکه تابع چگالی احتمال دقت اندازه‌گیرها دارای توزیع نرمال می‌باشد، فاصله مجاز اختلاف هر اندازه‌گیر با معیار \tilde{Z} را برابر دامنه این توزیع یعنی سه برابر انحراف معیار استاندارد آن در نظر گرفته می‌شود.

حال می‌توان تخمینگر دقیق WLS را بر روی مجموعه اندازه‌گیری‌های فیلتر شده $Z_{filtered}$ به کمک روابط تکرار زیر، اجرا نمود و مقادیر قابل اعتماد و دقیق حالات شبکه را محاسبه نمود:

$$\Delta \hat{X}^{(l)} = G^{-1}(\hat{X}^{(l)}) H_{filtered}^T(\hat{X}^{(l)}) R^{-1} [Z_{filtered} - h(\hat{X}^{(l)})] \quad (۴-۱۰۶)$$

$$\hat{X}^{(l+1)} = \hat{X}^{(l)} + \Delta \hat{X}^{(l)} \quad (۴-۱۰۷)$$

$$G_{filtered} = H_{filtered}^T (\hat{X}^{(l)}) R^{-1} H_{filtered} (\hat{X}^{(l)}) \quad (108-4)$$

که:

$Z_{filtered}$ مجموعه اندازه‌گیری‌های هست که در فاصله مجاز از $Z_{selected}$ قرار دارند، G ماتریس بهره می‌باشد، $H_{filtered}$ ماتریس ژاکوبین معادلات اندازه‌گیری و $\hat{x}^{(l)}$ بردار حالت تخمین زده شده در تکرار l ام و $R = diag\{\sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_m^2\}$.

۴-۶-۵ - مراحل پیاده‌سازی الگوریتم پیشنهادی

براساس آنچه گفته شد، عملیات تخمین به روش پیشنهادی را می‌توان به صورت الگوریتم زیر به طور خلاصه و پشت سرهم بیان نمود:

۱. تعیین معادلات اندازه‌گیری سیستم بر حسب متغیرهای حالت $(h(X))$.
۲. دریافت پارامترها و اطلاعات ساختار شبکه قدرت و مقادیر تمام اندازه‌گیری‌های در دسترس که شامل اندازه‌گیری‌های مازاد نیز می‌باشد.
۳. تعیین مقادیر اولیه برای متغیرهای حالت. (به عنوان یک شروع ساده و مناسب می‌توان همه زوایه ولتاژها را برابر صفر و اندازه‌های آنها را برابر یک در نظر گرفت).
۴. تعیین بردار حالت X_0^{IPSO} توسط حداقل سازی معیار LAV (رابطه (۴-۴۱)) به کمک روش

IPSO.

۵. محاسبه ماتریس ژاکوبین H را برای تمام اندازه‌گیری‌ها در نقطه X_0^{IPSO} .
۶. اعمال فاکتورگیری SVD برای ماتریس ژاکوبین H جهت یافتن ماتریس‌های U ، S و V .
۷. محاسبه و نرمالیزه نمودن ماتریس $D = U S U^T$.

۸. محاسبه ضرایب انقباض، $\alpha_i = \sum_{j=1}^n |d_{ij}|$ ، برای المان‌های هر سطر D .

۹. برآورده نمودن شرط نگاشت انقباض (رابطه (۴-۹۳)).

۱۰. مقایسه α_i مربوط به ستون‌های مختلف ماتریس D . انتخاب n معادله مربوط به کمترین α_i

که ستون‌های آن ماتریس $B_{selected}$ با مرتبه کامل را ایجاد نمایند

۱۱. محاسبه ΔX به کمک رابطه (۴-۱۰۰).

۱۲. به روز کردن مقدار $\tilde{X} = X_0^{IPSO} + \Delta X$.

۱۳. تعیین مقادیر اندازه‌گیری‌های قابل اعتماد با استفاده از رابطه (۴-۱۰۵).

۱۴. حذف اندازه‌گیری‌هایی که در فاصله مجاز از اندازه‌گیری‌های قابل اعتماد نیستند (تا مجموعه

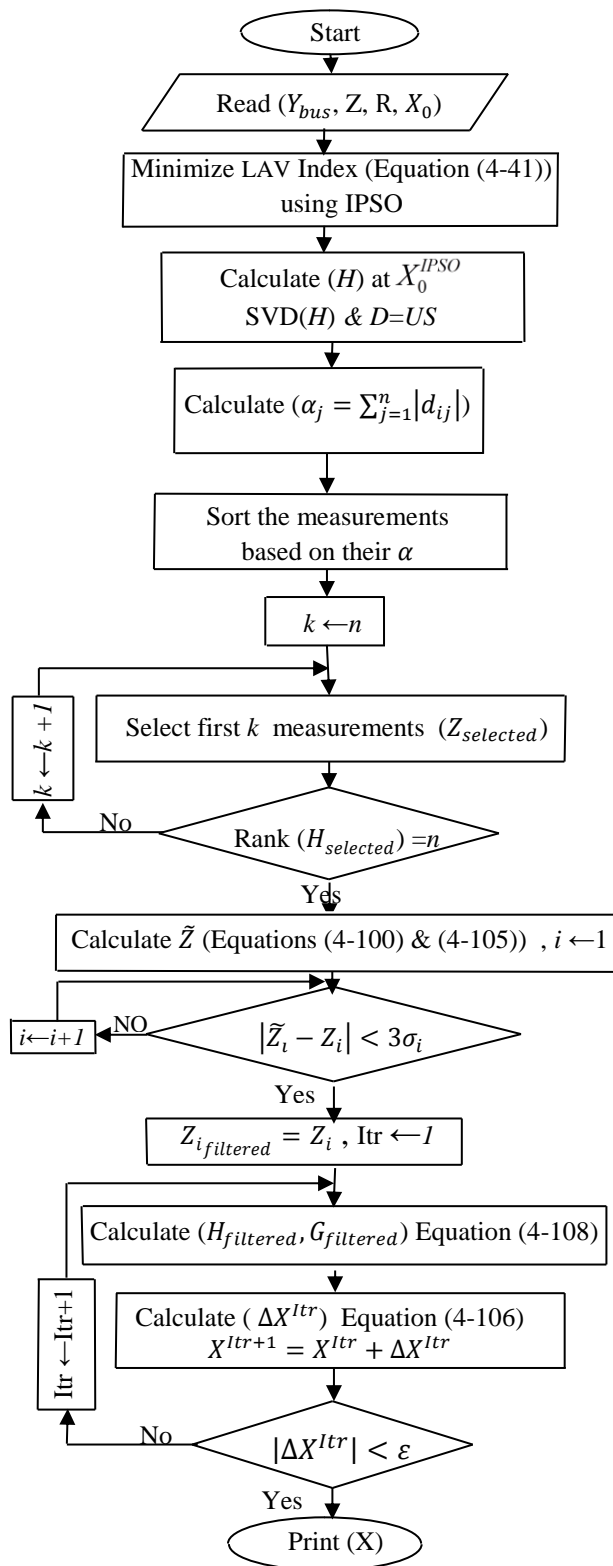
اندازه‌گیری‌های فیلتر شده بدست آید).

۱۵. محاسبه مقدار $\Delta \hat{X}$ به کمک روابط (۴-۱۰۶) و (۴-۱۰۸).

۱۶. به روز کردن \hat{X} به کمک معادله (۴-۱۰۷).

۱۷. پایان محاسبات در صورت رسیدن به دقت یا تعداد تکرار مورد نیاز در غیر اینصورت رفتن به

گام ۱۵.



شکل ۴-۵. فلوجارت الگوریتم پیشنهادی جهت تخمین حالت استاتیکی سیستم قدرت

۴-۷. معیارهای ارزیابی نتایج تخمینگرها

۴-۷-۱- معیار حد از کارافتادگی^۱

اگر یک یا چند اندازه‌گیری با داده بد جایگزین گردد، مجموعه تعریف شده Z' بوجود می‌آید و تخمین جدید \hat{x}'_i تحت تاثیر قرار می‌گیرد. حداکثر نرم انحراف ایجاد شده در نتایج تخمین ناشی از این تعریفات به صورت زیر بیان می‌گردد:

$$b^{m_b} = \max_i |\hat{x}_i - \hat{x}'_i| \quad i = 1, \dots, n \quad (109-4)$$

که \hat{x}_i حالت تخمین زده شده بر اساس مجموعه اندازه‌گیری Z و \hat{x}'_i حالت تخمین زده شده بعد از جایگزینی m_b اندازه‌گیری سالم با داده بد بزرگ می‌باشند. تعداد داده بد m_b تا زمانی که b^{m_b} محدود می‌باشد افزایش داده می‌شود. بزرگترین نسبت $\xi = \frac{m_b}{m}$ برای حالتی که b^{m_b} همچنان محدود بماند، حد از کار افتادگی آن تخمینگر نامیده می‌شود [۳].

۴-۷-۲- معیار حداکثر خطای تخمین نرمالایز شده

این معیار نشان دهنده حداکثر خطای یک تخمینگر و همچنین می‌تواند معیاری برای سنجش حساسیت یک تخمینگر به داده بد باشد:

$$\text{Maximum of Estimation Error} = \max\{\hat{X} - X^{real}\} \quad (110-4)$$

که X^{real} بردار مقادیر واقعی حالات و \hat{X} بردار مقادیر تخمین زده شده حالات می‌باشند.

۴-۷-۳- معیار انتگرال مربع خطای^۲

معیار انتگرال مربع خطای تخمین که شاخص مناسبی برای سرعت رصد کردن و دقت تخمین می‌باشد، و صرفاً برای ارزیابی تخمینگر زمانی که مقادیر واقعی مشخص باشند، کاربرد دارد. این معیار به صورت زیر تعریف می‌گردد:

^۱ Breakdown point

^۲ Integrated Squared Error

$$ISE = \int (\hat{X}(t) - X(t))^2 dt \quad (111-4)$$

که $\hat{X}(t)$ بردار حالت تخمین زده شده و $X(t)$ مقادیر واقعی بردار حالت در زمان t می باشند.

۴-۸. پیاده سازی روش پیشنهادی بر روی سیستم ۱۴ باسه IEEE

جهت پیاده سازی الگوریتم پیشنهادی در این تحقیق، سیستم ۱۴ باسه IEEE که در شکل ۴-۶ نشان داده شده و پارامترهای خطوط و مقادیر اندازه‌گیرهای آن به ترتیب در جدول ۴-۶ و ۴-۷ ارائه شده، انتخاب می‌گردد. باس مرجع را باس ۱ در نظر می‌گیریم. البته در سیستم‌های بزرگتر با توجه به تاثیر انتخاب مناسب باس مرجع بر دقت تخمین، پیشنهاد می‌گردد از الگوریتمی که در مرجع [۸۵] ارائه شده استفاده شود. در این سیستم تعداد ۵۶ اندازه‌گیر که شامل اندازه‌گیرهای توان اکتیو و راکتیو تزریقی، اندازه‌گیرهای توان اکتیو و راکتیو جاری در خطوط و اندازه‌گیر اندازه ولتاژ باس‌ها می‌باشند، تعبیه شده است. جهت بررسی میزان مقاوم بودن این الگوریتم هر بار یک اندازه‌گیر را به طور تصادفی با یک خطا آلوده نموده و تخمین حالت را انجام می‌دهیم.

جهت مقایسه میزان کارآمدی روش پیشنهادی، روش‌های تخمین استاتیکی معتبر دیگر از قبیل روش WLS، روش LAV، روش RWLS [۸۴] و روش حداقل مربعات وزندار خطا مجهز به فیلتر تشخیص داده بد (FWLS) [۸۵] نیز برای تخمین حالت سیستم مورد مطالعه، استفاده خواهند شد. جدول ۴-۸ نتایج تخمین حالت به کمک روش‌های یاد شده و روش پیشنهادی به ازای تعداد خطاهای متفاوت را نشان می‌دهد. در این شبیه‌سازی case 1 مربوط به وضعیتی است که اطلاعات اندازه‌گیری سالم و عاری از داده بد می‌باشد، case 2 مربوط به وضعیتی است که ۸ تا از اندازه‌گیری‌ها تحریف شده‌اند.

جدول ۴-۹ مقادیر حد از کارافتادگی را برای روش‌های تخمین مختلف نشان می‌دهد. از طرفی چون شبیه‌سازی انجام شده صرفاً جهت ارزیابی بوده و مقادیر واقعی حالات سیستم مشخص می‌باشند، معیار حداکثر خطای تخمین نرمالایز شده نیز معیار ارزیابی مناسبی جهت انتخاب روش

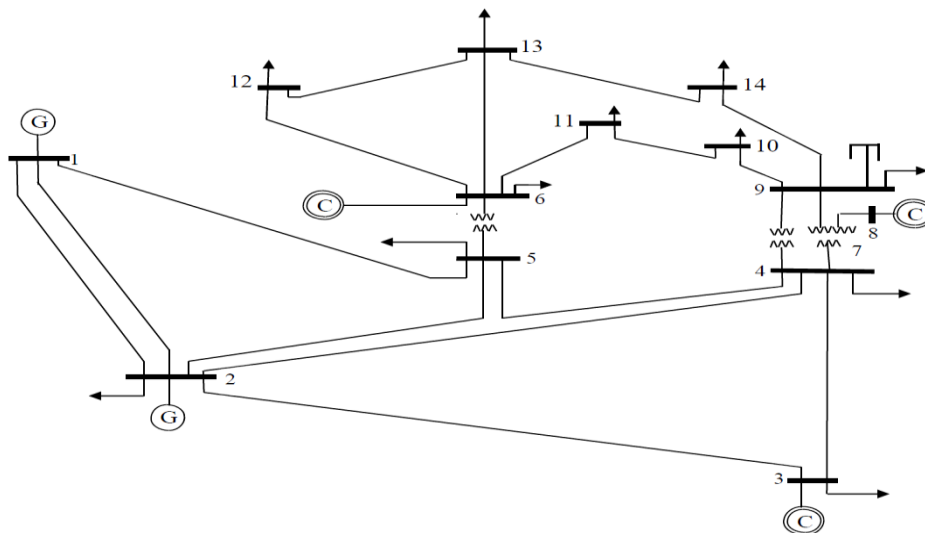
تخمین حالت برتر می‌باشد. شکل ۴-۷ نمودار تغییر معیار ذکر شده را به ازای تعداد داده بد موجود در مجموعه اندازه‌گیری‌ها برای دامنه‌های مختلف انحراف نشان می‌دهند. همانطور که در این شکل مشخص است معیار مذکور برای روش پیشنهادی بهترین وضعیت را دارد یا به عبارت دیگر الگوریتم تخمین پیشنهادی به ازای تعداد داده بد بیشتر و دامنه‌های بزرگتر انحرافات، تخمین قابل قبولی را ارائه می‌دهد.

جدول ۴-۶. مقادیر پارامترهای سیستم ۱۴ باسه IEEE

No. Line	From. Bus	To. Bus	R	X	y_m
1	1	2	0.0194	0.0592	0.0528
2	1	5	0.0540	0.2230	0.0492
3	2	3	0.0470	0.1980	0.0438
4	2	4	0.0581	0.1763	0.0340
5	2	5	0.0570	0.1739	0.0346
6	3	4	0.0670	0.1710	0.0128
7	4	5	0.0134	0.0421	0
8	4	7	0	0.2091	0
9	4	9	0	0.5562	0
10	5	6	0	0.2520	0
11	6	11	0.0950	0.1989	0
12	6	12	0.1229	0.2558	0
13	6	13	0.0662	0.1303	0
14	7	8	0	0.1762	0
15	7	9	0	0.1100	0
16	9	10	0.0318	0.0845	0
17	9	14	0.1271	0.2704	0
18	10	11	0.0820	0.1921	0
19	12	13	0.2209	0.1999	0
20	13	14	0.1709	0.3480	0

جدول ۷-۴. مقادیر اندازه گیرهای موجود در شبکه مورد مطالعه

$P_{Injection}$:	P_2	P_4	P_5	P_8	P_9	P_{10}	P_{11}	P_{12}	P_{13}	P_{14}
	0.1502	-0.478	-0.076	0.0850	-0.295	-0.0900	-0.0350	-0.061	-0.1350	-0.1490
P_{Flow} :	$P_{1,5}$	$P_{2,3}$	$P_{4,3}$	$P_{4,5}$	$P_{5,6}$	$P_{6,11}$	$P_{9,4}$	$P_{9,10}$	$P_{12,13}$	$P_{13,14}$
	0.6466	0.556	0.113	-0.492	0.4206	0.0609	-0.1484	0.0649	0.0148	0.0488
	$P_{6,12}$	$P_{7,8}$	$P_{3,2}$	$P_{6,5}$	$P_{2,4}$	$P_{4,7}$				
	0.0765	-0.085	-0.542	-0.421	0.4892	0.2285				
$Q_{Injection}$	Q_2	Q_3	Q_4	Q_5	Q_8	Q_9	Q_{10}	Q_{11}	Q_{12}	Q_{13}
	0.1099	0.0513	0.039	-0.016	0.0827	-0.1660	-0.0580	-0.018	-0.0160	-0.0580
	Q_{14}									
	-0.050									
Q_{Flow} :	$Q_{1,5}$	$Q_{2,3}$	$Q_{4,3}$	$Q_{4,5}$	$Q_{6,11}$	$Q_{12,13}$	$Q_{13,14}$	$Q_{5,4}$	$Q_{9,4}$	$Q_{6,5}$
	0.0636	0.0047	-0.0563	0.1158	0.0456	0.0091	0.0242	-0.1053	-0.0004	-0.1090
$ V_i $:	$ V_1 $	$ V_2 $	$ V_3 $	$ V_4 $	$ V_6 $	$ V_8 $	$ V_9 $	$ V_{11} $	$ V_{13} $	
	1.060	1.041	1.016	1.014	1.060	1.060	1.044	1.046	1.040	



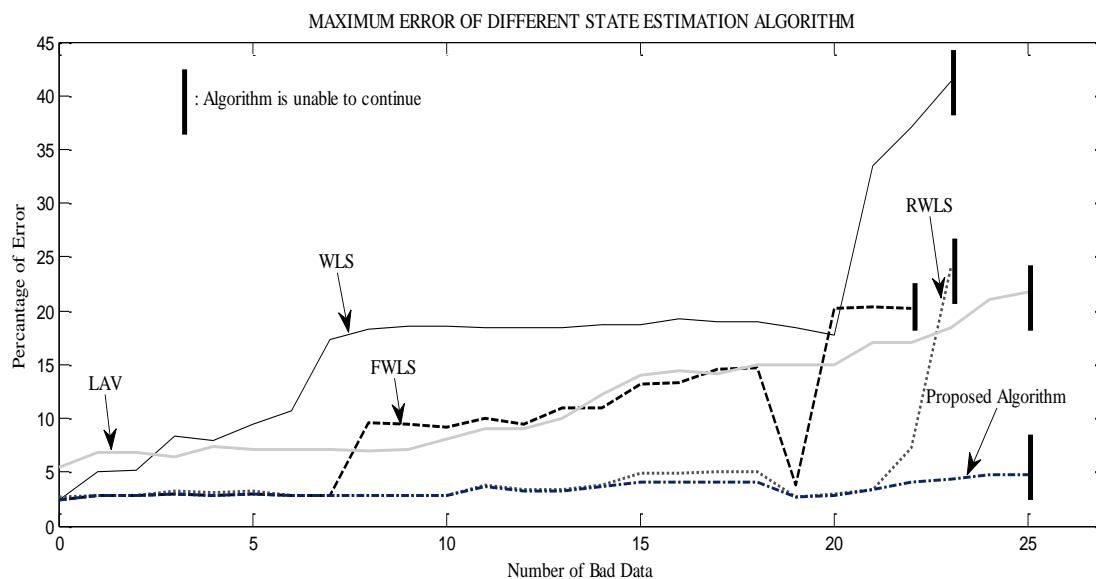
شکل ۴-۶. دیاگرام تک خطی سیستم ۱۴ باسه IEEE

جدول ۴-۸. مقادیر تخمین زده شده حالات سیستم باروش های: WLS^۱, FWLS^۱, RWLS^۱ و روش پیشنهادی

Method	Real values	Case1					Case2					
		WLS	RWLS	FWLS	LAV	Proposed Method	WLS	RWLS	FWLS	LAV	Proposed Method	
States												
δ_1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
δ_2	-4.02	-3.99	-3.99	-3.99	-3.85	-3.99	-4.25	-4.03	-4.02	-4.30	-4.02	-4.02
δ_3	-9.93	-9.86	-9.86	-9.86	-9.80	-9.86	-8.83	-9.95	-9.92	-9.66	-9.92	-9.92
δ_4	-8.66	-8.63	-8.62	-8.63	-8.68	-8.63	-7.52	-8.70	-8.67	-8.90	-8.67	-8.67
δ_5	-7.43	-7.39	-7.39	-7.39	-7.11	-7.39	-6.48	-7.41	-7.43	-7.75	-7.43	-7.43
δ_6	-12.69	-13.00	-13.03	-13.00	-12.92	-13.00	-11.42	-13.04	-13.04	-13.11	-13.04	-13.04
δ_7	-11.19	-11.26	-11.26	-11.26	-11.53	-11.26	-9.89	-11.04	-11.53	-11.86	-11.33	-11.33
δ_8	-10.41	-10.5	-10.50	-10.5	-11.18	-10.5	-9.21	-10.57	-11.41	-10.85	-10.70	-10.70
δ_9	-13	-13.10	-13.10	-13.10	-13.51	-13.10	-11.84	-13.30	-13.28	-13.47	-13.28	-13.28
δ_{10}	-13.23	-13.38	-13.39	-13.38	-13.56	-13.38	-11.94	-13.54	-13.53	-13.63	-13.53	-13.53
δ_{11}	-13.09	-13.34	-13.36	-13.34	-13.51	-13.34	-10.62	-13.42	-13.42	-13.81	-13.42	-13.42
δ_{12}	-13.53	-13.83	-13.86	-13.83	-12.50	-13.83	-11.61	-13.88	-13.88	-13.96	-13.88	-13.88
δ_{13}	-13.58	-13.87	-13.89	-13.87	-12.63	-13.87	-12.03	-13.93	-13.93	-14.11	-13.93	-13.93
δ_{14}	-14.27	-14.5	-14.51	-14.5	-15.05	-14.5	-12.76	-14.60	-14.59	-15.15	-14.59	-14.59
$ V_1 $	1.060	1.064	1.064	1.064	1.047	1.064	1.11	1.060	1.060	1.085	1.060	1.060
$ V_2 $	1.041	1.044	1.045	1.044	1.032	1.044	1.07	1.041	1.040	1.052	1.040	1.040
$ V_3 $	1.016	1.020	1.020	1.020	1.011	1.020	1.02	1.016	1.015	1.046	1.015	1.015
$ V_4 $	1.014	1.019	1.019	1.019	1.022	1.019	1.03	1.014	1.014	1.063	1.014	1.014
$ V_5 $	1.016	1.021	1.021	1.021	1.020	1.021	1.05	1.017	1.016	1.068	1.016	1.016
$ V_6 $	1.060	1.057	1.057	1.057	1.051	1.057	1.08	1.060	1.060	1.084	1.060	1.060
$ V_7 $	1.046	1.059	1.058	1.059	1.051	1.059	1.02	1.076	1.074	1.104	1.074	1.074
$ V_8 $	1.060	1.060	1.060	1.060	1.063	1.060	1.03	1.060	1.060	1.110	1.060	1.060
$ V_9 $	1.044	1.035	1.034	1.035	1.033	1.035	1.04	1.044	1.044	1.112	1.044	1.044
$ V_{10} $	1.039	1.032	1.031	1.032	1.022	1.032	1.06	1.039	1.039	1.034	1.039	1.039
$ V_{11} $	1.046	1.042	1.041	1.042	1.039	1.042	1.02	1.046	1.046	1.088	1.046	1.046
$ V_{12} $	1.045	1.041	1.041	1.041	1.038	1.041	1.05	1.045	1.045	1.047	1.045	1.045
$ V_{13} $	1.040	1.036	1.036	1.036	1.033	1.036	1.05	1.040	1.040	1.045	1.040	1.040
$ V_{14} $	1.024	1.018	1.017	1.018	1.024	1.018	1.03	1.024	1.024	1.012	1.024	1.024

^۱ Filtered Wighted Least Square

^۲ Rewighted Least Square



شکل ۴-۷. حداکثر خطای تخمین‌گرهای مختلف به ازای تعداد داده بد

جدول ۴-۹. مقادیر حد از کارافتادگی برای تخمین‌گرهای مختلف

Method	WLS	FWLS	RWLS	LAV	PROPOSED METHOD
ξ	0	8/56	13/56	15/56	18/56

۴-۹. تحلیل نتایج شبیه سازی و ارزیابی روش پیشنهادی

همانطور که گفته شد، در بحث تخمین حالت، مقاوم بودن و دقت دو ملزومه یک تخمین‌گر کارآمد می‌باشد. نتایج شبیه سازی الگوریتم پیشنهادی و سایر الگوریتم‌های مشهور نشان داد که الگوریتم پیشنهادی دارای شاخص‌های مقاوم بزرگتر و دقت همسان و یا بالاتری نسبت به سایر روش‌ها می‌باشد.

در واقع در این تحقیق با بکارگیری نقاط قوت هر کدام از روش‌ها و بهبود بخشیدن به آنها الگوریتمی ارائه شد که از مزایای همه روش‌ها بهره‌مند می‌باشد. در بدست آوردن نقطه مربوط به خطی سازی سیستم و محاسبه ماتریس ژاکوبین و ضرایب α از مزیت مقاوم بودن روش LAV استفاده گردیده چون در این مرحله عدم تاثیر تخمین از داده بد نسبت به دقت آن مهمتر می‌باشد. در مرحله بعد با

استفاده از نتیجه تئوری نگاشت انقباض، اندازه‌گیری‌هایی که کمترین تاثیر را از داده بد گرفته‌اند، انتخاب می‌شوند. سپس با مبنا قرار دادن اندازه‌گیری‌های قابل اعتماد تخمین زده شده، که ممکن است دقیق نباشند، حداکثر استفاده را از اطلاعات دریافتی از اندازه‌گیرها نموده و در نهایت با اجرا نمودن تخمینگر WLS بر روی اطلاعات فیلتر شده از مزیت دقت در تخمین این روش نیز بهره برده می‌شود.

نتایج شبیه سازی و مقادیر شاخص‌های ارائه شده، حد از کار افتادگی و حداکثر خطای نرمالایز شده، بیانگر مقاوم بودن و دقت بالای این روش می‌باشد. همانطور که در جدول ۴-۹ مشهود است، شاخص حد از کار افتادگی که نشانه میزان مقاوم بودن یک تخمینگر است برای الگوریتم پیشنهادی بیشترین مقدار را دارد. علاوه براین، شکل ۴-۷ مقادیر حداکثر خطای نرمالایز شده را نشان می‌دهد که نشانه دقت تخمینگر می‌باشد، مقدار الگوریتم ارائه در این شکل موید این ادعاست که این الگوریتم دارای دو نقطه قوت مقاوم بودن و دقت بالا به صورت همزمان می‌باشد.

۴-۱۰. جمع بندی

روش‌های رایج در تخمین حالت استاتیکی که در واقع فرآیند یافتن نزدیکترین مقادیر به مقادیر واقعی اندازه و زاویه ولتاژ باس‌ها بر اساس مقادیر دریافت شده از اندازه‌گیرهای شبکه در یک زمان مشخص است، در این فصل مورد بررسی قرار گرفت. روشی مبتنی بر نگاشت انقباض و الگوریتم بهبود یافته PSO پیشنهاد گردید که با دقت خوبی قادر به تخمین حالات شبکه بوده و تا حد زیادی در برابر داده‌های بد حتی با دامنه نسبتاً زیاد مقاوم می‌باشد یا به عبارتی حتی با حضور داده بد نتایج معتبری را ارائه می‌کند. در فصل بعد نیز به دنبال تخمینگری خواهیم بود که با بکارگیری معادلات دینامیکی شبکه، به صورت آنلاین و دینامیکی قادر به تخمین حالات شبکه باشد و با بهره بردن از تکنیک‌های پیش‌بینی بر اساس مدل دینامیکی شبکه، در برابر داده بد تا حد زیادی مقاوم باشد.

تخمین حالت دینامیکی مقاوم در

سیستم‌های قدرت

با پیشرفت روز افزون تکنولوژی پردازشگرها و سرعت محاسبات آنها دسته دیگری از تخمینگرها با قابلیت تخمین حالت آنلاین در شبکه، به نام تخمینگرهای دینامیکی مطرح گردید. این تخمینگرهای حالت با بکارگیری مدل دینامیکی شبکه و اطلاعات اندازه‌گیرهای موجود در شبکه از تکنیک‌های پیش‌بینی جهت بهبود دقت و میزان مقاوم بودن خود بهره می‌برند. در ادامه به تفصیل این تخمینگرها بررسی خواهند شد.

همانطور که گفته شد در ابتدا باید یک مدل دینامیکی از شبکه قدرت در اختیار تخمینگر قرار گیرد. کوچکترین پیچیدگی اضافی در این مدل تاثیر بسیار زیادی در سرعت و دقت تخمینگر ایجاد می‌کند. به عبارت ساده‌تر با توجه به اینکه مدل شبکه در هر گام تخمین، بارها در تکرارها مورد استفاده قرار می‌گیرد، پیچیدگی مدل دینامیکی شبکه بار محاسباتی زیادی به تخمینگر تحمیل می‌نماید. در این تحقیق ابتدا مدل دینامیکی رایج در مباحث سیستم‌های قدرت ارائه خواهد شد. سپس با انتخاب درخور دینامیک‌های شبکه، مدل شبه دینامیکی مناسبی جهت تخمین حالت دینامیکی شبکه‌های قدرت پیشنهاد خواهد گردید.

۵-۱. مدلسازی دینامیکی شبکه قدرت

۵-۱-۱- مدلسازی دینامیکی یک شبکه با در نظر گرفتن معادلات

دینامیکی ژنراتورها و بارها

در این قسمت روابط مربوط به بردار حالت دینامیکی در باس i (X_i) ارائه می‌گردد. در این مدلسازی، چنانچه سیستم دینامیکی در یک باس از اجزای بار تشکیل شود، ورودی‌های آن تغییرات بار خارجی و توان تزریقی از شبکه در نظر گرفته می‌شود و چنانچه سیستم دینامیکی در یک باس، ژنراتور باشد، ورودی آن، نقطه مطلوب^۱ جهت تنظیم ژنراتورها و توان تزریقی از شبکه لحاظ می‌گردد.

^۱ Set Point

به طور خلاصه از عبارت جزء^۱ جهت اشاره به سیستم دینامیکی یک باس استفاده می شود. مدل دینامیکی برای اجزای شامل ژنراتور به صورت زیر می باشد [۸۶]:

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \Delta a \\ \Delta \omega_r \\ \Delta P_m \\ \Delta \delta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -kR & k & 0 & 0 \\ 0 & -D/M & 1/M & 0 \\ 1/T_{CH} & 0 & -1/T_{CH} & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta a \\ \Delta \omega_r \\ \Delta P_m \\ \Delta \delta \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -k & -k \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \omega_0 \\ L_{ref} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ -1/M \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} [\Delta P_E] \quad (۱-۵)$$

که:

Δa : تغییرات موقعیت دریچه محرک اولیه

$\Delta \omega_r$: تغییرات فرکانس شفت ژنراتور

ΔP_m : تغییرات توان مکانیکی

$\Delta \delta$: تغییر موقعیت شفت از موقعیت نامی

پارامترها نیز عبارتند از: k بهره فیدبک گاورنر، R مشخصه افتی، D مشخصه میرایی روتور ژنراتور، M اینرسی چرخشی ژنراتور و T_{CH} ثابت زمانی اینرسی محرک اولیه.

ورودی ها نیز عبارتند از: ΔP_L مقدار تغییرات بار خارجی، $\Delta \omega_0$ تغییر نقطه مطلوب فرکانس و L_{ref} نقطه مطلوب تنظیم بار (یعنی نقطه مطلوب AGC).

به طور مشابه، برای یک بار تجمیع شده^۲ شامل ماشین دوار داریم:

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \Delta \omega_r \\ \Delta P_L \\ \Delta \delta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -D/M & -1/M & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \omega_r \\ \Delta P_L \\ \Delta \delta \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix} [P_L^{rate}] + \begin{bmatrix} 1/M \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} [\Delta P_E] \quad (۲-۵)$$

^۱ Component
^۲ Aggregated Load

که ΔP_E تغییرات توان تزریقی و P_L^{rate} نرخ تغییر بار (مدل شده به صورت یک ورودی تصادفی) می‌باشد.

لذا مدل خطی برای یک سیستم دینامیکی در باس i خواهد بود:

$$\dot{X}_i = A_i X_i + B_i^{(u)} u_i + B_i^{(P)} \Delta P_{Ei} \quad (3-5)$$

که:

$$A_i = \begin{bmatrix} -D/M & -1/M & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$B_i^{(u)T} = [0 \ 1 \ 0]$$

$$B_i^{(P)T} = [1/M \ 0 \ 0]$$

u_i : ورودی‌ها :

تغییرات توان تزریقی حول یک نقطه تعادل^۱ در باس مورد نظر : ΔP_{Ei}

۵-۱-۱-۱) مدلسازی دینامیک‌های سیستم

مدل کامل دینامیکی سیستم ساخته شده از ترکیب مدل جزءها به صورت زیر بیان می‌گردد:

$$\dot{X}_s = A_s X_s + B_s^{(u)} u_s + B_s^{(P)} P \quad (4-5)$$

که:

$$X_s = [X_1^T, X_2^T, \dots, X_n^T]^T \quad (5-5)$$

$$u_s = [u_1^T, u_2^T, \dots, u_n^T]^T \quad (6-5)$$

$$P = [\Delta P_{E1}, \Delta P_{E2}, \dots, \Delta P_{En}]^T \quad (7-5)$$

$$A_s = \text{diag}(A_1, A_2, \dots, A_n) \quad (8-5)$$

$$B_s^{(u)} = \text{diag}(B_1^{(u)}, B_2^{(u)}, \dots, B_n^{(u)}) \quad (9-5)$$

^۱ Equilibrium

$$B_s^{(P)} = \text{diag}(B_1^{(P)}, B_2^{(P)}, \dots, B_n^{(P)}) \quad (10-5)$$

و دیگر متغیرهای این مدل عبارتند از: $\Delta\delta_s$ تغییرات زاویه ناشی از تغییرات کوچک ω_r حول فرکانس نامی 50 هرتز (یعنی $\omega_r = 2\pi 50 + \Delta\omega_r$). یکی از اهداف اجرای تخمین حالت شبکه، تخمین اختلاف زاویه لحظه‌ای بین باس‌های مختلف می‌باشد. بنابراین یک باس به عنوان باس مرجع تعیین می‌گردد و اختلاف زاویه بقیه باس‌ها با آن باس ($\delta_i = \Delta\delta_i - \Delta\delta_{ref}$) به عنوان حالات شبکه در نظر گرفته می‌شود.

۲-۱-۱-۵ ارتباط دینامیک‌های سیستم از طریق شبکه

توان‌های تزریقی ΔP_E در مدل (۴-۵) یک تابع غیر خطی از زاویه ولتاژ باس‌ها می‌باشند ($\mathbf{P} = f(\delta_s) = f(\mathbf{S} X_s)$ که δ_s حالات شبکه بوده و به کمک ماتریس انتخاب \mathbf{S}^1 با ضرب ماتریسی $\delta_s = \mathbf{S} X_s$ از حالات دینامیکی قابل استخراج می‌باشد. با توجه به تغییرات کوچک زاویه می‌توان در نظر گرفت $\sin(\delta) \approx \delta$ ، لذا توان‌های تزریقی به صورت زیر تقریب زده می‌شود:

$$\mathbf{P} = \mathbf{B}\delta \quad (11-5)$$

که \mathbf{B} ماتریس سوسپیتانس (یعنی قسمت موهومی ماتریس ادمیتانس \mathbf{Y}) می‌باشد. بنابراین مدل دینامیکی سیستم در رابطه (۳-۵) را می‌توان با جایگذاری رابطه (۱۱-۵) به صورت زیر بیان نمود:

$$\begin{aligned} \dot{X}_s &= A_s X_s + B_s^{(P)} \mathbf{P} + B_s^{(u)} u \\ &= A_s X_s + B_s^{(P)} \mathbf{B} \mathbf{S} X_s + B_s^{(u)} u \\ &= (A_s + B_s^{(P)} \mathbf{B} \mathbf{S}) X_s + B_s^{(u)} u \end{aligned} \quad (12-5)$$

حال مدل زمان-گسسته رابطه دینامیکی (۱۲-۵) نیز به صورت زیر قابل نمایش می‌باشد:

$$X(k+1) = A_d X(k) + B_d u(k) \quad (12-5)$$

که:

^۱ این ماتریس فقط دارای المان‌های ۰ و ۱ می‌باشد که با توجه به اینکه کدام حالات دینامیکی شبکه مورد نظر است، تعیین می‌گردند. در اینجا که هدف استخراج زوایای ولتاژ باس‌هاست فقط المان‌های متناظر با زاویه ولتاژ باس‌ها در X_s برابر ۱ و بقیه صفر می‌باشند.

$$\mathbf{A}_d = e^{(\mathbf{A}_s + \mathbf{B}_s^{(P)} \mathbf{B} \mathbf{S})} \text{ و } \mathbf{B}_d = (\mathbf{A}_s + \mathbf{B}_s^{(P)} \mathbf{B} \mathbf{S})^{-1} (\mathbf{A}_d - \mathbf{I}) \mathbf{B}_s^{(u)} .$$

لازم به ذکر است که زاویه ولتاژ باس مرجع باید از روابط بالا حذف گردد، در غیر اینصورت حاصل عبارت $(\mathbf{A}_s + \mathbf{B}_s^{(P)} \mathbf{B} \mathbf{S})$ تکین بوده و معکوس پذیر نخواهد بود.

۵-۱-۲- مدلسازی شبه دینامیکی پیشنهادی برای یک سیستم قدرت

در این قسمت مدلی برای سیستم قدرت ارائه خواهد شد که متغیرهای شبه دینامیکی آن، فازورهای ولتاژ باسها خواهند بود و نیازی به اطلاعات دینامیکی تولید کننده‌ها و بارها نمی باشد و برای سیستم های قدرت بزرگ و گسترده نسبت به مدل ارائه شده در قسمت ۵-۱-۱ بسیار کارآمدتر خواهد بود.

با توجه به روابط توان اکتیو تزریقی به باس (P_i) ، توان راکتیو تزریقی به باس (Q_i) ، توان اکتیو جاری در خط (P_{ij}) و توان راکتیو جاری در خط (Q_{ij}) که در معادلات (۲-۱) تا (۲-۴) بیان گردید، می توان نوشت:

$$f_I = |V_i| \sum_{j=1}^N |V_j| (G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \sin \theta_{ij}) - P_i = 0 \quad (۱۳-۵)$$

$$f_{II} = |V_i| \sum_{j=1}^N |V_j| (G_{ij} \sin \theta_{ij} - B_{ij} \cos \theta_{ij}) - Q_i = 0 \quad (۱۴-۵)$$

$$f_{III} = |V_i|^2 (g_{si} + g_{ij}) - |V_i V_j| (g_{ij} \cos \theta_{ij} + b_{ij} \sin \theta_{ij}) - P_{ij} = 0 \quad (۱۵-۵)$$

$$f_{IV} = -|V_i|^2 (b_{si} + b_{ij}) - |V_i V_j| (g_{ij} \sin \theta_{ij} - b_{ij} \cos \theta_{ij}) - Q_{ij} = 0 \quad (۱۶-۵)$$

که:

$$\theta_{ij} = \theta_i - \theta_j$$

$G_{ij} + jB$ المان ij ام ماتریس ادمیتانس شبکه.

$g_{ij} + jb_{ij}$ ادمیتانس سری خط بین باس i و j .

$g_{si} + jb_{si}$ ادمیتانس موازی متصل به باس i .

حال با در نظر گرفتن باس یک به عنوان باس مرجع ($\theta_1 = 0$) و انتخاب بردار فازور ولتاژ به صورت:

$$\bar{V} = [\theta_2 \ \theta_3 \ \dots \ \theta_N \ |V_1| \ |V_2| \ \dots \ |V_N|]^T \quad (17-5)$$

تابع F به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$F(\bar{V}, [P_i \ Q_i \ P_{ij} \ Q_{ij}]^T) = [f_I \ f_{II} \ f_{III} \ f_{IV}]^T \quad (18-5)$$

طبق تعریف F ، تغییرات آن را با فرض حالت پایدار^۱ می‌توان به این صورت بیان نمود:

$$\Delta F(\bar{V}, [P_i \ Q_i \ P_{ij} \ Q_{ij}]^T) = 0 \quad (19-5)$$

یا به صورت واقعی با احتساب خطای مدل‌سازی و عدم قطعیت‌ها، داریم:

$$\Delta F(\bar{V}, [P_i \ Q_i \ P_{ij} \ Q_{ij}]^T) = e(t) \quad (20-5)$$

که $e(t)$ یک نویز سفید گوسی با میانگین صفر می‌باشد.

از آنجا که F تابعی از \bar{V} و $[P_i \ Q_i \ P_{ij} \ Q_{ij}]^T$ می‌باشد، به کمک جمله اول بسط تیلور می‌توان تقریب

خوبی از ΔF ارائه نمود:

$$\frac{\partial F}{\partial \bar{V}} \Delta \bar{V} + \frac{\partial F}{\partial [P_i \ Q_i \ P_{ij} \ Q_{ij}]^T} [\Delta P_i \ \Delta Q_i \ \Delta P_{ij} \ \Delta Q_{ij}]^T = e(t) \quad (21-5)$$

بر اساس معادلات (۱۳-۵) تا (۱۶-۵) مشخص است که:

$$\frac{\partial F}{\partial [P_i \ Q_i \ P_{ij} \ Q_{ij}]^T} = -I_{N \times N} \quad (22-5)$$

بنابراین:

$$J_V \Delta \bar{V} - I [\Delta P_i \ \Delta Q_i \ \Delta P_{ij} \ \Delta Q_{ij}]^T = e(t) \quad (23-5)$$

^۱ Steady State

که $J_V = \frac{\partial F}{\partial V}$ می باشد.

همانطور که بارها گفته شد در تخمین حالت، متغیرهای حالت، اندازه ولتاژ و زاویه ولتاژ باس ها می باشند که به صورت بردار زیر بیان می گردد:

$$\mathbf{X}(t) = \bar{\mathbf{V}}(t) = [\theta_2 \ \theta_3 \ \dots \ \theta_N \ |V_1| \ |V_2| \ \dots \ |V_N|]^T \quad (24-5)$$

و با در نظر گرفتن تغییرات توان به عنوان ورودی:

$$\mathbf{U}(t) = [\Delta P_i \ \Delta Q_i \ \Delta P_{ij} \ \Delta Q_{ij}]^T \quad (25-5)$$

معادله (23-5) را می توان به صورت زیر بازنویسی نمود:

$$\Delta \mathbf{X} = \mathbf{J}_V^{-1} \mathbf{U}(t) + \mathbf{J}_V^{-1} \mathbf{e}(t) \quad (26-5)$$

یا به شکل استاندارد به صورت زیر نمایش داد:

$$\mathbf{X}(t+1) = \mathbf{A}(t) \mathbf{X}(t) + \mathbf{B}(t) \mathbf{U}(t) + \mathbf{w}(t) \quad (27-5)$$

که $\mathbf{A}(t) = \mathbf{I}_{N \times N}$ و $\mathbf{B}(t) = \mathbf{J}_V^{-1}(t)$ می باشند و $\mathbf{w}(t) = \mathbf{J}_V^{-1} \mathbf{e}(t)$ نویز فرآیند است که توزیع نرمال با کوواریانس \mathbf{Q} دارد ($\mathbf{w}(t) \sim N(0, \mathbf{Q})$).

از آنجا که تخمین حالت برای یک سیستم رویت پذیر قابل اجراست می توان تابع F را به گونه ای انتخاب نمود که J_V (ماتریس ژاکوبین آن) رتبه کامل باشد که این شرط نگرانی بابت معکوس پذیری آن را رفع خواهد نمود.

تا اینجا سیستم را مدل نمودیم، حال نوبت بدست آوردن روابط بین اندازه گیرها و حالت سیستم می باشد:

از آنجا که مقادیر بدست آمده از اندازه گیرهای شبکه (اندازه گیرهای سنتی و PMUها) تابعی از اندازه و زاویه ولتاژ باس های شبکه می باشند، معادلات اندازه گیرها را می توان به صورت زیر بیان نمود:

$$\mathbf{Z}(t) = h(\mathbf{X}(t)) + \mathbf{v}(t) \quad (28-5)$$

که

$$\mathbf{Z}_P = [\theta_{V,P} \quad |V|_P \quad \theta_{I,P} \quad |I|_P]^T \quad \text{و} \quad \mathbf{Z}_C = [P_{Inj} \quad P_{Flow} \quad Q_{Inj} \quad Q_{Flow} \quad |V|_C]^T, \quad \mathbf{Z} = [\mathbf{Z}_C \quad \mathbf{Z}_P]^T$$

می‌باشد.

\mathbf{Z}_C بردار اندازه‌گیرهای سنتی که شامل توان اکتیو تزریقی باس‌ها ($P_{Injection}$)، توان اکتیو جاری در خطوط (P_{Flow})، توان راکتیو تزریقی باس‌ها ($Q_{Injection}$)، توان راکتیو جاری در خطوط (Q_{Flow}) و اندازه ولتاژ باس‌ها ($|V|_C$) می‌باشد.

\mathbf{Z}_P بردار اندازه‌گیری‌های حاصل از PMUها که بر اساس اولین مدل ارائه شده در مرجع [۸۷] شامل اندازه‌گیری‌های زاویه ولتاژ باس‌ها ($\theta_{V,P}$)، اندازه‌گیری‌های اندازه ولتاژ باس‌ها ($|V|_P$)، اندازه‌گیری‌های زاویه جریان خطوط متصل به باس مجهز به PMU ($\theta_{I,P}$) و اندازه‌گیری‌های اندازه جریان این خطوط ($|I|_P$) می‌باشد.

$h(\bullet)$ یک تابع غیرخطی که رابطه بین اندازه‌گیرها و متغیرهای حالت را بیان می‌کند.

$v(t) \sim N(0, \mathbf{R})$ بردار نویز اندازه‌گیرها می‌باشد که نویز سفید با میانگین صفر و کوواریانس \mathbf{R} در نظر گرفته می‌شوند و $\mathbf{R} = \text{diag}[\sigma_1^2 \quad \sigma_2^2 \quad \dots \quad \sigma_{N_M}^2]$ می‌باشد.

که σ_i انحراف معیار اندازه‌گیر i ام و N_M تعداد کل اندازه‌گیرها می‌باشد.

۵-۲. تخمین حالت دینامیکی مقاوم

آنچه در فصل قبل اشاره شد مربوط به داشتن تخمین حالت مقاوم استاتیک در مواقعی که دینامیک سیستم قدرت در نظر گرفته نشود و به عبارت بهتر از مزیت پیش بینی حالات به کمک معادلات حاکم بر دینامیک سیستم استفاده نشود، بود. استفاده از خاصیت دینامیکی سیستم و

بهره‌مندی از روش های تخمین دینامیکی تخمینگر را قادر خواهد ساخت که بردار حالت یک گام جلوتر را پیش بینی نماید. تخمین حالت دینامیکی^۱ (DSE) مزایای زیادی دارد، از جمله [۸۸]:

- اجازه می دهد تا تجزیه و تحلیل های امنیتی زودتر انجام شود و لذا این امکان را فراهم می کند که اپراتور زمان بیشتری در مواقع اضطراری داشته باشد.

- به شناسایی و حذف کردن داده های بد کمک نموده لذا باعث بهبود کارایی تخمینگر می شود.

- در مواردی که شبه اندازه‌گیری ها مورد استفاده قرار می گیرند، DSE به آسانی مقادیر با کیفیت بالا فراهم می کند، در نتیجه از شرایط بد جلوگیری می کند.

- DSE می تواند برای اعتبار سنجی داده ها استفاده شود، چون حالتها یک زمان قبل پیش بینی شده اند.

- به طور مشابه، ما به کمک بردار حالت پیش بینی شده می توانیم تغییرات ناگهانی در سیستم، خطاهای توپولوژیکی و دیگر ناهنجاری ها را شناسایی نماییم.

این مزایا به همراه دقت معقول و روند فیلترینگ سریع باعث شده الگوریتم DSE نقش مهمی در EMS مدرن امروزی ایفا نماید. از این رو، محققان زیادی روش تخمین حالت دینامیکی، که می تواند بردار حالت پیش بینی شده در لحظه زمان بعدی را به اپراتور ارائه دهد تا اپراتور قادر به اقدام کنترلی مناسب باشد را پیشنهاد کرده اند. وقتی اطلاعات اندازه‌گیری در لحظه بعدی رسید، بردار حالت پیش بینی شده جهت به دست آوردن یک تخمین بهینه، فیلتر می گردد. از اولین مقاله DSE که در اوایل ۱۹۷۰ میلادی منتشر شد تا کنون تحقیقات گسترده ای صورت گرفته است. تحقیقات اولیه با تکنیک های مبتنی بر فیلتر کالمن آغاز شد. سپس، به منظور بهبود کارایی فیلتر، به خصوص تحت شرایط تغییر ناگهانی بار، چندین محقق روش فیلتر کالمن تعمیم یافته را ارائه نمودند. تلاش هایی برای بهبود مدل سازی ریاضی و کارایی محاسباتی توسط روش های دیگر مانند روش M-تخمین و روش

^۱ Dynamic State Estimation

فیلتر ریشه دوم^۱ SRF انجام شد [۸۹،۹۰]. در چند سال اخیر، تکنیک های مبتنی بر هوش مصنوعی، مانند شبکه عصبی و منطق فازی، نیز در مسئله تخمین حالت دینامیکی بکار گرفته شده‌اند [۹۱،۹۲]. هر یک از تکنیک های مورد بحث، مزایا و معایب خود را دارند. اما روش های مبتنی بر فیلتر کالمن ثابت کرده اند که محبوب تر نسبت به روش های دیگر هستند و به طور گسترده ای هم در صنایع و هم محافل دانشگاهی استفاده می شوند [۸۸].

۵-۲-۱- تخمین حالت سیستم قدرت به کمک فیلتر کالمن توسعه یافته

همانطور که قبلاً گفته شد، روش های زیادی جهت اجرای تخمین دینامیکی مطرح شده اند، اما با این وجود روش های مبتنی بر فیلتر کالمن به دلیل اینکه پیاده سازی راحتی دارند و دقت تخمین مناسبی برآورده می کنند، رونق بیشتری دارند. تحقیقات زیادی نیز از زمان مطرح شدن آن (سال ۱۹۶۰ میلادی) تا کنون در خصوص بکارگیری فیلتر کالمن برای تخمین دینامیکی انجام شده است. ضعف اصلی روش های تخمین مبتنی بر فیلتر کالمن این است که چنانچه دامنه تغییرات یا خطاها باعث خروج از ناحیه خطی فرض شده در مسیر مدل سیستم شوند، دیگر نتایج تخمین معتبر نخواهند بود. این موضوع با توجه به خطی سازی روابط غیرخطی به راحتی قابل درک می باشد.

خوشبختانه تغییرات بار و تولید در سیستم های قدرت کند و دارای دامنه کوچکی می باشند، از طرفی در الگوریتمی که در ادامه پیشنهاد خواهد شد، قبل از اجرای فیلتر کالمن، به کمک مقایسه داده های اندازه گیری با نتایج پیش بینی شبکه عصبی داده های پرت به خوبی حذف می گردند. لذا به جرات می توان گفت در این الگوریتم زمینه ارائه نتایج معتبر توسط فیلتر کالمن توسعه یافته فراهم گردیده است.

^۱ Square Root Filter

فیلتر کالمن توسعه یافته^۱ (EKF) یک الگوریتم بازگشتی کارآمد برای تخمین حالت در سیستم های غیر خطی است. ماهیت ریاضیاتی این الگوریتم مبتنی بر حداقل نمودن کواریانس مربع خطای بین حالات واقعی و حالات تخمین زده شده، می باشد [۹۳]. ایده اساسی این تخمینگر استفاده از تخمین بردار X به عنوان مسیر نامی^۲ در فیلتر خطی شده کالمن^۳ می باشد. به عبارت دیگر، هنگام اجرا نمودن عملیات تخمین، مجموعه \bar{X} (بردار مربوط به مسیر نامی) را با \hat{X} در فیلتر کالمن خطی شده برابر می گیریم. این یک روش خود راه انداز هوشمندانه برای تخمین حالت است. ما با استفاده از یک مسیر نامی، X را تخمین می زنیم و سپس از آن مقدار تخمین زده شده از X به عنوان مسیر نامی استفاده می کنیم. معادلات (۲۷-۵) و (۲۸-۵) را در به عنوان معادلات حالت و معادله خروجی یک سیستم در نظر بگیرید:

$$\begin{cases} X(t+1) = A(t)X(t) + B(t)U(t) + w(t) \\ Z(t) = h(X(t)) + v(t) \end{cases} \quad (۲۹-۵)$$

جهت اجرای EKF برای مدل ارائه شده کافی ست که مراحل زیر را تا زمان مورد نظر (t_{\max}) پیاده سازی نماییم [۹۳]:

۱. مقدار دهی اولیه برای بردار حالت $X(t_0)$ ، ماتریس کواریانس خطای تخمین^۴ P_0 و انتخاب

تعداد تکرار مناسب برای هر گام زمانی (K_{\max}).

$$\hat{X}_k \leftarrow \hat{X}(t), k \leftarrow 0 \quad ۲.$$

۳. محاسبه مقادیر ماتریس ژاکوبین h به ازای مقادیر بردار حالت تا آن لحظه:

$$C_k = \left. \frac{\partial h(X(t))}{\partial X(t)} \right|_{X(t) = \hat{X}_k} \quad (۳۰-۵)$$

^۱ Extended Kalman Filter

^۲ Nominal trajectory

^۳ Linearized Kalman Filter

^۴ Estimation-error covariance

$$.۴ \quad B_k = J_V^{-1} \Big|_{X(t) = \hat{X}_k} \text{ به روز رسانی مقادیر}$$

۵. محاسبه مقدار ماتریس بهره کالمن به صورت زیر:

$$K_k = P_k C_k^T (C_k P_k C_k^T + R)^{-1} \quad (۳۱-۵)$$

۶. پیش بینی مقدار بردار حالت به کمک رابطه زیر:

$$\hat{X}_{k+1} = A \hat{X}_k + B_k U(t) + K_k [Z(t) - h(\hat{X}_k)] \quad (۳۲-۵)$$

۷. به روز رسانی ماتریس کواریانس خطای تخمین به صورت زیر:

$$P_{k+1} = A(I - K_k C_k) P_k A^T + Q \quad (۳۳-۵)$$

۸. اگر $k+1 < k_{\max}$ آنگاه $k \leftarrow k+1$ و برو به مرحله ۳ در غیر اینصورت برو به مرحله بعد.

$$.۹ \quad P_0 \leftarrow P_{K+1} \text{ و } \hat{X}(t+t_s) \leftarrow \hat{X}_{k+1}$$

۱۰. اگر $t+t_s < t_{\max}$ آنگاه $t \leftarrow t+t_s$ و برو به مرحله ۲ در غیر اینصورت پایان.

۵-۲-۲- الگوریتم پیشنهادی هماهنگ سازی اطلاعات اندازه گیری های

سنی و واحدهای اندازه گیری فازور

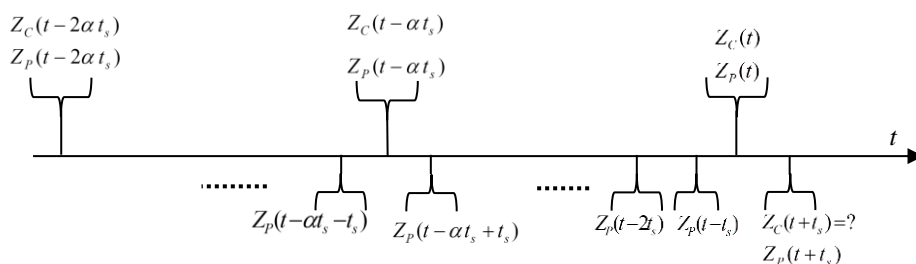
با توجه به مزایای تخمین حالت دینامیکی که قبلاً یاد شد و تاثیر بسیار چشمگیر بکارگیری PMUها در تخمین حالت [۹۴،۹۵] و اهمیت استفاده بهینه از اطلاعات همه اندازه گیری ها، در این قسمت روشی ارائه خواهد شد که حداکثر بهره را از داده های اندازه گیری ببرد و همچنین قادر به حذف آنلاین داده های بد باشد و توانایی پیش بینی یک بردار حالت جلوتر را دارا باشد. همانطور که در قسمت ۲-۱-۲ اشاره شد، اندازه گیری های معمولی SCADA با نرخ بسیار کمتری نسبت PMUها اطلاعات شبکه را خوانده و ارسال می نمایند، از طرفی در حال حاضر در شبکه های قدرت تعداد اندازه گیری های معمولی نسبت به PMUها چشمگیر می باشد و شبکه توسط PMUها به تنهایی،

رویت پذیر نمی باشد. لذا در مرکز دریافت اطلاعات، داده های دقیق ولی ناکافی PMU ها در بین دو نمونه گیری اندازه گیری های معمولی، جهت اجرای تخمین حالت شبکه غیر قابل استفاده می باشند. با توجه به این موضوع ابتدا در این قسمت به اطلاعات دریافتی از کلیه اندازه گیری ها در یک دوره به دید یک سری زمانی نگاه نموده و به کمک یک شبکه عصبی RBF (توابع مبتنی بر شعاع^۱) مقادیر مربوط به اندازه گیری های معمولی را در لحظاتی که داده های مربوط به PMU ها دریافت شده ولی داده های مربوط به اندازه گیری های معمولی موجود نیست، پیش بینی می شود یا به عبارتی گسترش می یابد. البته از داده های گسترش یافته حتی در زمان هایی که اطلاعات اندازه گیری های SCADA نیز موجود می باشند، می توان جهت حذف داده های پرت نیز بهره برد. سپس با داشتن مدل شبه دینامیکی شبکه و اطلاعات گسترش یافته اندازه گیری ها، به کمک فیلتر کالمن تعمیم یافته (EKF) بردار حالت سیستم برای یک لحظه بعد تخمین زده می شود. در نهایت الگوریتم پیشنهادی را برای شبکه ۹ باسه و ۱۱۸ باسه استاندارد IEEE با در نظر گرفتن تغییرات تصادفی بار و وجود نویز و داده های پرت در اطلاعات اندازه گیری ها پیاده سازی نموده و مقادیر بردار حالت برای یک دوره زمانی ۱۲۰ ثانیه ای رصد می شود.

۵-۲-۱) گسترش اطلاعات^۲ در تمامی لحظات نمونه برداری

همانطور که اشاره شد، سرعت خواندن و ارسال داده در PMU ها چند برابر سرعت خواندن و ارسال اندازه گیری های SCADA می باشد. در نظر بگیرید که $Z_P(t_0)$ بردار اندازه گیری PMU ها در زمان t_0 ، $Z_C(t_0)$ بردار اندازه گیری های معمولی در زمان t_0 و سرعت خواندن و ارسال داده های PMU α برابر سرعت خواندن و ارسال اندازه گیری های SCADA باشد. شکل ۵-۱ داده های در دسترس در هر لحظه را نشان می دهد.

^۱ Radial Basis Function
^۲ Data Extention



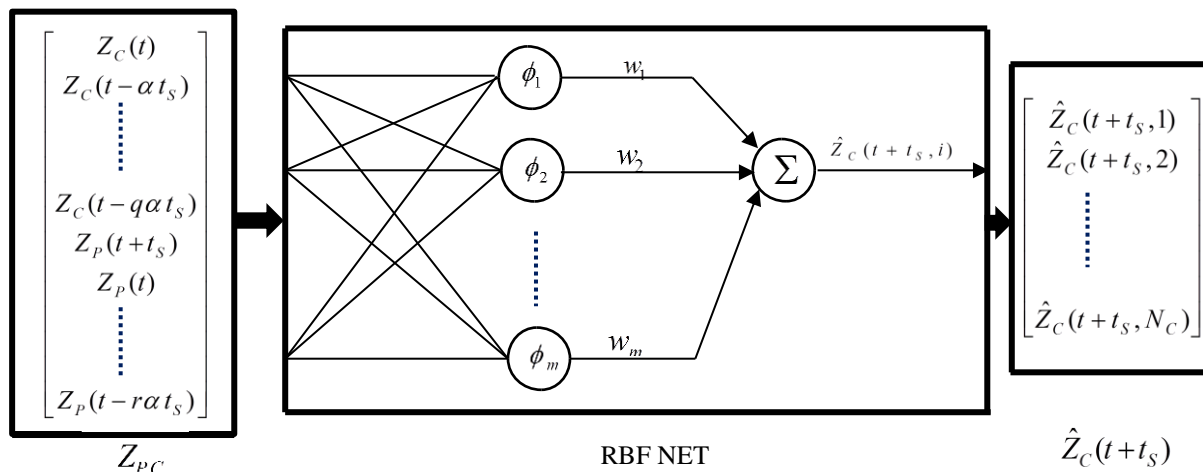
شکل ۵-۱. داده های در دسترس در زمانهای مختلف

همانطور که در شکل ۵-۱ نشان داده شده در لحظه $t + t_s$ فقط بردار اندازه گیری Z_P در دسترس می باشد و هنوز اطلاعاتی از اندازه گیریهای معمولی دریافت نشده است، لذا در این لحظه شبکه قدرت توسط مجموعه اندازه گیریهای در دسترس رویت پذیر نمی باشد. برای حل این مسئله می توان به داده های اندازه گیری از دیدگاه سری زمانی نگاه نمود و $Z_C(t + t_s)$ را متأثر از $Z_C(t - \alpha t_s), Z_C(t), Z_C(t - 2\alpha t_s), \dots, Z_P(t - \alpha t_s - t_s), Z_P(t - \alpha t_s + t_s), Z_P(t - 2t_s), Z_P(t - t_s), Z_C(t + t_s) = ?, Z_P(t + t_s)$ در نظر گرفت:

$$Z_C(t + t_s) = \Psi[Z_C(t), Z_C(t - \alpha t_s), \dots, Z_C(t - q\alpha t_s), Z_P(t + t_s), Z_P(t), \dots, Z_P(t - r\alpha t_s)] \quad (5-34)$$

که تابع $\Psi(\bullet)$ بیانگر تاثیر اندازه گیریهای قبلی، α نسبت سرعت دریافت داده ها از PMU به سرعت دریافت داده ها از SCADA، q تعداد نمونه های موثر قبلی دریافتی از SCADA و $r\alpha$ تعداد نمونه های موثر قبلی دریافتی از PMU می باشد.

حال می توان بردار $Z_C(t + t_s)$ را که در قالب یک سری زمانی درآمده است طبق بلوک دیاگرام شکل ۵-۲ به کمک یک شبکه عصبی RBF پیش بینی نمود و داده ها را در تمام زمانهای نمونه برداری گسترش داد.



شکل ۲-۵. بلوک دیاگرام گسترش داده‌های اندازه‌گیرها

۲-۲-۲-۵ توابع مبتنی بر شعاع

برومهد^۱ و لوئه^۲ برای اولین بار توابع مبتنی بر شعاع را به عنوان تابع تحریک نرون در طراحی شبکه های عصبی پیشنهاد دادند. شبکه های RBF تنها با داشتن یک لایه مخفی و یک لایه خروجی با دقت قابل قبولی قادر به تقریب سازی هر تابع پیوسته ای می باشند. تابع RBF تابعی است که مقدار آن فقط به فاصله ورودی از یک نقطه مرکزی ارتباط دارد [۹۶،۹۷]:

$$\phi(Z) = \mathfrak{I}(r) = \mathfrak{I}(\|Z - C\|) \quad (۳۵-۵)$$

که Z مطابق شکل ۲-۵ بردار ورودی ها و C مراکز شبکه RBF می باشند. بنابراین خروجی RBF را می توان به این صورت بیان نمود:

$$\hat{Z}_i = \sum_{i=1}^m w_i \phi_i(\|Z - C_i\|) \quad (۳۶-۵)$$

که:

w_i ضرایب وزنی و ϕ توابع کرنل شبکه می باشند. فرم های مختلفی برای توابع کرنل مطرح شده است که ما فرم گوسی که رایجتر می باشد را بر می گزینیم:

^۱ Broomhead
^۲ Lowe

$$\phi(r) = e^{-\frac{r^2}{2\sigma^2}} \quad (37-5)$$

حال نوبت آموزش شبکه و تعیین پارامترهای آن می باشد. در این مرحله نیاز به مجموعه ورودی ها و خروجی های متناظر می باشد. به عبارت دیگر، یک مجموعه اطلاعات موثق از تمام اندازه گیرهای شبکه در چندین گام زمانی برای رژیم های مختلف بار و تولید مورد نیاز می باشد. جهت آموزش شبکه عصبی مذکور، طبق روابط (38-5) و (39-5) بعضی از اطلاعات در مجموعه اطلاعات موثق در دسترس، به عنوان ماتریس هدف¹ و بقیه به عنوان ورودی در فرآیند آموزش در نظر گرفته می شوند:

$$\text{ورودی} : \{Z_{P,C}(t_1) \ Z_{P,C}(t_2) \ Z_{P,C}(t_3) \ \dots \ Z_{P,C}(t_N)\} \quad (38-5)$$

$$\text{هدف} : Z^{Trg} = \{Z_C(t_1+t_S) \ Z_C(t_2+t_S) \ Z_C(t_3+t_S) \ \dots \ Z_C(t_N+t_S)\} \quad (39-5)$$

که:

$$Z_{P,C}(t_i) = [Z_C(t_i) \ Z_C(t_i - \alpha t_S) \ \dots \ Z_C(t_i - q\alpha t_S) \ Z_P(t_i + t_S) \ Z_P(t_i) \ \dots \ Z_P(t_i - r\alpha t_S)]^T$$

بردار خروجی شبکه RBF به ازای مجموعه ورودی بالا، برابر است با:

$$\hat{Z}_i = \sum_{j=1}^m w_j \phi_j(\|Z_{P,C}(t_i) - C_j\|) \quad (40-5)$$

که مراکز C_i را می توان به طور تصادفی از مقادیر ممکن برای ورودی نمونه برداری کرد. همچنین می توان پس از خوشه بندی² نمونه ها، میانگین هر خوشه را به عنوان مرکز تابع انتخاب کرد. در روش پیشنهادی، نمونه ها باید به گونه ای خوشه بندی شوند که اندازه گیرهای سنتی در خوشه که نزدیکترین PMU به آنها در شبکه قدرت قرار دارد، قرار گیرند، زیرا با این انتخاب خطای خوشه بندی کاهش می یابد.

¹ Target
² Clustering

جهت تعیین وزن‌ها نیز می‌توان از روش مشهور گرادیان نزولی^۱ استفاده کرد. برای این منظور باید شاخص زیر را حداقل گردد:

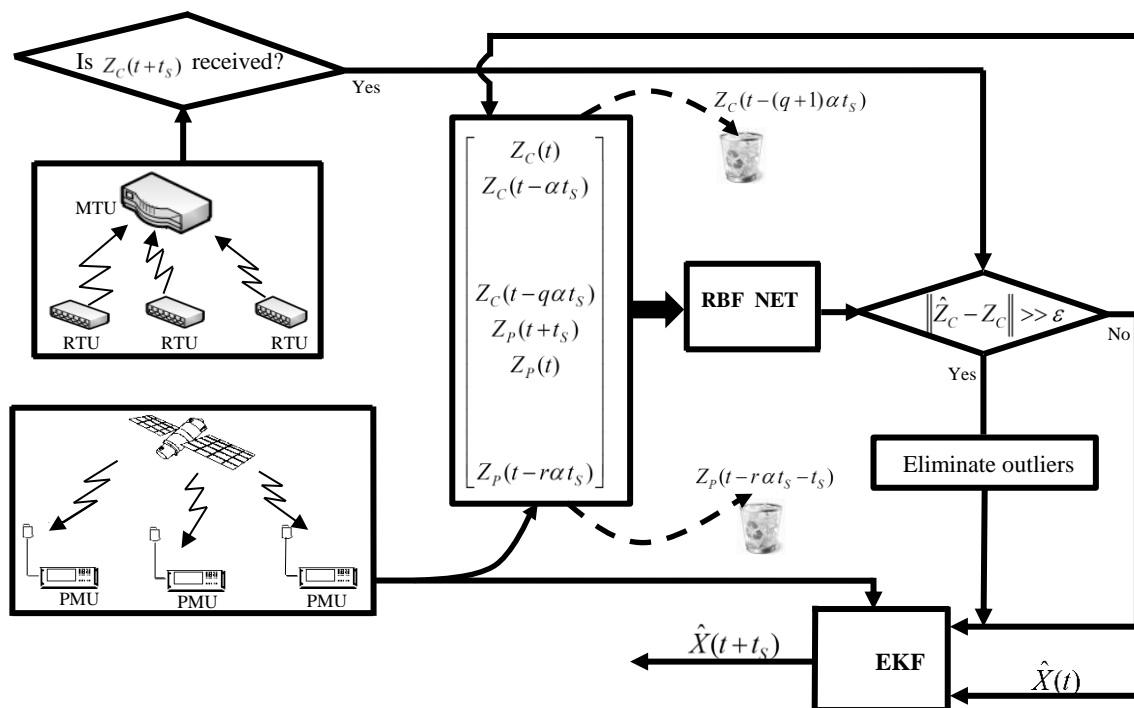
$$SSE = \sum_{i=1}^m e_{si}^2 \quad (۴۱-۵)$$

که $e_{si} = Z_i^{Trg} - \hat{Z}_i$ می‌باشد.

برای این منظور کافی است رابطه زیر را با یک مقدار اولیه شروع کنیم و تا زمانی که $w_j(k)$ و $w_j(k+1)$ بقدر کافی بهم نزدیک شوند، تکرار نماییم:

$$w_j(k+1) = w_j(k) - \eta_j \frac{\partial SSE}{\partial w_j} \quad (۴۲-۵)$$

که η_j ضریب نرخ آموزش نام دارد و معمولا خیلی کمتر از ۱ می‌باشد.



شکل ۵-۳. بلوک دیاگرام روش پیشنهادی

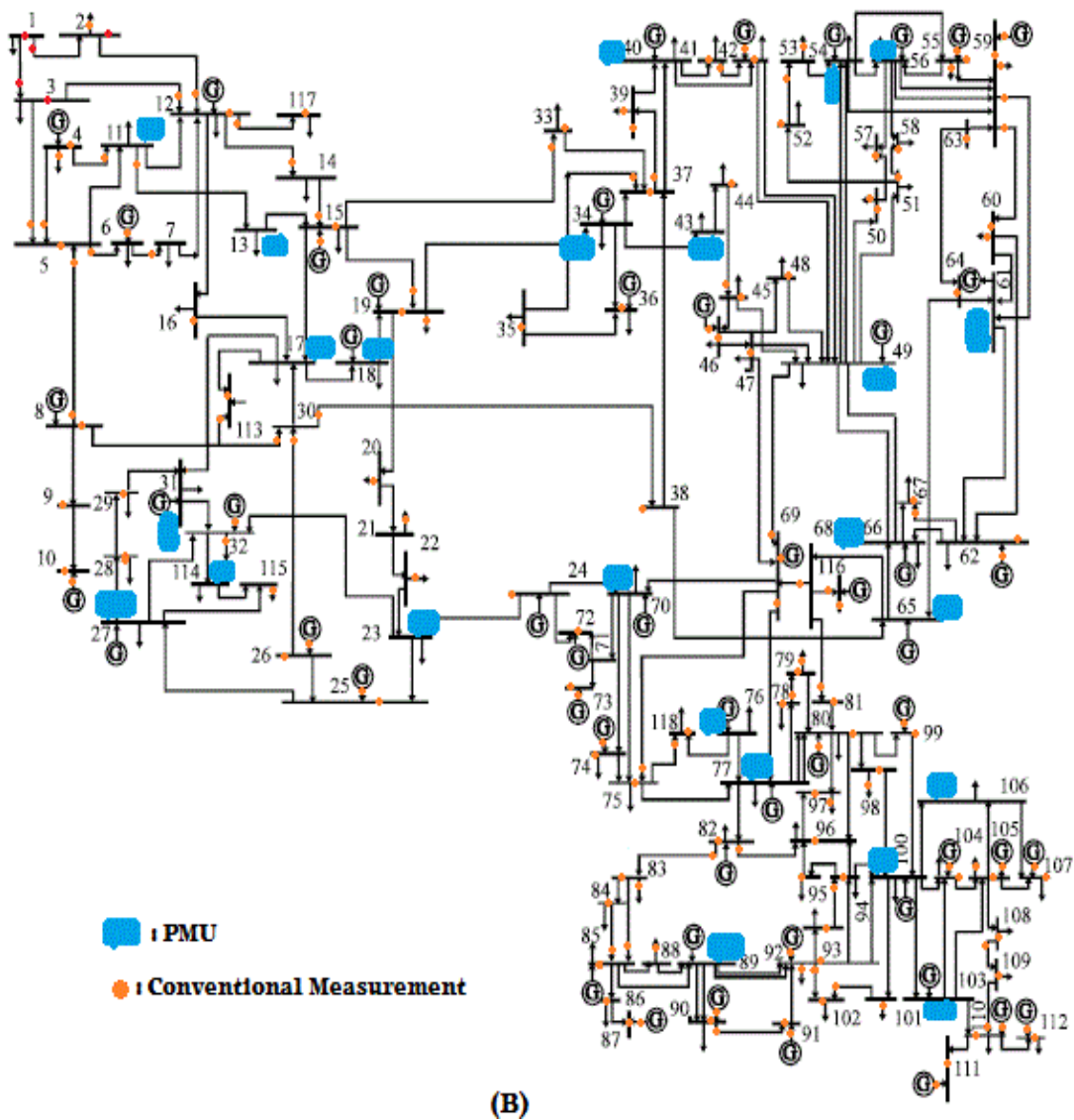
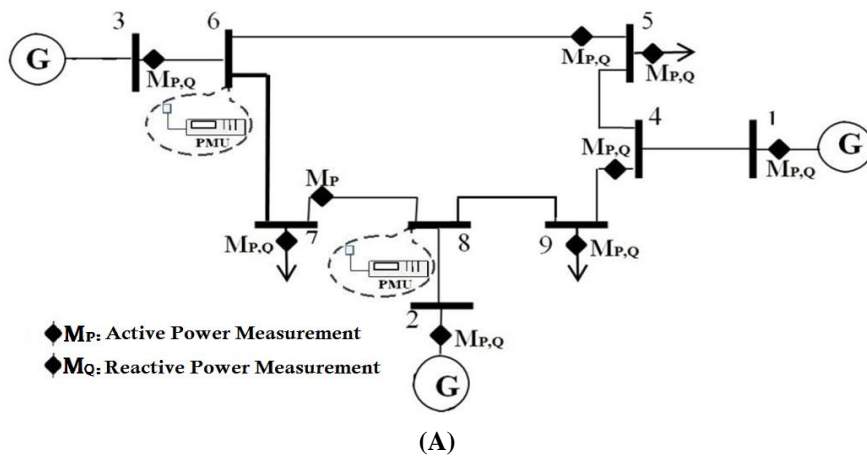
^۱ Gradient descent

۵-۲-۲-۳ شبیه‌سازی الگوریتم تخمین حالت دینامیکی با گسترش داده‌های اندازه‌گیری

در این قسمت الگوریتم پیشنهادی که بلوک دیاگرام آن در شکل ۵-۳ ارائه شده است، بر روی سیستم ۹ باسه و ۱۱۸ باسه IEEE که در شکل ۵-۴ نشان داده شده است، پیاده‌سازی خواهد شد. سرعت نمونه برداری و دریافت داده از PMU ها را برابر ۱۰ نمونه در ثانیه ($t_s = 0.1$) و ۲۰ برابر سرعت نمونه برداری SCADA ($\alpha = 20$)، تعداد نمونه های قبلی موثر دریافتی از SCADA را برابر ۳ ($q = 3$) و تعداد نمونه های قبلی موثر دریافتی از PMU را نیز برابر ۴۰ ($r = 2$) فرض نمایید. برای حذف گذرایی خود فیلتر کالمن (همگرا شدن به جواب بهینه) و با توجه به اینکه زمان میان دو نمونه برداری (t_s) خیلی بزرگتر از زمان مورد نیاز محاسبات یاد شده می باشد، K_{max} برابر ۱۰۰ بار انتخاب می‌شود.

برای بررسی مقاوم بودن تخمینگر در برابر تحریف اطلاعات، اندازه‌گیریها به نوبت سفید آلوده می‌شوند که این نوبت می‌تواند ناشی از خطاهای اندازه‌گیری یا خطاهای مخابراتی باشد. داده های تمام اندازه‌گیرهای سیستم که در شکل ۵-۴ مشخص گردیده‌اند، برای ۱۲۰ ثانیه بر اساس تغییرات تصادفی بار، دریافت و برای تمام لحظات به کمک شبکه RBF آموزش داده شده^۱، گسترش داده می‌شوند. به عنوان نمونه، شکل‌های ۵-۵(A) و ۵-۶(A) به ترتیب داده های گسترش یافته اندازه‌گیر توان اکتیو تزریقی باس ۱ و داده های گسترش یافته اندازه‌گیر توان اکتیو جاری در خط بین باس ۳۷ و ۳۸ را نشان می دهند. شکل های ۵-۵(B) و ۵-۵(C) اندازه ولتاژ و زاویه ولتاژ باس ۹ در سیستم ۹ باسه و شکل‌های ۵-۶(B) و ۵-۶(C) اندازه ولتاژ و زاویه ولتاژ باس ۳۸ در سیستم ۱۱۸ باسه که توسط روش پیشنهادی و روش معمول EKF بدون تعمیم اطلاعات، تخمین زده شده اند، را به عنوان نمونه نمایش می دهند. سریعتر رصد کردن بردار حالت و دقت بیشتر تخمین توسط الگوریتم پیشنهادی کاملاً مشخص است.

^۱ Learned RBF network

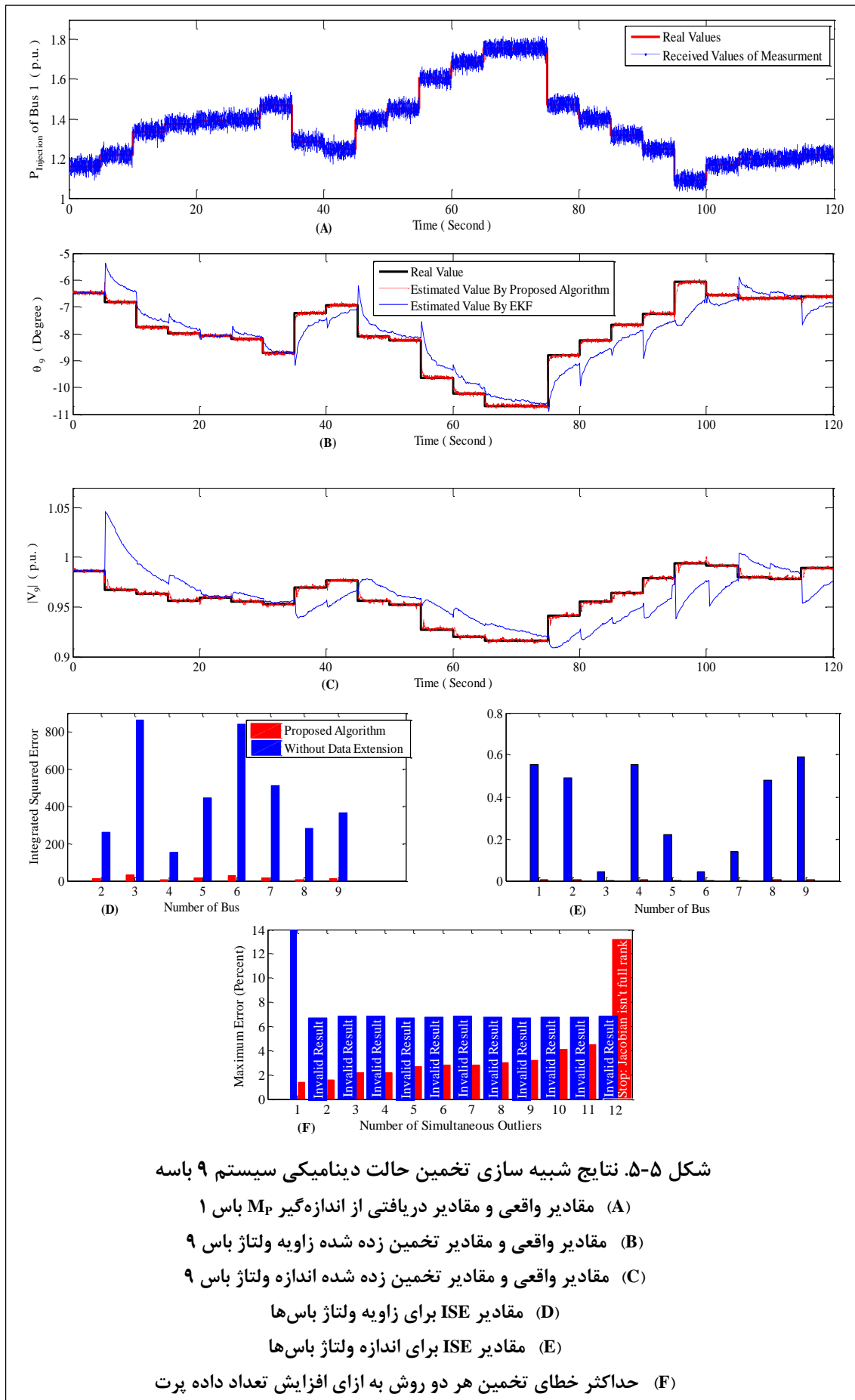


شکل ۴-۵. دیاگرام تک خطی سیستم‌های تحت شبیه سازی

(A) سیستم ۹ باسه IEEE (B) سیستم ۱۱۸ باسه IEEE

برای مقایسه بهتر خطای تخمین دینامیکی دو روش، معیار انتگرال مربع خطای تخمین (ISE) که شاخص مناسبی برای سرعت رصد کردن و دقت تخمین می باشد (که در قسمت ۴-۶ معرفی گردید)، مورد استفاده قرار می گیرد. شکل های (D) ۵-۵، (E) ۵-۵، (D) ۵-۶ و (E) ۵-۶ مقادیر ISE را برای تخمین بردار حالت توسط دو روش نشان می دهند. نتایج گویای برتری قابل ملاحظه روش پیشنهادی می باشند.

همانطور که در قسمت ۴-۶ گفته شد، معیار حد از کارافتادگی شاخص مناسبی برای ارزیابی مقاوم بودن تخمینگر در برابر داده های پرت می باشد. لذا جهت ارزیابی مقاوم بودن روش پیشنهادی به محاسبه این شاخص پرداخته می شود. شکل های (F) ۵-۵ و (F) ۵-۶ رشد خطای تخمین را به ازای تعداد داده های پرت، نشان می دهد. مقدار حد از کار افتادگی برای روش معمول EKF بدون گسترش داده ها برابر صفر می باشد که این اتفاق با توجه به اینکه داده پرت باعث دور شدن مسیر فیلتر کالمن خطی شده از مسیر نامی سیستم می شود، مورد انتظار بود. همانطور که در این شکل ها مشخص است، روش پیشنهادی در سیستم ۹ باسه تا زمانی که ۱۱ تا از ۳۳ اندازه گیری و در سیستم ۱۱۸ باسه تا زمانی که ۱۳۳ تا از ۴۱۱ اندازه گیری با داده های پرت جایگزین شوند تخمین معتبری ارائه می دهد زیرا همانطور که گفته شد به راحتی با مقایسه خروجی RBF قادر به حذف آنها می باشد. لذا حد از کار افتادگی برای روش پیشنهادی تقریباً برابر $\frac{1}{3}$ می باشد (البته با فرض مصون بودن داده های PMU از تحریف برای هر دو روش، که در عمل این فرض با توجه به تکنولوژی پیشرفته و دقت بالای آنها صادق می باشد).



شکل ۵-۵. نتایج شبیه سازی تخمین حالت دینامیکی سیستم ۹ باسه

(A) مقادیر واقعی و مقادیر دریافتی از اندازه گیر M_p باس ۱

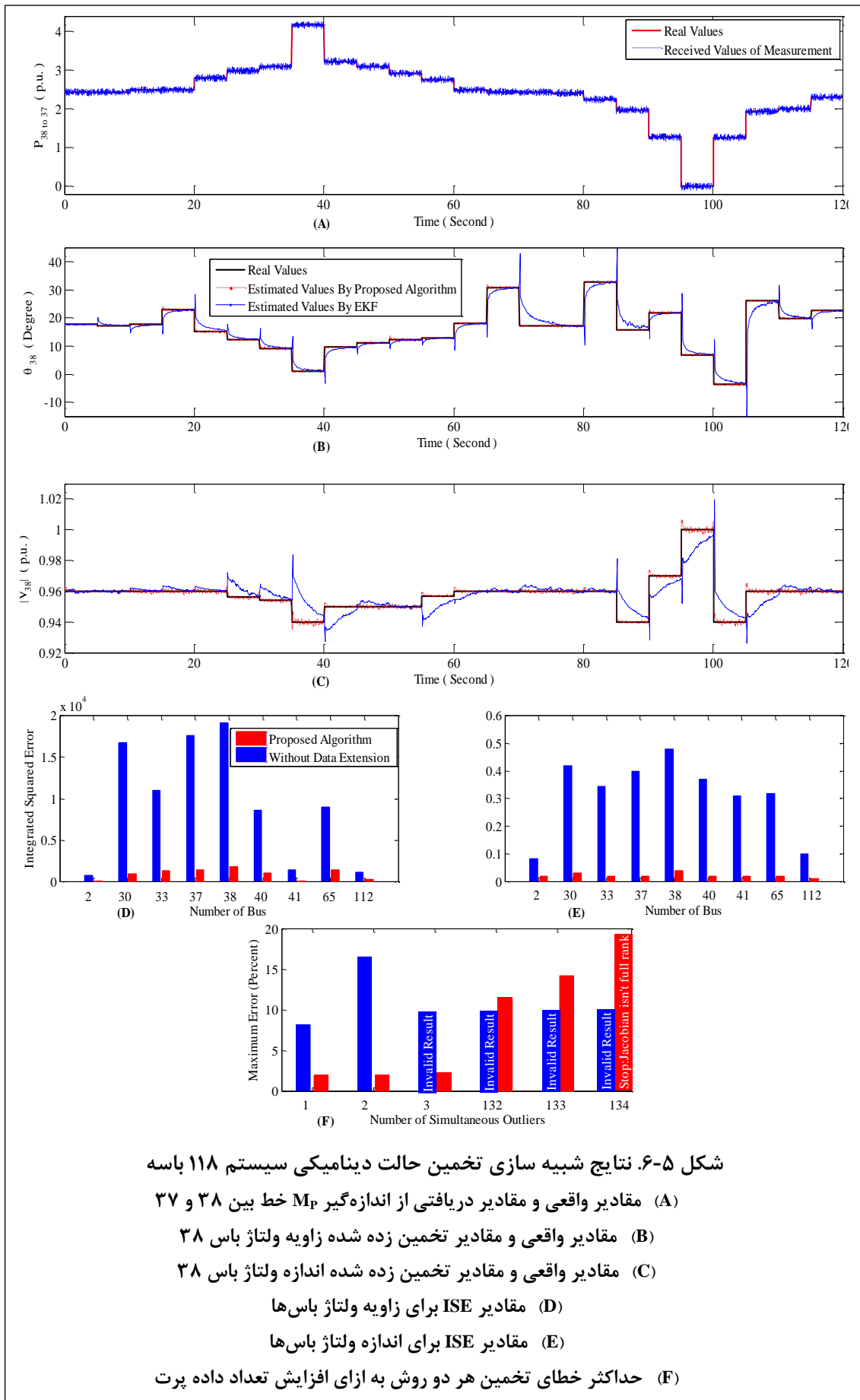
(B) مقادیر واقعی و مقادیر تخمین زده شده زاویه ولتاژ باس ۹

(C) مقادیر واقعی و مقادیر تخمین زده شده اندازه ولتاژ باس ۹

(D) مقادیر ISE برای زاویه ولتاژ باسها

(E) مقادیر ISE برای اندازه ولتاژ باسها

(F) حداکثر خطای تخمین هر دو روش به ازای افزایش تعداد داده پرت



شکل ۵-۶. نتایج شبیه سازی تخمین حالت دینامیکی سیستم ۱۱۸ باسه

(A) مقادیر واقعی و مقادیر دریافتی از اندازه گیر M_P خط بین ۳۷ و ۳۸

(B) مقادیر واقعی و مقادیر تخمین زده شده زاویه ولتاژ باس ۳۸

(C) مقادیر واقعی و مقادیر تخمین زده شده اندازه ولتاژ باس ۳۸

(D) مقادیر ISE برای زاویه ولتاژ باسها

(E) مقادیر ISE برای اندازه ولتاژ باسها

(F) حداکثر خطای تخمین هر دو روش به ازای افزایش تعداد داده پرت

۵-۲-۳- الگوریتم فیلتر کالمن بدون ادراک^۱ (UKF)

در خطی‌سازی روابط غیر خطی یک سیستم با صرف نظر از جملات درجه بالا بسط تیلور ناپایداری ایجاد می‌گردد. فیلتر کالمن بدون ادراک که ابزار مناسبی جهت مقابله با این موضوع می‌باشد، را می‌توان به طور خلاصه به این صورت ارائه نمود:

۵-۲-۳-۱ تبدیل بدون ادراک^۲ (UT)

تبدیل بدون ادراک یک روش کارآمد و آسان‌تر نسبت به توابع غیر خطی برای تقریب توزیع گوسی می‌باشد. طبق این تئوری، توزیع آماری حالات، تقریب بهتری از بردار حالت و ماتریس کواریانس فراهم می‌کند. تئوری تبدیل بدون ادراک به این صورت قابل بیان می‌باشد [۹۸-۱۰۱]:
در نظر بگیرید که X یک متغیر تصادفی n -بعدی با متوسط m و کواریانس P_{XX} بوده و متغیر تصادفی y به وسیله یک تابع غیرخطی با X مرتبط باشد:

$$y = f(X) \quad (۴۳-۵)$$

ایده اصلی تبدیل بدون ادراک، بدست آوردن یک مجموعه نقاط سیگما، که میانگین و کواریانس توزیع X را دقیقاً رصد کند، می‌باشد. سپس نقاط سیگما جهت محاسبه میانگین y (\bar{y}) و کواریانس آن (P_{yy}) مورد استفاده قرار می‌گیرند.

بر اساس شناخت از X ، می‌توان $2n+1$ نقطه سیگما را به صورت زیر پیدا نمود:

$$\begin{aligned} \chi^0 &= m \\ \chi^i &= m + \left(\sqrt{(n+\lambda)P_{XX}} \right)^i \quad i = 1, \dots, n \\ \chi^{i+n} &= m - \left(\sqrt{(n+\lambda)P_{XX}} \right)^i \quad i = 1, \dots, n \end{aligned} \quad (۴۴-۵)$$

که $\left(\sqrt{(n+\lambda)P_{XX}} \right)^i$ ، سطر یا ستون i ام ماتریس ریشه دوم $((n+\lambda)P_{XX})$ می‌باشد و پارامتر λ را می‌توان به صورت $\lambda = \alpha^2(n+\kappa) - n$ تعریف نمود. همچنین پیشنهاد می‌شود که $10^{-4} \leq \alpha \leq 1$ و

^۱ Unscented Kalman Filter

^۲ Unscented Transform

$P = AA^T$ رابطه $\kappa = 0$ یا $\kappa = 3 - n$ در نظر گرفته شود. ماتریس ریشه دوم را نیز می توان به کمک رابطه

تقریب زد، که A ماتریس پایین مثلثی بدست آمده از تجزیه چلوسکی ماتریس P می باشد [۹۹].

در مرحله بعد، نقاط سیگما بدست آمده را می توان از طریق تابع غیر خطی به صورت زیر به نقاط سیگما تبدیل یافته تبدیل نمود:

$$\chi^i = f(\chi^i) \quad (45-5)$$

سپس میانگین و کوواریانس y را می توان به کمک نقاط سیگما تبدیل یافته به صورت زیر محاسبه نمود:

$$\bar{y} = \sum_{i=0}^{2n} W_m^i y^i \quad (46-5)$$

$$P_{yy} = \sum_{i=0}^{2n} W_C^i (\chi^i - \bar{y})(\chi^i - \bar{y})^T$$

که وزن های W_m^i و W_C^i به صورت زیر تعریف می شود:

$$W_m^0 = \frac{\lambda}{n + \lambda}$$

$$W_C^0 = \frac{\lambda}{n + \lambda} + (1 - \alpha^2 + \beta) \quad (47-5)$$

$$W_m^i = W_C^i = \frac{1}{2(n + \lambda)}$$

که معمولاً پارامتر β برای توزیع گوسین مقدار ۲ در نظر گرفته می شود.

۲-۳-۲-۵ پیاده سازی الگوریتم فیلتر کالمن بدون ادراک

الگوریتم UKF به ترتیب شامل سه قسمت اصلی: محاسبه نقاط سیگما، پیش بینی حالت و اصلاح حالت می باشد.

فیلتر کالمن بدون ادراک (UKF) بر اساس تئوری تبدیل بدون ادراک (UT)، به طور خلاصه به این صورت قابل بیان می باشد:

۱. معادلات زمان-گسسته سیستم به صورت زیر بیان گردیده است:

$$\begin{aligned}
X_k &= f_{k-1}(X_{k-1}, u_{k-1}, w_{k-1}) \\
y_k &= h_k(X_k, v_k) \\
w_k &\sim (0, Q_k) \\
v_k &\sim (0, R_k)
\end{aligned}
\tag{۴۸-۵}$$

که ماتریس کوواریانس نویز سیستم با Q_k و ماتریس کوواریانس نویز اندازه‌گیری با R_k بیان شده است.

۲. مقدار دهی اولیه فیلتر:

$$\begin{aligned}
\hat{X}_0^+ &= E(X_0) \\
P_0^+ &= E\left[(X - \hat{X}_0^+)(X - \hat{X}_0^+)^T\right]
\end{aligned}
\tag{۴۹-۵}$$

که \hat{X}_0^+ حالت اولیه و P_0^+ ماتریس کوواریانس حالت اولیه می باشند. بالانویس + بیانگر اینست که تخمین یک تخمین پسینی^۱ است.

۳. معادلات بروز رسانی زمان که در ادامه خواهد آمد جهت پیشروی تخمین حالت و کوواریانس به زمان بعدی مورد استفاده قرار خواهند گرفت.

الف) ابتدا جهت پیشروی از گام زمانی $k-1$ به k ، نقاط سیگما $\hat{\chi}_{k-1}^i$ بر اساس فرمولهای زیر تعیین می گردند:

$$\begin{aligned}
\hat{\chi}_{k-1}^{(i)} &= \hat{X}_{k-1}^+ + \tilde{\chi}^{(i)}, & i &= 1, \dots, 2n \\
\tilde{\chi}^{(i)} &= \left(\sqrt{(n+\lambda)P_{k-1}^+}\right)_i^T, & i &= 1, \dots, n \\
\tilde{\chi}^{(n+i)} &= -\left(\sqrt{(n+\lambda)P_{k-1}^+}\right)_i^T, & i &= 1, \dots, n
\end{aligned}
\tag{۵۰-۵}$$

ب) معادلات غیرخطی سیستم ($f(\bullet)$) جهت تبدیل نقاط سیگما به بردارهای $\hat{\chi}_k^{(i)}$ استفاده می شوند.

$$\hat{\chi}_{k-1}^{(i)} \xrightarrow{f(\bullet)} \hat{\chi}_k^{(i)}, \quad \hat{\chi}_k^{(i)} = f(\hat{\chi}_{k-1}^{(i)}, u_k, t_k)
\tag{۵۱-۵}$$

^۱ Posteriori

ج) ترکیب بردارهای $\hat{\chi}_k^{(i)}$ جهت بدست آوردن تخمین پیشینی^۱ حالت در زمان k به کمک رابطه زیر:

$$\hat{X}_k^- = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^{2n} \hat{\chi}_k^{(i)} \quad (52-5)$$

د) تخمین کوواریانس خطای پیشینی با اضافه کردن Q_{k-1} به انتهای معادله به منظور لحاظ نمودن نویز فرآیند:

$$P_k^- = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^{2n} (\hat{\chi}_k^{(i)} - \hat{X}_k^-)(\hat{\chi}_k^{(i)} - \hat{X}_k^-)^T + Q_{k-1} \quad (53-5)$$

۴. در این مرحله معادلات بروز رسانی زمان کامل می‌شوند و نیاز است معادلات بروز رسانی اندازه‌گیرها در قسمت نهایی الگوریتم UKF اجرا گردد.

الف) انتخاب نقاط سیگما $\hat{\chi}_k^{(i)}$. بهترین حدس برای میانگین و کوواریانس، \hat{X}_k^- و P_k^- می‌باشد:

$$\begin{aligned} \hat{\chi}_k^{(i)} &= \hat{X}_k^- + \tilde{\chi}^{(i)}, & i &= 1, \dots, 2n \\ \tilde{\chi}^{(i)} &= \left(\sqrt{(n+\lambda)P_{k-1}^-} \right)_i^T, & i &= 1, \dots, n \\ \tilde{\chi}^{(n+i)} &= -\left(\sqrt{(n+\lambda)P_{k-1}^-} \right)_i^T, & i &= 1, \dots, n \end{aligned} \quad (54-5)$$

ب) استفاده از معادلات غیرخطی مشخص اندازه‌گیری $(h(\bullet))$ برای تبدیل نقاط سیگما به بردارهای $\hat{y}_k^{(i)}$ به این صورت:

$$\hat{\chi}_k^{(i)} \xrightarrow{h(\bullet)} \hat{y}_k^{(i)}, \quad \hat{y}_k^{(i)} = h(\hat{\chi}_k^{(i)}, t_k) \quad (55-5)$$

ج) ترکیب بردارهای $\hat{y}_k^{(i)}$ جهت بدست آوردن اندازه‌گیری پیش بینی شده در زمان k :

$$\hat{y}_k = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^{2n} \hat{y}_k^{(i)} \quad (56-5)$$

^۱ Piori

د) تخمین کوواریانس اندازه‌گیرهای تخمین زده شده با اضافه نمودن R_k به انتهای معادله به منظور لحاظ نمودن نویز اندازه‌گیرها:

$$P_y^- = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^{2n} (\hat{y}_k^{(i)} - \hat{y}_k)(\hat{y}_k^{(i)} - \hat{y}_k)^T + R_k \quad (57-5)$$

ه) تخمین کوواریانس بین \hat{y}_k و \hat{X}_k^- :

$$P_{Xy}^- = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^{2n} (\hat{x}_k^{(i)} - \hat{X}_k^-)(\hat{y}_k^{(i)} - \hat{y}_k)^T \quad (58-5)$$

و) در نهایت، بروز رسانی اندازه‌گیرها با استفاده از معادلات فیلتر کالمن نرمال قابل اجرا می‌باشد:

$$\begin{aligned} K_k &= P_{Xy}^- P_y^{-1} \\ \hat{X}_k^+ &= \hat{X}_k^- + K_k (y_k - \hat{y}_k) \\ P_k^+ &= P_k^- - (K_k P_y K_k^T) \end{aligned} \quad (59-5)$$

که K_k ماتریس بهره کالمن، \hat{X}_k^+ تخمین حالت و P_k^+ ماتریس کوواریانس خطای تخمین می‌باشند.

۵-۲-۴- الگوریتم فیلتر ذره ای^۱

تخمین حالت دینامیکی مبتنی بر فیلتر ذره ای زمانی که داده های PMU با فرکانس نمونه‌برداری بالا در دسترس باشند، بسیار کارآمد می‌باشد. تخمین حالت دینامیکی بهره‌مند از داده‌های PMU یک زمینه ساز کلیدی جهت عملی سازی حفاظت با "تنظیمات کمتر"^۲ در شبکه می‌باشد [۱۰۲].

^۱ Particle Filter
^۲ Setting-less

فیلتر ذره ای، یک روش پیاده سازی فیلتر بیزین با استفاده از روش پی در پی مونت کارلو^۱ می باشد. در این روش تابع چگالی پسین به وسیله یک مجموعه نمونه های تولید شده وزن داده شده تقریب زده می شود. هرچه تعداد نمونه ها افزایش یابد، تابع چگالی پسین تقریب بهتری (حل بهینه تری از بیزین) ارائه می دهد.

تابع چگالی را به صورت زیر در نظر بگیرید:

$$p(X_{0:k}|Z_{0:k}) \approx \sum_{j=1}^N W_k^j \Delta(X_{0:k} - X_{0:k}^j) \quad (60-5)$$

که $X_{0:k}$ مجموعه تمام حالات تا گام k ، $Z_{0:k}$ مجموعه اندازه گیریها تا گام k ، Δ تابع دلتا، $X_{0:k}^j$ ($j=1, \dots, N$) یک مجموعه ذرات، N تعداد ذرات و W_k^j یک مجموعه وزن برای ذرات که بوسیله فاکتور نرمالایز شده اهمیت نمونه^۲ (IS) بوده و مجموع این مجموعه برابر ۱ ($\sum_j W_k = 1$) می باشد [۱۰۳]. مشکل تباهدگی^۳ یک مشکل رایج در این عملیات (IS) می باشد.

یک شاخص مناسب برای تباهدگی، اندازه نمونه موثر^۴ (ESS) می باشد. مقدار کوچک نشان دهنده تباهدگی شدید می باشد و به صورت زیر تعریف می شود [۱۰۴]:

$$ESS = \frac{N}{1 + \text{Var}(\hat{W}_k^j)} \approx \frac{1}{\sum_{j=1}^N (W_k^j)^2} = \hat{ESS} \quad (61-5)$$

که $\text{Var}(\hat{W}_k^i)$ واریانس وزن های صحیح (که در عمل دست یافتنی نیست) می باشد و اغلب تقریب \hat{ESS} استفاده می شود.

^۱ Monte Carlo

^۲ Importance Sampling

^۳ Degeneracy

^۴ Effective Sample Size

واریانس وزن‌های اهمیت به مرور افزایش می‌یابد [۱۰۵]. بنابراین، اغلب ذرات وزن متناظر ناچیزی خواهند داشت یعنی عملاً فقط تعداد کمی از ذرات در تخمین مشارکت خواهند داشت. یکی از روش‌های فائق آمدن به این مشکل، نمونه‌برداری مجدد^۱ می‌باشد.

هدف اصلی نمونه‌برداری مجدد، جایگزینی ذرات دارای وزن ناچیز با نمونه‌های جدید بدست آمده از یک تابع چگالی پسین تقریبی می‌باشد. این نمونه‌های جدید دارای وزن‌های برابر می‌باشند. از میان روش‌های نمونه‌برداری مجدد، اغلب روش نمونه‌برداری مجدد سیستماتیک^۲ به خاطر محاسبات ساده، کارآمدی تجربی خوب [۱۰۴] و بهروری مناسب [۱۰۶]، ترجیح داده می‌شود.

به طور کل، الگوریتم فیلتر ذرات را می‌توان به این گونه خلاصه نمود:

(۱) مقداردهی اولیه فیلتر: حالات سیستم با مقادیر حالت ماندگار در گام $k=0$ مقداردهی اولیه

می‌شوند. N ذره به طور تصادفی بر اساس مقدار اولیه هر حالت سیستم تولید می‌گردند:

$$\begin{cases} X_0 = X_0^* \\ X_p^j = X_{p0} + \varepsilon^j \quad p=1, \dots, l \end{cases} \quad (۶۲-۵)$$

که X_0 بردار حالت اولیه سیستم، X^* مقادیر حالت ماندگار (یا مقادیر مورد انتظار) حالات، X_p^j یک ذره پشتیبان، X_{p0} یک حالت در X_0 ، l تعداد حالات سیستم و ε^j یک اسکالر تصادفی حاصل از یک تابع چگالی احتمال (pdf) معلوم از ε می‌باشند.

(۲) انتشار^۳ دینامیک‌های سیستم: در گام $k=1, \dots, L$ ، یک تخمین پیشینی (که با "-" نشان داده

می‌شوند) از ذرات به کمک معادله حالت سیستم (رابطه ۴۸-۵) و با داشتن ورودی و تخمین

پسینی از ذرات در گام قبلی، محاسبه می‌گردد:

$$X_k^{j-} = f_k(X_{k-1}^{j+}, u_{k-1}, w_{k-1}^j) \quad j=1, \dots, N \quad (۶۳-۵)$$

^۱ Resampling

^۲ Systematic

^۳ Propagation

که w_{k-1}^j نویز فرآیند به طور تصادفی بر اساس تابع چگالی احتمال معلوم از w_{k-1} تولید می‌شوند.

(۳) تولید وزن‌ها: اگر تابع اندازه‌گیری مرتبط با حالات سیستم (ذرات) و ورودی‌ها و pdf نویز اندازه‌گیری مشخص باشد، آنگاه احتمال شرطی ذره X_k^{j-} بعد از دریافت اندازه‌گیری در گام k قابل محاسبه است. وزن W_k^j مربوط به ذره X_k^{j-} برابر است با احتمال برابری بردار اندازه‌گیریها Z_k با مقادیر بردار اندازه‌گیری متناظر (Z_k^*) با فرض اینکه حالت X_k برابر ذره X_k^{j-} باشد، که به صورت $P[Z_k = Z_k^* | X_k = X_k^{j-}]$ بیان می‌گردد. عموماً، بردار نویز اندازه‌گیری v_k دارای توزیع نرمال می‌باشد ($v_k \sim N(0, R)$) که R ماتریس کوواریانس اندازه‌گیری می‌باشد). لذا وزن‌ها را می‌توان به صورت زیر محاسبه نمود [۱۰۶]:

$$W_k^j = P[Z_k = Z_k^* | X_k = X_k^{j-}] = P[v_k = Z_k^* - h(X_k^{j-})] \quad (۶۴-۵)$$

$$\propto \frac{1}{\sqrt{R(2\pi)^d}} \exp\left(-\frac{[Z_k^* - h(X_k^{j-})]^T R^{-1} [Z_k^* - h(X_k^{j-})]}{2}\right)$$

که d بعد بردار اندازه‌گیری Z_k و h تابعی است که رابطه بین اندازه‌گیرها و حالات را بیان می‌کند.

بعد از اختصاص وزن به همه ذرات، جهت اطمینان از اینکه مجموع احتمالات شرطی برابر یک باشند، آنها را نرمالایز می‌کنیم:

$$W_k = \frac{W_k^j}{\sum_{j=1}^N W_k^j} \quad (۶۵-۵)$$

که W_k بردار وزن در گام k می‌باشد.

(۴) نمونه برداری مجدد ذرات: طبق روش نمونه‌برداری مجدد سیستماتیک، اگر \hat{ESS} در رابطه (۶۱-۵) کمتر از یک آستانه معین (\hat{ESS}_{Th}) باشد، ذرات جدید برای گام k بر اساس وزن‌های نرمالایز شده نمونه‌برداری خواهند شد. مراحل زیر برای هر ذره $X_k^{j-} (j=1, \dots, N)$ اجرا می‌گردد:

الف) تولید یک عدد تصادفی μ ، که $0 < \mu < 1$

ب) یافتن یک عدد صحیح r به طوری که $\sum_{i=1}^{r-1} W_k^i < (j-1 + r/N) \leq \sum_{i=1}^r W_k^i$

ج) تخصیص مقادیر متناظر به ذره پسین: $X_k^{j+} = X_k^{r-}$

د) همه وزن‌ها را برابر $W_k^j = (1/N)$ قرار دادن.

۵) تخمین حالت: از آنجا که ذرات پسین $X_k^{j+} (j=1, \dots, N)$ در گام k توزیعی مبتنی بر تابع

چگالی احتمال $p(X_k | Z_k)$ ، به سادگی می‌توان X_k را به کمک محاسبه میانگین ذرات

تخمین زد:

$$X_k \approx \sum_{j=1}^N X_k^{j+} W_k^j = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N X_k^{j+} \quad (۶۶-۵)$$

۵-۲-۵ تخمینگر دینامیکی پیشنهادی جهت تخمین حالت شبکه‌های

قدرت

مدل گسسته دینامیکی یک سیستم غیر خطی را در نظر بگیرید:

$$\begin{aligned} x_t &= f(x_{t-1}, u_t) + w_t \\ z_t &= h(x_t) + v_t \end{aligned} \quad (۶۷-۵)$$

که در آن f تابع فرآیند، h تابع اندازه‌گیری، x_t متغیرهای حالت، u_t ورودی و z_t

اندازه‌گیرهای سیستم در لحظه t می‌باشند. همچنین فرض می‌شود که نویز فرآیند w_t و نویز

اندازه‌گیری v_t مستقل از یکدیگر باشند. مسئله تخمین حالت دینامیکی، از دیدگاه تئوری بیزین

تخمین تابع چگالی احتمال پسین است. روش بیزین تابع چگالی احتمال پسین را به صورت بازگشتی

طی دو گام به صورت زیر تخمین می‌زند:

(۱) مرحله پیش بینی

فیلتر بیزین در این مرحله با فرض معلوم بودن $p(x_{t-1} | Y_{t-1})$ به کمک معادله معروف چاپمن کولموگروف به دنبال تعیین $p(x_t | Y_{t-1})$ می باشد:

$$p(x_t | Y_{t-1}) = \int p(x_t | x_{t-1}) p(x_{t-1} | Y_{t-1}) dx_{t-1} \quad (۶۸-۵)$$

که: $y_t = \{z_t, u_t\}$ یا $Y_t = \{y_1, y_2, y_3, \dots, y_k\} = \{z_1, z_2, z_3, \dots, z_t\} \cup \{u_1, u_2, u_3, \dots, u_t\}$

۲) مرحله به روز رسانی

این مرحله توسط قانون بیز^۱ به صورت زیر انجام می شود:

$$p(x_t | Y_t) = \frac{p(y_t | x_t, Y_{t-1}) p(x_t | Y_{t-1})}{p(y_t | Y_{t-1})} = \frac{p(y_t | x_t) p(x_t | Y_{t-1})}{p(y_t | Y_{t-1})} \quad (۶۹-۵)$$

که در اینجا، $p(y_t | Y_{t-1})$ به کمک رابطه چاپمن کولموگروف^۲ به این صورت در می آید:

$$p(y_t | Y_{t-1}) = \int p(y_t | x_t) p(x_t | Y_{t-1}) dx_t \quad (۷۰-۵)$$

لذا:

$$p(x_t | Y_t) = \frac{p(y_t | x_t) p(x_t | Y_{t-1})}{\int p(y_t | x_t) p(x_t | Y_{t-1}) dx_t} \quad (۷۱-۵)$$

همانطور که از روابط بر می آید فیلتر بیزین حل ادراکی^۳ دارد و به تنهایی قابل پیاده سازی جهت انجام عملیات تخمین حالت نیست. وابسته به مدل فرآیند و اندازه گیری، روش های مختلفی برای حل عملی فیلتر بیز وجود دارد. چنانچه مدل سیستم دینامیکی مورد بررسی و اندازه گیری ها خطی بوده و نویز فرآیند و اندازه گیری گوسی با میانگین صفر باشند، فیلتر کالمن بهترین روش برای حل فیلتر بیزین می باشد. در صورتی که سیستم غیر خطی باشد از روش های زیر بهینه و تقریبی برای تخمین استفاده می شود که مهمترین آن ها فیلتر کالمن توسعه یافته (EKF)، فیلتر کالمن بدون ادراک (UKF) و فیلتر ذره ای است. در صورتی که میزان غیر خطی سیستم زیاد یا تغییرات شدید

^۱ Bayes

^۲ Chapman-Kolmogorov

^۳ Conceptual

باشد، فیلتر کالمن توسعه یافته و فیلتر کالمن بدون ادراک چندان کارآمد نخواهد بود. فیلتر ذره ای که در قسمت ۵-۲-۴ ارائه گردید، نتایج خوبی در تخمین سیستم های غیر خطی ارائه داده است. اما این روش نیز دارای نقاط ضعف بزرگی می باشد. یکی از این نقاط ضعف این است که حتی با تعداد زیادی ذرات ممکن است هیچ ذره ای در نزدیک حالت صحیح قرار نگیرد. از این ضعف در قسمت ۵-۲-۴ به عنوان مسئله تباهیدگی یاد شد. از طرف دیگر به دلیل اینکه پروسه نمونه برداری در الگوریتم فیلتر ذره ای بهینه نیست، دو مشکل در فیلتر ذره ای به وجود می آید. اولین مشکل مسئله فقر نمونه^۱ است. این مشکل سبب می شود که بعد از مرحله به روز رسانی بیشتر ذرات وزن قابل توجهی نداشته باشند. دیگر مشکل، وابستگی فیلتر ذره ای به تعداد ذرات است. فیلتر ذره ای شدیداً به تعداد ذراتی که برای تخمین توزیع احتمال به کار می رودتد وابسته است.

در این قسمت نیز جهت حل مسئله تخمین حالت، دنبال حداکثر کردن تابع چگالی احتمال پسین هستیم. یا به عبارت بهتر، در روش پیشنهادی در این قسمت، تخمین حالت شبکه معادل پیدا کردن حالتی (\hat{x}_t^{mpp}) است که با در نظر گرفتن تمام مقادیر اندازه گیری ها تا آن لحظه و مقادیر حالات در یک گام زمانی قبل تر، احتمال وقوع آنها حداکثر باشد:

$$\hat{x}_t^{mpp} = \arg \max_{x_t} p(x_t | Y_t, x_{t-1}) \quad (۷۲-۵)$$

و از آنجا که $Y_t = \{z_t, u_t, Y_{t-1}\}$ ، لذا :

$$\hat{x}_t^{mpp} = \arg \max_{x_t} p(x_t | z_t, u_t, Y_{t-1}, x_{t-1}) \quad (۷۳-۵)$$

و بر اساس رابطه بیز، داریم:

$$\hat{x}_t^{mpp} = \arg \max_{x_t} \frac{p(z_t | x_t, u_t, Y_{t-1}, x_{t-1}) p(x_t | u_t, Y_{t-1}, x_{t-1})}{p(z_t | u_t, Y_{t-1}, x_{t-1})} \quad (۷۴-۵)$$

و چون آرگومان حداکثر سازی، x_t می باشد، لذا کافی است بنویسیم:

^۱ Sample Impoverishment

$$\hat{x}_t^{mpp} = \arg \max_{x_t} p(z_t | x_t, u_t, Y_{t-1}, x_{t-1}) p(x_t | u_t, Y_{t-1}, x_{t-1}) \quad (75-5)$$

حال با توجه به رابطه چاپمن کولموگراف گسسته می توان نوشت:

$$\begin{aligned} \hat{x}_t^{mpp} &= \arg \max_{x_t} \sum_{i=1}^t p(z_i | x_i, u_i) p(x_i | x_{i-1}, u_i) p(x_{i-1} | Y_{i-1}) \\ &= \arg \max_{x_t} \left(\begin{array}{l} p(z_t | x_t, u_t) p(x_t | x_{t-1}, u_t) p(x_{t-1} | Y_{t-1}) \\ + \sum_{i=1}^{t-1} p(z_i | x_i, u_i) p(x_i | x_{i-1}, u_i) p(x_{i-1} | Y_{i-1}) \end{array} \right) \end{aligned} \quad (76-5)$$

با تعریف $f_p(t) = \sum_{i=1}^t p(z_i | x_i, u_i) p(x_i | x_{i-1}, u_i) p(x_{i-1} | Y_{i-1})$ معادله بالا به این صورت در خواهد

آمد:

$$\hat{x}_t^{mpp} = \arg \max_{x_t} f_p(t) = \arg \max_{x_t} (p(z_t | x_t, u_t) p(x_t | x_{t-1}, u_t) p(x_{t-1} | Y_{t-1}) + f_p(t-1)) \quad (77-5)$$

با توجه به رابطه بازگشتی (77-5) و اصل بهینگی بلمن^۱ می توان آن را به صورت زیر بازنویسی

نمود:

$$\hat{x}_t^{mpp} = \arg \max_{x_t} (p(z_t | x_t, u_t) p(x_t | x_{t-1}, u_t) p(x_{t-1} | Y_{t-1})) \quad (78-5)$$

برای ساده سازی بیشتر می توان به معادله بالا، تابع لگاریتم را اعمال نمود:

$$\begin{aligned} \hat{x}_t^{mpp} &= \arg \max_{x_t} \text{Ln} (p(z_t | x_t, u_t) p(x_t | x_{t-1}, u_t) p(x_{t-1} | Y_{t-1})) \\ &= \arg \max_{x_t} \left(\begin{array}{l} \text{Ln} (p(z_t | x_t, u_t)) + \text{Ln} (p(x_t | x_{t-1}, u_t)) \\ + \text{Ln} (p(x_{t-1} | Y_{t-1})) \end{array} \right) \end{aligned} \quad (79-5)$$

همچنین مشخص است که عبارت $p(x_{t-1} | Y_{t-1})$ همان تابع چگالی پسین برای گام زمانی قبل تر

است، لذا با استناد کردن دوباره به اصل بهینگی بلمن معادله (79-5) به صورت زیر در می آید:

$$\hat{x}_t^{mpp} = \arg \max_{x_t} (\text{Ln} (p(z_t | x_t, u_t)) + \text{Ln} (p(x_t | x_{t-1}, u_t))) \quad (80-5)$$

Subject to:

^۱ Bellman

$$x_t = f(x_{t-1}, u_t) + w_t$$

$$z_t = h(x_t, u_t) + v_t$$

از طرفی اگر تابع چگالی احتمال گوسی برای فرآیند و اندازه‌گیری به ترتیب به صورت زیر در نظر گرفته شود:

$$p(x_t(i) | x_{t-1}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_w^2}} e^{-\frac{(x_t(i) - \hat{x}_t(i))^2}{2\sigma_w^2}}$$

$$p(z_t(i) | x_t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_v^2}} e^{-\frac{(z_t(i) - \hat{z}_t(i))^2}{2\sigma_v^2}}$$

که σ_w انحراف معیار فرآیند و σ_v انحراف معیار اندازه‌گیری می باشد.

آنگاه در نهایت مسئله تخمین به صورت مسئله بهینه سازی زیر تبدیل می شود:

$$\hat{x}_t^{mpp} = \arg \min_{x_t} (f_\varepsilon) \quad (۸۱-۵)$$

subject to:

$$x_t = f(x_{t-1}, u_t) + w_t$$

$$z_t = h(x_t, u_t) + v_t$$

که:

$$f_\varepsilon = (z_t - \hat{z}_t)^T R^{-1} (z_t - \hat{z}_t) + (x_t - \hat{x}_t)^T Q^{-1} (x_t - \hat{x}_t)$$

$$Q = \text{diag}[\sigma_{w_1}^2 \quad \sigma_{w_2}^2 \quad \dots \quad \sigma_{w_N}^2]$$

$$R = \text{diag}[\sigma_{v_1}^2 \quad \sigma_{v_2}^2 \quad \dots \quad \sigma_{v_{NM}}^2]$$

۵-۲-۶ اجرا تخمین حالت با حل مسئله بهینه سازی مقید

طبق روش پیشنهادی در این قسمت، جهت انجام تخمین حالت سیستم کافی است مسئله

بهینه‌سازی مقید ارائه شده در معادله (۸۱-۵) را حل نمود. جهت حل این مسئله ابتدا روش IPSO

که در ۳-۳-۴ مطرح گردید، مورد استفاده قرار گرفت ولی این الگوریتم همگرایی مناسبی ارائه نداد.

لذا در ادامه الگوریتم رقابت استعماری^۱ که سازگاری بیشتری نسبت به روش IPSO با این نوع مسئله داشته و همگرایی عددی خوبی ارائه می‌دهد، جهت حل این مسئله بهینه‌سازی مقید انتخاب گردید. همچنین در ادامه شبیه سازی جهت اطمینان از بهینه بودن انتخاب روش حل این مسئله، روند همگرایی الگوریتم انتخابی با روند همگرایی الگوریتم ژنتیک نیز مقایسه خواهد گردید.

۵-۲-۶-۱) الگوریتم رقابت استعماری

الگوریتم رقابت استعماری یک الگوریتم مبتنی بر جمعیت تصادفی است که از ایده تکامل سیاسی-اجتماعی بشر الهام گرفته است. در این الگوریتم تعدادی کشور استعمارگر همراه با مستعمراتشان به جستجو برای یافتن نقطه بهینه عمومی برای حل مسئله بهینه‌سازی می‌پردازند [۱۰۷، ۱۰۸].

این الگوریتم همانند دیگر الگوریتم‌های تکاملی، با تعدادی جمعیت اولیه تصادفی که هر کدام از آنها یک "کشور" نامیده می‌شوند، شروع می‌شود. تعدادی از بهترین عناصر جمعیت (معادل نخبه‌ها در الگوریتم ژنتیک) به عنوان استعمارگر^۲ انتخاب می‌شوند و باقیمانده جمعیت نیز به عنوان مستعمره^۳، در نظر گرفته می‌شوند. استعمارگران بسته به قدرتشان، این مستعمرات را به سمت خود می‌کشند.

(۱) برای شروع الگوریتم، تعداد $N_{country}$ کشور اولیه به صورت تصادفی ایجاد می‌شود:

$$COUNTRY = \begin{bmatrix} country_1 \\ country_2 \\ country_3 \\ \vdots \\ \vdots \\ \vdots \\ country_{N_{country}} \end{bmatrix} \quad (۸۲-۵)$$

که: $country = [x_1, x_2, x_3, \dots, x_{N_{Var}}]$ ، x_i متغیر i ام و N_{Var} تعداد متغیرها می‌باشد.

^۱ Imperialist Competitive Algorithm

^۲ Imperialist

^۳ Colony

هزینه یک کشور با ارزیابی تابع f_ε به ازای متغیرهای $(x_1, x_2, x_3, \dots, x_{N_{Var}})$ یافته می شود:

$$Cost_i = f_\varepsilon(country_i) = f_\varepsilon(x_1, x_2, x_3, \dots, x_{N_{Var}}) \quad (۸۳-۵)$$

N_{imp} تا از بهترین اعضای این جمعیت (کشورهای دارای کمترین مقدار تابع هزینه) به عنوان امپریالیست انتخاب می گردد. باقیمانده N_{col} تا از کشورها، مستعمراتی را تشکیل می دهند که هر کدام به یک امپراطوری^۱ تعلق دارند. برای تقسیم مستعمرات بین استعمارگرها، به هر استعمارگر، تعدادی از مستعمرات را متناسب با قدرت آن تخصیص می دهیم. برای انجام این کار، با داشتن هزینه همه استعمارگرها، تابع شایستگی آن ها به صورت زیر در نظر گرفته می شود:

$$C_n = \max_i \{c_i\} - c_n \quad (۸۴-۵)$$

که در آن c_n ، هزینه استعمارگر n ام، $\max_i \{c_i\}$ بیشترین هزینه میان استعمارگرها و C_n ، شایستگی نرمالیزه شده این استعمارگر، می باشد. با داشتن شایستگی نرمالیزه، قدرت نسبی نرمالیزه شده هر استعمارگر، به صورت زیر محاسبه شده و بر مبنای آن، کشورهای مستعمره، بین استعمارگرها تقسیم می شوند.

$$p_n = \frac{C_n}{\sum_{i=1}^{N_{imp}} C_i} \quad (۸۵-۵)$$

همچنین تعداد اولیه مستعمرات یک امپریالیست برابر خواهد بود با:

$$N.C_n = \text{round}(p_n \cdot N_{col}) \quad (۸۶-۵)$$

ک در آن $N.C_n$ تعداد اولیه مستعمرات یک امپراطوری و N_{col} نیز تعداد کل کشورهای مستعمره موجود در جمعیت کشورهای اولیه است. تعداد $N.C_n$ کشور مستعمره اولیه به صورت تصادفی به امپریالیست n ام اختصاص می یابد.

^۱ Empire

۲) سیاست جذب^۱:

حکومت‌های مرکزی با اعمال سیاست جذب سعی می‌کردند تا کشور مستعمره را در راستای ابعاد مختلف اجتماعی سیاسی به خود نزدیک کنند. این بخش از فرایند استعمار در الگوریتم بهینه‌سازی، به صورت حرکت مستعمرات به سمت کشور استعمارگر، مدل شده است. در نظر بگیرید \bar{D}_i برداری است که مستعمره i ام را به امپریالیست آن امپراطوری وصل می‌کند و d_i طول این بردار می‌باشد. مقادیر تصادفی Dx_i و $D\theta_i$ که به ترتیب اندازه بردار جابجایی مستعمره i ام و مقدار زاویه بردار جابجایی با بردار \bar{D}_i می‌باشند را می‌توان به کمک توزیع یکنواخت (یا هر توزیع مناسب دیگری) به صورت زیر انتخاب نمود:

$$Dx_i = U(0, \beta \times d_i)$$

$$D\theta_i = U(-\gamma, \gamma)$$

که: β عددی بزرگتر از یک و نزدیک ۲ می‌باشد. γ پارامتری دلخواه می‌باشد که افزایش آن باعث افزایش جستجوی اطراف استعمارگر شده و کاهش آن نیز باعث می‌شود تا مستعمرات تا حد ممکن نزدیک به بردار واصل مستعمره به استعمارگر، حرکت کنند. عددی نزدیک به $\pi/4$ رادیان، در اکثر پیاده‌سازی‌ها، انتخاب مناسبی بوده است.

۳) جابجایی موقعیت مستعمره و استعمارگر

سیاست جذب در عین نابودی ساختارهای اجتماعی سیاسی کشور مستعمره در بعضی موارد نتایج مثبتی را نیز برای آنها در پی داشت. بعضی از کشورها در نتیجه اعمال این سیاست به نوعی از خودباوری عمومی دست یافتند و پس از مدتی خود را از چنگال استعماررها نمودند. در مدلسازی این واقعه تاریخی در الگوریتم معرفی شده به این صورت عمل شده است که در حین حرکت مستعمرات به سمت کشور استعمارگر، ممکن است بعضی از این مستعمرات به موقعیتی بهتر از استعمارگر برسند (به

^۱ Assimilation

نقاطی در تابع هزینه برسند که هزینه^۱ کمتری را نسبت به مقدار تابع هزینه در موقعیت استعمارگر، دارند.) در این حالت، کشور استعمارگر و کشور مستعمره، جای خود را با همدیگر عوض کرده و الگوریتم با کشور استعمارگر در موقعیت جدید ادامه یافته و از این به بعد این کشور استعمارگر جدید است که شروع به اعمال سیاست جذب بر مستعمرات خود میکند.

(۴) قدرت کل یک امپراطوری

قدرت یک امپراطوری برابر است با قدرت کشور استعمارگر، به اضافه درصدی از قدرت کل مستعمرات آن. بدین ترتیب برای هزینه کل یک امپراطوری داریم:

$$T.C_n = Cost(imperialist_n) + \xi \text{mean}(Cost(colonies of empire_n)) \quad (۸۷-۵)$$

که: $T.C_n$ هزینه کل امپراطوری n ام و ξ عددی مثبت است که معمولاً بین صفر و یک و نزدیک به صفر در نظر گرفته می شود. در اکثر پیاده سازی ها $\xi = 0.05$ منجر به جوابهای مطلوبی شده است.

(۵) رقابت استعماری

هر امپراطوری که نتواند بر قدرت خود بیفزاید و قدرت رقابت خود را از دست بدهد، در جریان رقابت های امپریالیستی، حذف خواهد شد. این حذف شدن، به صورت تدریجی صورت می پذیرد. برای مدلسازی رقابت میان امپراطوریها برای تصاحب این مستعمرات، ابتدا احتمال تصاحب هر امپراطوری (که متناسب با قدرت آن امپراطوری می باشد)، را با در نظر گرفتن هزینه کل امپراطوری، به ترتیب زیر محاسبه می کنیم. ابتدا از روی هزینه کل امپراطوری، شایستگی کل نرمالیزه شده آن را تعیین می کنیم.

$$N.T.C_n = \max_i \{T.C_i\} - T.C_n \quad (۸۸-۵)$$

^۱ Cost

که $T.C_n$ معادل هزینه کل یک امپراطوری و $N.T.C_n$ معادل قدرت کل آن می باشد. با داشتن شایستگی کل نرمالیزه شده، احتمال تصاحب مستعمره توسط هر امپراطوری به صورت زیر محاسبه می شود:

$$P_{P_n} = \frac{N.T.C_n}{\sum_{i=1}^{N_{imp}} N.T.C_i} \quad (۸۹-۵)$$

با داشتن احتمال تصاحب هر امپراطوری، فرآیندی همانند چرخه رولت مورد نیاز است تا مستعمره مورد رقابت را با احتمال متناسب با قدرت امپراطوری ها در اختیار یکی از آنها قرار دهد.

۶) سقوط امپراطوری های ضعیف

در جریان رقابتهای امپریالیستی، خواه ناخواه، امپراطوریهای ضعیف به تدریج سقوط کرده و مستعمراتشان به دست امپراطوریهای قوی تر می افتد. شروط متفاوتی را می توان برای سقوط یک امپراطوری در نظر گرفت.

در الگوریتم پیشنهاد شده، یک امپراطوری زمانی حذف شده تلقی میشود که مستعمرات خود را از دست داده باشد.

۷) همگرایی و توقف

پس از مدتی، همه امپراطوریها، سقوط کرده و تنها یک امپراطوری خواهیم داشت و بقیه کشورها تحت کنترل این امپراطوری واحد، قرار می گیرند. در این دنیای ایده آل، تفاوتی، نه تنها، میان مستعمرات، بلکه میان مستعمرات و کشور استعمارگر، وجود ندارد. به عبارت دیگر، همه ی کشورها، در عین حال، هم مستعمره و هم استعمارگرند. در چنین موقعیتی رقابت امپریالیستی به پایان رسیده و به عنوان یکی از شروط توقف الگوریتم محسوب می شود.

۵-۲-۶-۲) الگوریتم روش پیشنهادی

مراحل تخمین حالت دینامیکی یک شبکه قدرت به کمک روش پیشنهادی را می‌توان به صورت زیر گام به گام اجرا نمود:

۱. مقدار دهی اولیه حالات شبکه و تعیین مقدار مناسب برای: تعداد کشورها ($N_{country}$) و تعداد امپریالیست‌ها (N_{imp}).

لازم به ذکر است انتخاب پارامترهای بالا روی دقت و سرعت الگوریتم بسیار تاثیر گذار است. انتخاب مقدار زیاد برای این پارامترها باعث کند شدن الگوریتم و انتخاب مقدار کم باعث دقت پایین و حتی عدم همگرایی می‌شود. بنابراین بهتر است قبل از اقدام به اجرا فرآیند تخمین به طور کامل، برای چند گام شبیه سازی را اجرا و مقدار مناسبی برای این پارامترها تعیین گردد.

۲. دریافت اطلاعات ساختار شبکه (ماتریس ادمیتانس شبکه (Y_{Bus}))، نوع و مکان اندازه‌گیرها ($h(x)$) و تعداد متغیرهای حالت شبکه (N_S)

۳. دریافت مقادیر اندازه‌گیرهای سنتی (Z_C) و PMUها (Z_P).

۴. تشکیل N_{imp} استعمارگر، $N_{country}$ مستعمره و مجموعه کشورها که شامل استعمارگرها و مستعمرات $country = \{imp, colony\}$ است.

جهت افزایش سرعت همگرایی بهتر است همه آنها شامل مقادیر اندازه و زاویه ولتاژ باس‌های مجهز به PMU باشند و بقیه درایه‌ها به صورت تصادفی تعیین شوند.

۵. محاسبه هزینه c_n هر کشور به کمک جایگذاری در تابع f_ε رابطه (۵-۸۱).

۶. محاسبه شایستگی نرمالیزه شده هر استعمارگر به کمک رابطه (۵-۸۴) و محاسبه قدرت نرمالیزه شده آن به کمک رابطه (۵-۸۵) و تعیین مستعمرات یک استعمارگر ($N.C_n$) توسط رابطه (۵-۸۶).

۷. اختصاص دادن مستعمرات به استعمارگرها طبق تعداد $N.C$ هر استعمارگر.

۸. اعمال سیاست جذب به هر مستعمره در امپراطوری‌ها جهت نیل به استعمارگر متناظرشان.

لازم به ذکر در هر بار اعمال سیاست جذب باید شرط رابطه (۵-۸۱) چک شود و اگر شرط صدق نکرد سیاست جذب در مورد آن مستعمره باید مجدد اعمال گردد تا اینکه شرط مذکور برآورده گردد.

۹. جابجایی مستعمره با استعمارگر، اگر مقدار f_ε در رابطه (۵-۸۱) برای مستعمره‌ای کمتر از استعمارگرش باشد (شایستگی مستعمره بیشتر از استعمارگر گردد).

۱۰. تعیین مقدار احتمال تصاحب مستعمره توسط هر امپراطوری (p_{p_n}) به کمک روابط (۵-۸۷) تا (۵-۸۹).

۱۱. رقابت استعمارگرها در تصاحب مستعمرات توسط چرخ رولت بر اساس وزن هر استعمارگر که برابر p_{p_n} می‌باشد.

۱۲. چنانچه فقط یک امپراطوری باقی مانده، استعمارگر آن همان جواب بهینه می‌باشد، بنابراین $\hat{X}(t) \leftarrow imp$ و برو به مرحله ۱۳ در غیر اینصورت برو به مرحله ۸.

۱۳. پایان الگوریتم در صورت رسیدن به انتهای زمان شبیه سازی در غیر اینصورت رفتن به گام زمانی بعد و رفتن به مرحله ۳.

۵-۲-۶-۳) شبیه سازی و ارزیابی تخمینگر پیشنهادی حالت در سیستم قدرت

روش پیشنهادی جهت تخمین حالت دینامیکی سیستم ۹ با سه شکل ۵-۴ با فرض وجود PMU در باس های ۶ و ۸ بر اساس فلوچارت ارائه شده در شکل ۵-۷، پیاده سازی گردیده است. برخی از داده های دریافتی از اندازه‌گیرها را که آغشته به نویز هستند در شکل ۵-۸ نشان داده شده‌اند. همانطور که در این شکل پیداست، داده های اندازه‌گیر توان اکتیو جاری در خط ۴-۹ حامل داده پرت نیز می‌باشند.

جهت ارزیابی کارآمدی، سرعت، دقت و مقاوم بودن تخمینگر پیشنهادی سایر روش های تخمین حالت دینامیکی ذکر شده در این بخش نیز، شبیه سازی شده‌اند. شکل ۵-۹ سرعت همگرایی به

جواب در هر فرآیند تخمین در هر گام زمانی را نشان می‌دهد. در این شکل روند کاهش تعداد امپراطوری‌ها و رسیدن به جامعه بهینه قابل رویت است. جهت ارزیابی سرعت همگرایی روش استفاده شده (رقابت استعماری)، شکل ۵-۱۰ مقادیر شاخص مجموع خطاهای نرمالایز شده^۱ (SNE) که به صورت زیر تعریف گردیده، برای این روش و روش مرجع الگوریتم ژنتیک را ارائه می‌کند:

$$SNE = \sum_{i=1}^{17} \left| \frac{\hat{X}(i) - X_{real}(i)}{X_{real}(i)} \right| \quad (۹۰-۵)$$

که:

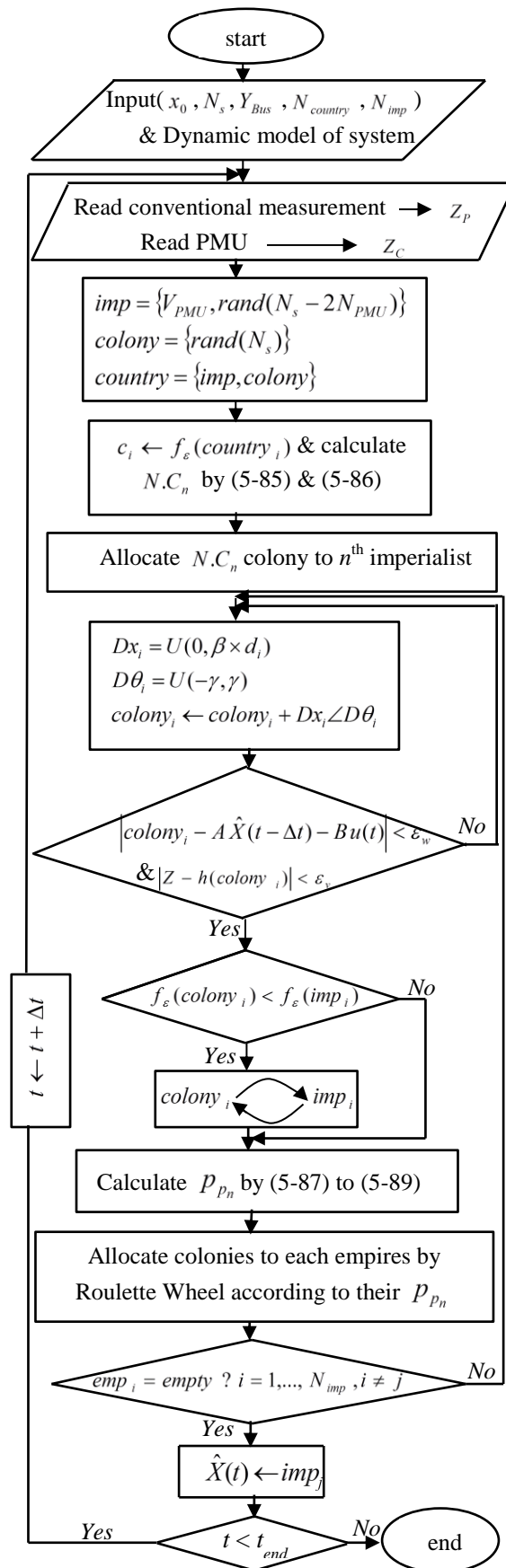
$\hat{X}(i)$ مقدار محاسبه شده حالت i ام در هر تکرار و $X_{real}(i)$ مقدار واقعی حالت i ام می‌باشند.

مقایسه شاخص SNE در شکل ۵-۱۰ نشان می‌دهد که روش الگوریتم استعماری جهت حل

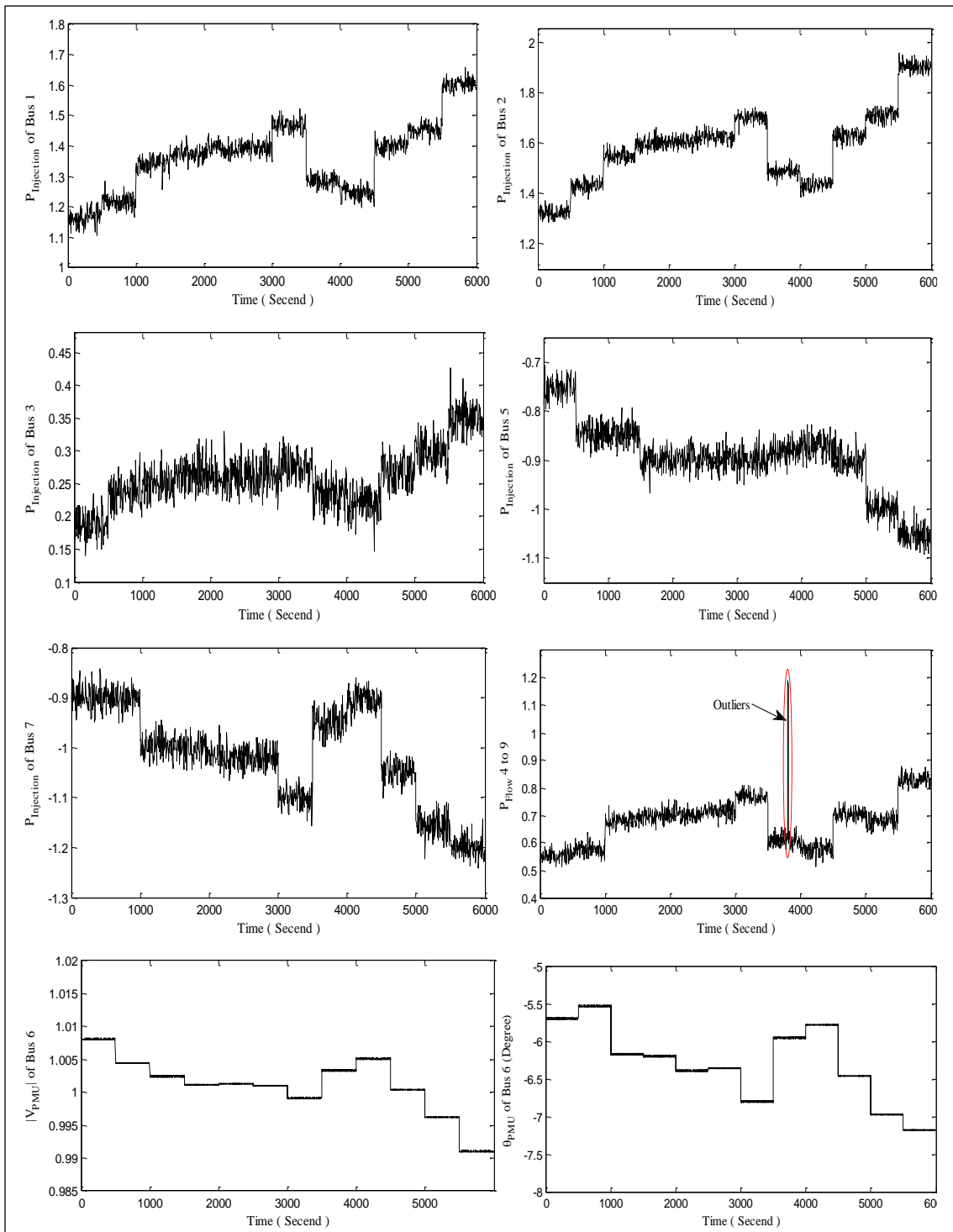
مسئله بهینه سازی مربوطه کارآمدتر و دارای دقت و سرعت همگرایی بهتری می‌باشد.

شکل‌های ۵-۱۱ و ۵-۱۲ نتایج تخمین دینامیکی حالات مربوط به باس ۵ و ۹ را به عنوان نمونه ارائه می‌کنند. در این شکل‌ها نتایج تخمین‌گرهای دیگر نیز آورده شده است. دقت و سرعت رصد کردن حالات توسط تخمین‌گر پیشنهادی در مقایسه با تخمین‌گرهای دیگر بسیار بارز می‌باشد. جهت مقایسه کمی و بهتر سرعت و دقت تخمین‌گرها مقادیر ISE ، که قبلاً معرفی گردیده، در شکل ۵-۱۳ نشان داده شده است. مقادیر این شاخص حاکی از برتری تخمین‌گر پیشنهادی در دقت تخمین، سرعت رصد کردن حالات و مقاوم بودن در برابر داده بد نسبت به سایر تخمین‌گرهای ذکر شده می‌باشد.

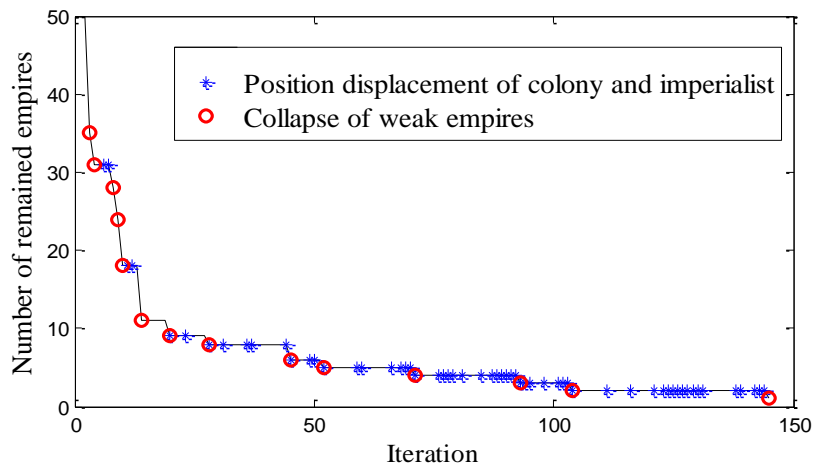
^۱ Sumation of Normalized Errors



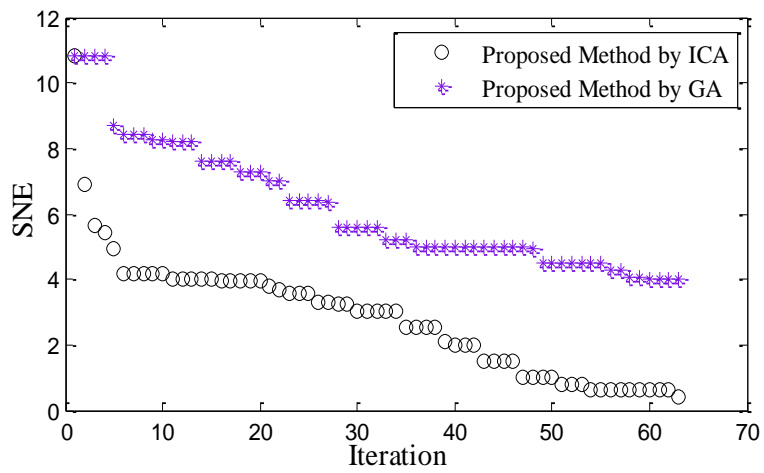
شکل ۵-۷. فلوجارت روش پیشنهادی جهت تخمین حالت دینامیکی سیستم‌های قدرت



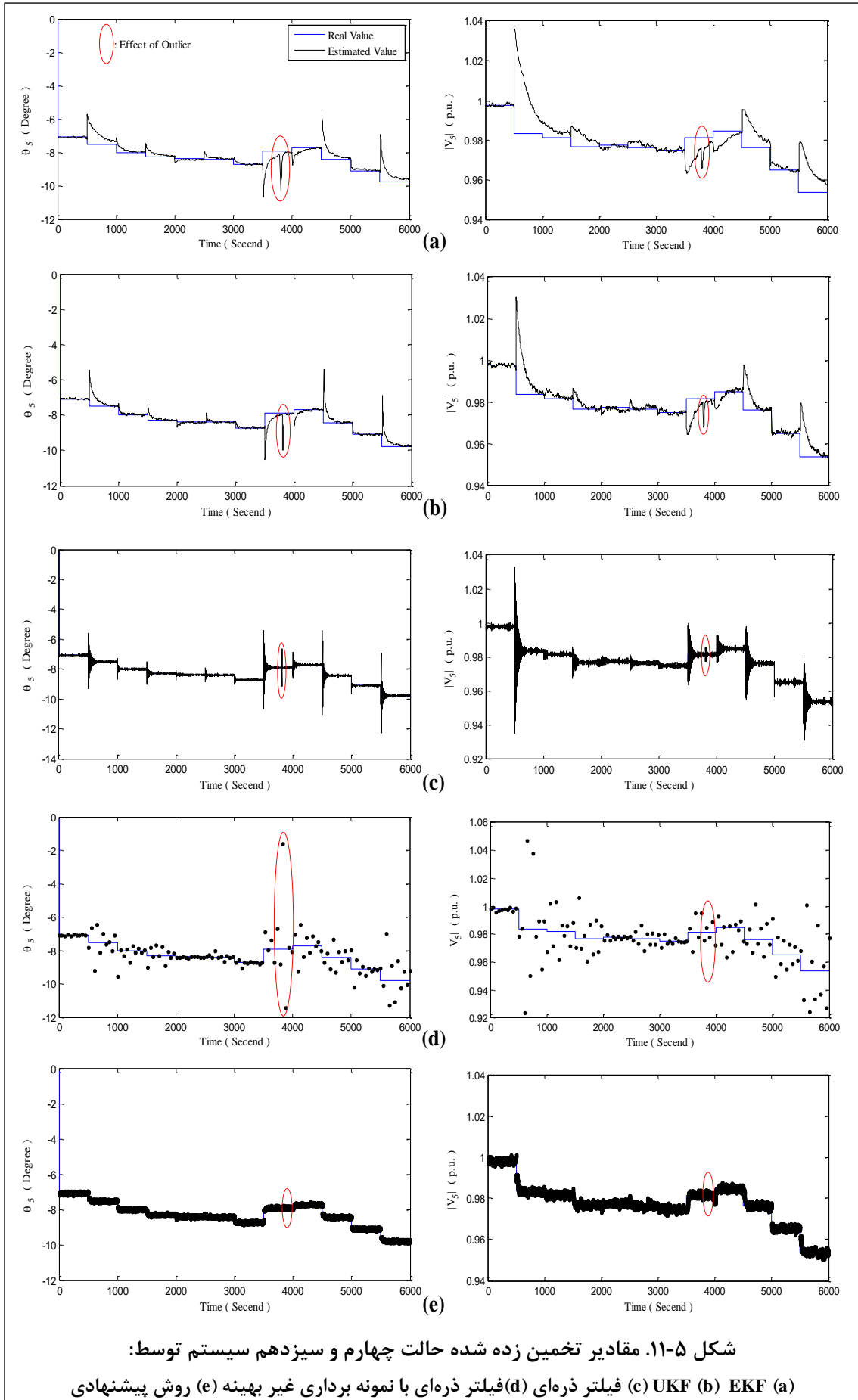
شکل ۵-۸. داده‌های اندازه‌گیرهای سنتی آلوده به داده پرت و داده‌های دریافتی از PMU



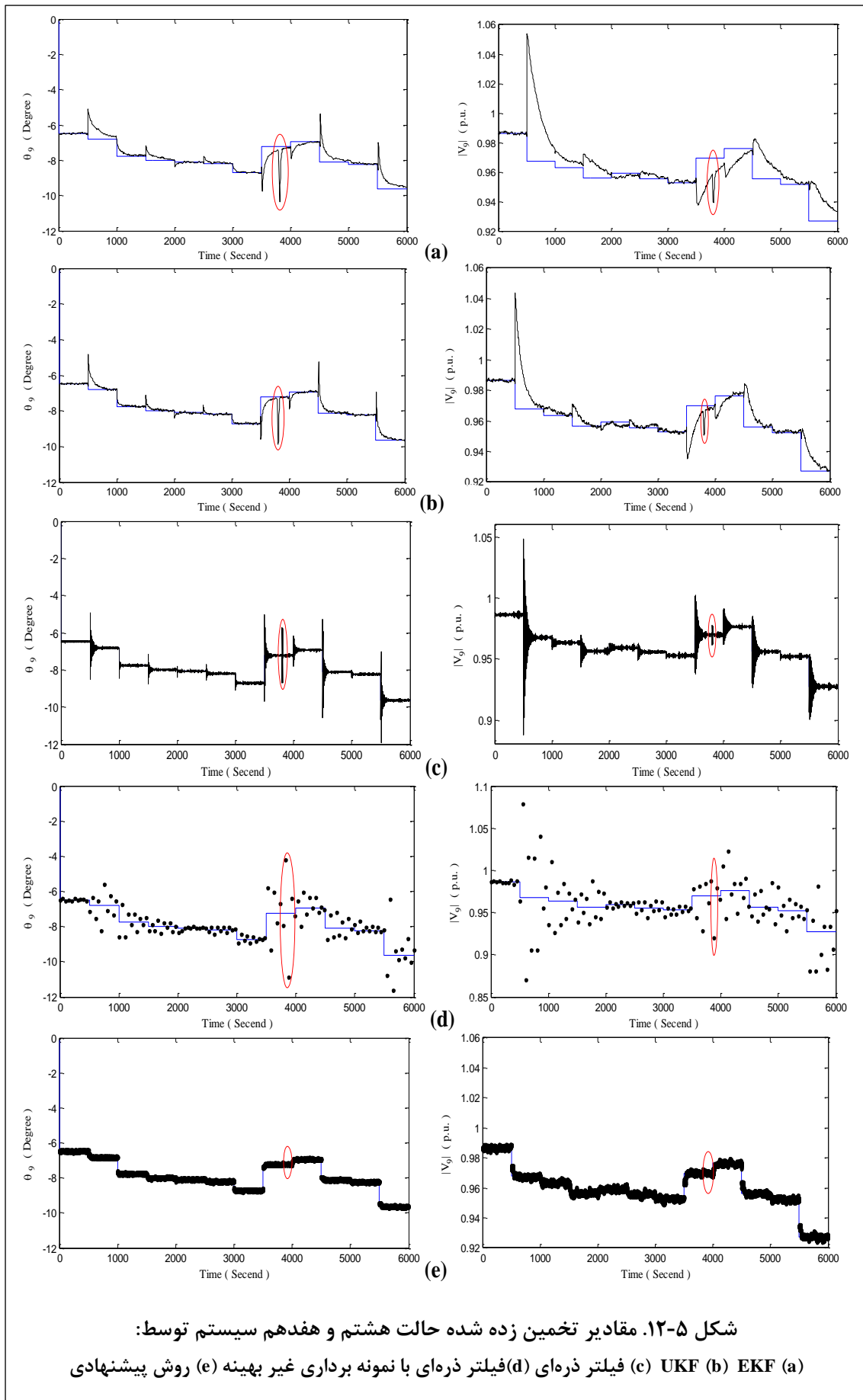
شکل ۵-۹. روند تکرار در هر گام زمانی

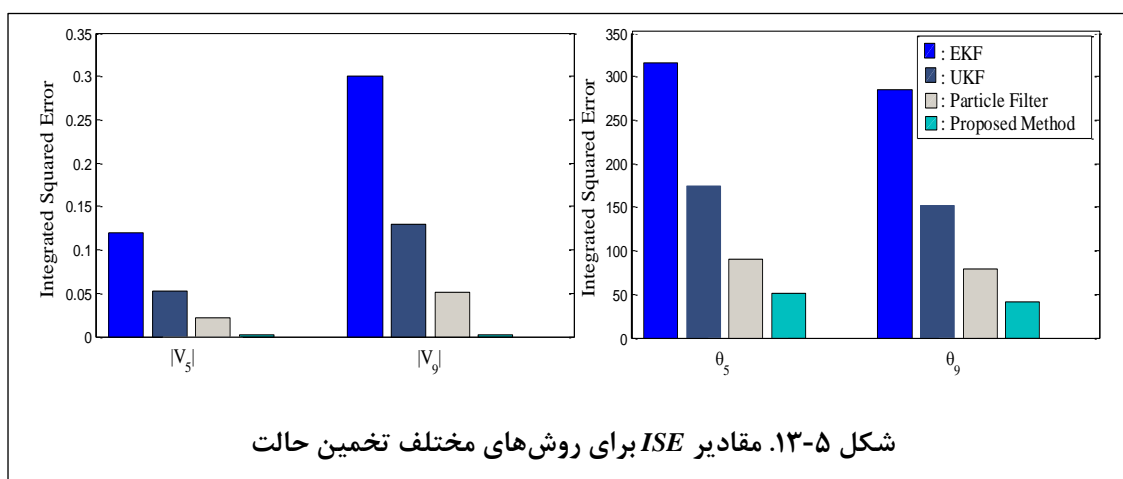


شکل ۵-۱۰. مقادیر SNE برای ICA و GA



شکل ۵-۱۱. مقادیر تخمین زده شده حالت چهارم و سیزدهم سیستم توسط: (a) EKF (b) UKF (c) فیلتر ذره‌ای (d) فیلتر ذره‌ای با نمونه برداری غیر بهینه (e) روش پیشنهادی





۵-۲-۷- تحلیل نتایج شبیه سازی و ارزیابی روش پیشنهادی

همانطور که در قسمت ۵-۲-۵ گفته شد، با هدف حداکثر سازی تابع احتمال پسین در هر گام زمانی شاخصی بدست آمد که در رابطه (۵-۸۱) ارائه شد. در روش پیشنهادی کافی است که در هر گام زمانی این شاخص به کمک یک الگوریتم بهینه‌سازی حداقل گردد. با توجه به سازگاری بیشتر و همگرایی سریعتر الگوریتم رقابت استعماری که در شکل ۵-۱۰ مشهود است، این الگوریتم جهت حداقل‌یابی شاخص یاد شده انتخاب گردید. در شکل ۵-۹ نیز روند همگرایی به جواب بهینه و رخدادهایی از قبیل فروپاشی امپراطوری‌ها و حرکت به سمت ادغام در یک امپراطوری که معادل رسیدن به جواب بهینه است، نشان داده شد. پس از شبیه سازی الگوریتم پیشنهادی و سایر روش‌های مطرح شده در این فصل برای ۶۰۰۰ گام زمانی، نتایج تخمین زاویه و اندازه ولتاژ دو باس ۵ و ۹ به عنوان نمونه، در شکل‌های ۵-۱۱ و ۵-۱۲ نمایش داده شد. همانطور که در این شکل‌ها مشهود است، تخمینگر مبتنی بر فیلتر کالمن توسعه یافته دقت کمتر و آسیب‌پذیری بیشتری در برابر داده پرت دارد. تخمینگر مبتنی بر فیلتر کالمن بدون ادراک تا حدودی نتایج بهتری ارائه نموده است ولی همچنان ورود داده پرت باعث گردیده تخمینگر نتایج نامعتبری ارائه نماید. البته نباید مقاوم بودن این دو تخمینگر مبتنی بر فیلتر کالمن را در برابر نویز (داده‌های بد با دامنه کوچک) نادیده گرفت. با دقت

در این شکل‌ها می‌توان دریافت که، تخمینگر مبتنی بر فیلتر ذره‌ای با یک نوسان سریع و شدید با دقت مناسبی قادر به دنبال کردن حالات شبکه می‌باشد ولی وابستگی شدیدی به نحوه و میزان نمونه‌گیری از مقادیر اندازه‌گیرها می‌باشد.

شکل‌های ۵-۱۱ (e) و ۵-۱۲ (e) نشان می‌دهد روش پیشنهادی علاوه بر دقت چشمگیر در دنبال کردن حالات شبکه حتی در لحظات تغییرات شدید موفق عمل نموده است. ورود داده پرت نیز تاثیر بسیار کمی در انحراف تخمین از مقدار صحیح گذاشته است. در شکل ۵-۱۳ نیز شاخص *ISE* برای روش‌های مطرح شده ارائه شده است. این شاخص، می‌تواند ابزار مناسبی جهت ارزیابی توامان دقت و سرعت یک تخمینگر در دنبال کردن حالات شبکه باشد. بنابراین می‌توان گفت روش پیشنهادی به هر لحاظ نسبت به روش‌های تخمین حالت دیگر کارآمدتر می‌باشد.

۵-۳. جمع‌بندی

در این فصل ابتدا با توجه به اهمیت و دقت داده‌های اندازه‌گیرهای فازور، به بررسی چگونگی بهره‌مندی حداکثری از این داده‌ها به همراه داده‌های SCADA پرداخته شد. در این بررسی الگوریتمی نیز جهت هماهنگ‌سازی و بهره‌مندی از تمام داده‌ها ارائه گردید. سپس به طور اجمال تخمینگرهای حالت دینامیکی رایج از قبیل: تخمینگرهای مبتنی بر فیلتر کالمن توسعه یافته و فیلتر کالمن بدون ادراک و تخمینگر مبتنی بر فیلتر ذره‌ای توضیح داده شد. در نهایت با هدف حداکثر سازی تابع احتمال چگالی پسین حالات در هر گام زمانی، تخمینگر کارآمدی پیشنهاد شد که به کمک الگوریتم رقابت استعماری پیاده‌سازی گردید. در فصل بعد به نتیجه گیری کلی از تمام فصل‌ها و جمع بندی آنها و در یک راستا قرار دادن آنها پرداخته خواهد شد.

ضمیمه فصل ۵

روابط بین اندازه‌گیری‌های سنتی و PMU ها با حالات شبکه، که در مدلسازی یک شبکه قدرت مورد استفاده قرار می‌گیرند، در این قسمت ارائه خواهند شد. اثبات این روابط در مراجع ذکر شده در متن موجود می‌باشد لذا از ارائه اثبات آنها صرف نظر شده است:

$$J_V = \frac{\partial F}{\partial V} = \begin{bmatrix} \frac{\partial P_i}{\partial \theta} & \frac{\partial P_i}{\partial |V|} \\ \frac{\partial Q_i}{\partial \theta} & \frac{\partial Q_i}{\partial |V|} \\ \frac{\partial P_{ij}}{\partial \theta} & \frac{\partial P_{ij}}{\partial |V|} \\ \frac{\partial Q_{ij}}{\partial \theta} & \frac{\partial Q_{ij}}{\partial |V|} \end{bmatrix} \quad (A-1)$$

$$C = \frac{\partial h}{\partial X} = \begin{bmatrix} \frac{\partial P_i}{\partial \theta} & \frac{\partial P_i}{\partial |V|} \\ \frac{\partial P_{ij}}{\partial \theta} & \frac{\partial P_{ij}}{\partial |V|} \\ \frac{\partial Q_i}{\partial \theta} & \frac{\partial Q_i}{\partial |V|} \\ \frac{\partial Q_{ij}}{\partial \theta} & \frac{\partial Q_{ij}}{\partial |V|} \\ \frac{\partial |V|_C}{\partial \theta} & \frac{\partial |V|_C}{\partial |V|} \\ \frac{\partial \theta_{V,P}}{\partial \theta} & \frac{\partial \theta_{V,P}}{\partial |V|} \\ \frac{\partial |V|_P}{\partial \theta} & \frac{\partial |V|_P}{\partial |V|} \\ \frac{\partial \theta_{I,P}}{\partial \theta} & \frac{\partial \theta_{I,P}}{\partial |V|} \\ \frac{\partial |I|_P}{\partial \theta} & \frac{\partial |I|_P}{\partial |V|} \end{bmatrix} \quad (A-2)$$

• روابط بین اندازه‌گیری‌های توان با متغیرهای حالت سیستم قدرت:

$$\frac{\partial P_i}{\partial \theta_i} = \sum_{j=1}^N V_i V_j (-G_{ij} \sin \theta_{ij} + B_{ij} \cos \theta_{ij}) - V_i^2 B_{ii} \quad (A-3)$$

$$\frac{\partial P_i}{\partial \theta_j} = V_i V_j (G_{ij} \sin \theta_{ij} - B_{ij} \cos \theta_{ij}) \quad (\text{A-4})$$

$$\frac{\partial P_i}{\partial |V_i|} = \sum_{j=1}^N V_j (G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \sin \theta_{ij}) + V_i G_{ii} \quad (\text{A-5})$$

$$\frac{\partial P_i}{\partial |V_j|} = V_i (G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \sin \theta_{ij}) \quad (\text{A-6})$$

$$\frac{\partial Q_i}{\partial \theta_i} = \sum_{j=1}^N V_i V_j (G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \sin \theta_{ij}) - V_i^2 G_{ii} \quad (\text{A-7})$$

$$\frac{\partial Q_i}{\partial \theta_j} = V_i V_j (-G_{ij} \cos \theta_{ij} - B_{ij} \sin \theta_{ij}) \quad (\text{A-8})$$

$$\frac{\partial Q_i}{\partial |V_i|} = \sum_{j=1}^N V_j (G_{ij} \sin \theta_{ij} - B_{ij} \cos \theta_{ij}) - V_i B_{ii} \quad (\text{A-9})$$

$$\frac{\partial Q_i}{\partial |V_j|} = V_i (G_{ij} \sin \theta_{ij} - B_{ij} \cos \theta_{ij}) \quad (\text{A-10})$$

$$\frac{\partial P_{ij}}{\partial \theta_i} = V_i V_j (g_{ij} \sin \theta_{ij} - b_{ij} \cos \theta_{ij}) \quad (\text{A-11})$$

$$\frac{\partial P_{ij}}{\partial \theta_j} = -V_i V_j (g_{ij} \sin \theta_{ij} - b_{ij} \cos \theta_{ij}) \quad (\text{A-12})$$

$$\frac{\partial P_{ij}}{\partial |V_i|} = -V_j (g_{ij} \cos \theta_{ij} + b_{ij} \sin \theta_{ij}) + 2(g_{ij} + g_{si})V_i \quad (\text{A-13})$$

$$\frac{\partial P_{ij}}{\partial |V_j|} = -V_i (g_{ij} \cos \theta_{ij} + b_{ij} \sin \theta_{ij}) \quad (\text{A-14})$$

$$\frac{\partial Q_{ij}}{\partial \theta_i} = -V_i V_j (g_{ij} \cos \theta_{ij} + b_{ij} \sin \theta_{ij}) \quad (\text{A-15})$$

$$\frac{\partial Q_{ij}}{\partial \theta_j} = V_i V_j (g_{ij} \cos \theta_{ij} + b_{ij} \sin \theta_{ij}) \quad (\text{A-16})$$

$$\frac{\partial Q_{ij}}{\partial |V_i|} = -V_j (g_{ij} \sin \theta_{ij} - b_{ij} \cos \theta_{ij}) - 2(b_{ij} + b_{si})V_i \quad (\text{A-17})$$

$$\frac{\partial Q_{ij}}{\partial |V_j|} = -V_i (g_{ij} \sin \theta_{ij} - b_{ij} \cos \theta_{ij}) \quad (\text{A-18})$$

• روابط بین فازور جریان خطوط که توسط PMUها اندازه گیری می شوند و حالات شبکه:

$$\begin{aligned}\bar{I}_{ij} &= |I_{ij}| \angle \theta_{I_{ij}} = \bar{V}_i (g_{si} + j b_{si}) + (\bar{V}_i - \bar{V}_j)(g_{ij} + j b_{ij}) \\ &= C + j D\end{aligned}\quad (\text{A-19})$$

که:

$$\begin{aligned}C &= V_i \cos \theta_i (g_{si} + g_{ij}) - V_i \sin \theta_i (b_{si} + b_{ij}) \\ &\quad + b_{ij} V_j \sin \theta_j - g_{ij} V_j \cos \theta_j\end{aligned}\quad (\text{A-20})$$

$$\begin{aligned}D &= V_i \cos \theta_i (b_{si} + b_{ij}) + V_i \sin \theta_i (g_{si} + g_{ij}) \\ &\quad - b_{ij} V_j \cos \theta_j - g_{ij} V_j \sin \theta_j\end{aligned}\quad (\text{A-21})$$

$$\begin{aligned}\frac{\partial \theta_{I_{ij}}}{\partial \theta_i} &= [V_i^2 (b_{si} + b_{ij})^2 + V_i^2 (g_{si} + g_{ij})^2 \\ &\quad + V_i V_j \sin \theta_{ij} (g_{ij} b_{si} - b_{ij} g_{si}) - V_i V_j \cos \theta_{ij} \\ &\quad (b_{ij}^2 + g_{ij}^2 + b_{ij} b_{si} + g_{ij} g_{si})] / (C^2 + D^2)\end{aligned}\quad (\text{A-22})$$

$$\begin{aligned}\frac{\partial \theta_{I_{ij}}}{\partial \theta_j} &= [V_j^2 (b_{ij}^2 + g_{ij}^2) + V_i V_j \sin \theta_{ij} (g_{ij} b_{si} - b_{ij} g_{si}) \\ &\quad - V_i V_j \cos \theta_{ij} (b_{ij}^2 + g_{ij}^2 + b_{ij} b_{si} + g_{ij} g_{si})] / (C^2 + D^2)\end{aligned}\quad (\text{A-23})$$

$$\begin{aligned}\frac{\partial \theta_{I_{ij}}}{\partial |V_i|} &= [V_j \cos \theta_{ij} (b_{ij} g_{si} - g_{ij} b_{si}) - V_j \sin \theta_{ij} \\ &\quad (b_{ij}^2 + g_{ij}^2 + b_{ij} b_{si} + g_{ij} g_{si})] / (C^2 + D^2)\end{aligned}\quad (\text{A-24})$$

$$\begin{aligned}\frac{\partial \theta_{I_{ij}}}{\partial |V_j|} &= [V_i \cos \theta_{ij} (g_{ij} b_{si} - b_{ij} g_{si}) + V_i \sin \theta_{ij} \\ &\quad (b_{ij}^2 + g_{ij}^2 + b_{ij} b_{si} + g_{ij} g_{si})] / (C^2 + D^2)\end{aligned}\quad (\text{A-25})$$

$$\begin{aligned}\frac{\partial |I_{ij}|}{\partial \theta_i} &= [V_i V_j \cos \theta_{ij} (g_{ij} b_{si} - b_{ij} g_{si}) + V_i V_j \sin \theta_{ij} \\ &\quad (b_{ij}^2 + g_{ij}^2 + b_{ij} b_{si} + g_{ij} g_{si})] / (\sqrt{C^2 + D^2})\end{aligned}\quad (\text{A-26})$$

$$\begin{aligned}\frac{\partial |I_{ij}|}{\partial \theta_j} &= [V_i V_j \cos \theta_{ij} (b_{ij} g_{si} - g_{ij} b_{si}) - V_i V_j \sin \theta_{ij} \\ &\quad (b_{ij}^2 + g_{ij}^2 + b_{ij} b_{si} + g_{ij} g_{si})] / (\sqrt{C^2 + D^2})\end{aligned}\quad (\text{A-27})$$

$$\begin{aligned}\frac{\partial |I_{ij}|}{\partial |V_i|} &= [V_i (g_{si} + g_{ij})^2 + V_i (b_{si} + b_{ij})^2 + V_j \sin \theta_{ij} \\ &\quad (g_{ij} b_{si} - b_{ij} g_{si}) - V_j \cos \theta_{ij} (b_{ij}^2 + g_{ij}^2 \\ &\quad + b_{ij} b_{si} + g_{ij} g_{si})] / (\sqrt{C^2 + D^2})\end{aligned}\quad (\text{A-28})$$

$$\frac{\partial |I_{ij}|}{\partial |V_j|} = [V_j (g_{ij}^2 + b_{ij}^2) + V_i \sin \theta_{ij} (g_{ij} b_{si} - b_{ij} g_{si}) - V_i \cos \theta_{ij} (b_{ij}^2 + g_{ij}^2 + b_{ij} b_{si} + g_{ij} g_{si})] / (\sqrt{C^2 + D^2}) \quad (\text{A-29})$$

نتیجه‌گیری و پیشنهادات

۶-۱. نتیجه گیری

در این تحقیق ابتدا فرآیند تخمین حالت سیستم‌های قدرت را به دو قسمت تخمین حالت استاتیکی و تخمین حالت دینامیکی تقسیم گردید. سپس به طور مجزا به بررسی روش‌های موجود پرداخته شد و در نهایت یک تخمینگر مقاوم در برابر داده‌های بد برای قسمت استاتیکی و یک تخمینگر مقاوم برای قسمت دینامیکی پیشنهاد گردید.

تخمینگر مقاوم که موضوع اصلی این رساله می‌باشد به تخمینگری اطلاق می‌گردد که با وجود داده بد باز هم تخمین معتبری را ارائه دهد. با توجه به این مطلب این استلزام ایجاد گردید که به طور مفصل به بررسی انواع و ماهیت داده بد و تاثیر مکان و نوع اندازه‌گیرها بر آن بپردازیم.

به کمک نگاشت انقباض و الگوریتم تجمع ذرات یک تخمینگر استاتیکی مقاوم ارائه گردید که در مقایسه با سایر روش‌های تخمین حالت استاتیکی مطرح شده از لحاظ دقت و مقاوم بودن در برابر داده بد دارای شاخص‌های بهتری می‌باشد.

اغلب پالایش اطلاعات اندازه‌گیرها و تشخیص داده بد در تخمینگرها بعد از فرآیند تخمین و بر اساس نتایج تخمین انجام می‌گیرد. این امر اولاً نیازمند یک محاسبات طولانی می‌باشد ثانیاً در مواردی که تعداد داده‌های بد زیاد باشد دچار اشتباه می‌گردد. در این تحقیق بر اساس روش آنالیز اجزای اصلی داده‌ها که یک روش متعارف در پردازش سیگنال‌ها و تصویر می‌باشد، یک فیلتر اطلاعات اندازه‌گیرها پیشنهاد گردید که قبل از انجام محاسبات طولانی تخمین حالت، قادر به تشخیص داده بد خواهد بود. این پیش فیلتر علاوه بر دقت مناسب در تشخیص داده بد با توجه به سرعت بالا و محاسبات کم جهت پالایش داده‌های اندازه‌گیرها به صورت آنلاین کارآمد می‌باشد.

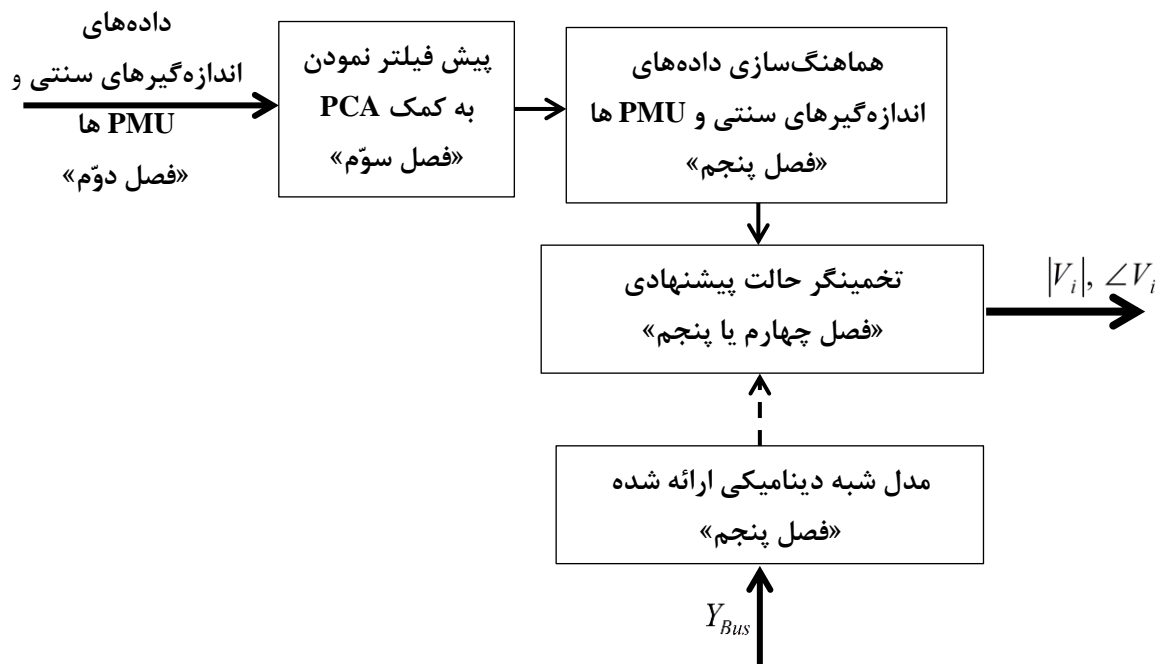
در بررسی انواع اندازه‌گیرهای شبکه قدرت اهمیت، دقت و سرعت اندازه‌گیرهای فازور مشخص گردید. در این میان موضوع عدم هماهنگی اندازه‌گیرهای سنتی و اندازه‌گیرهای فازور باعث گردیده که نتوان از تمامی اطلاعات اندازه‌گیرهای فازور بهره برد. در این رساله جهت بهره‌مندی کامل از

اطلاعات اندازه‌گیرها روشی مبتنی بر پیش‌بینی سری زمانی به کمک شبکه عصبی RBF ارائه شد که علاوه بر گسترش اطلاعات در تمامی زمان‌های نمونه‌برداری معیاری جهت مقایسه اطلاعات اندازه‌گیری و شناسایی داده بد نیز ارائه می‌کند.

با توجه به مزایای تخمین حالت دینامیکی شبکه‌های قدرت و کاربردهای روز افزون آن در بهره‌برداری و کنترل سیستم‌های قدرت، به بررسی مفصل روش‌های تخمین حالت دینامیکی پرداخته شد. اغلب روش‌های تخمین حالت دینامیکی مبتنی بر رابطه بیز بوده و در راه حل متفاوت هستند و اغلب دارای شرایط و محدودیت‌های خاص خود می‌باشند. در این رساله رابطه ادراکی بیز را به توجه به ماهیت مسئله تخمین حالت سیستم‌های قدرت به یک مسئله بهینه‌سازی مقید تبدیل گردید که یک مسئله متعارف در ریاضیات بوده و با هر روش بهینه‌سازی قابل اجرا می‌باشد. در این تحقیق با بررسی و مقایسه روش‌های هوشمند روش الگوریتم رقابت استعماری که با شرایط این مسئله سازگارتر و نتایج بهتری را ارائه می‌دهد، پیشنهاد گردید.

همانطور که مشخص است تخمین حالت دینامیکی هر سیستمی نیازمند مدل دینامیکی آن می‌باشد. مدل‌های دینامیکی ارائه شده برای سیستم‌های قدرت دارای دینامیک‌های زیاد و غیر مفید بوده و نیازمند اطلاعات بسیار زیادی از شبکه می‌باشد. در صورتی که در تعریف حالات شبکه در مسئله تخمین حالت، حالات شبکه فقط اندازه و زاویه ولتاژ باس‌ها می‌باشند. لذا به ارائه یک مدل مناسب جهت تخمین حالت دینامیکی شبکه‌های قدرت با حداقل اطلاعات لازم و با دینامیک‌های بلند مدت‌تر که همان اندازه و زاویه ولتاژ باس‌ها می‌باشند، پرداخته شد. این مدل علاوه بر اینکه متناسب با ورودی‌ها و خروجی‌های تخمین‌گر دینامیکی می‌باشد، برای سیستم‌های گسترده قدرت نیز بسیار کارآمد می‌باشد.

با داشتن یک تخمین‌گر آنلاین به صورت زیر می‌توان گفت تخمین حالت سیستم قدرت در برابر داده بد کاملاً مقاوم بوده و دارای دقت مناسبی نیز می‌باشد.



شکل ۶-۱. نمای بلوکی فرآیند کامل اکتساب داده تا تخمین حالت در شبکه قدرت

۶-۲. پیشنهادات

۱. در بخش ارائه تخمینگر مقاوم استاتیکی پیشنهادی هر چند نسبت به روش‌های دیگر مقاوم تر و دقیق‌تر می‌باشد اما در قسمت تشخیص مجموعه قابل اعتماد و نقطه شروع محاسبات قابل کاهش می‌باشند لذا می‌توان در کارهای آتی این ضعف را رفع نمود.
۲. در تخمینگرها فرض بر این بود که داده‌های PMU ها فاقد داده پرت می‌باشند. هرچند این فرض چندان دور از واقعیت نیست ولی به عنوان یک نقطه قوت دیگر می‌توان در آینده این فرض را نیز از تخمینگر برداشت.
۳. تهیه یک پایگاه داده از اجزای اصلی اطلاعات اندازه‌گیرها در دوره‌های زمانی مختلف یا پیش بینی کوتاه مدت آنها تا علاوه بر افزایش سرعت و توانایی پیش فیلتر داده‌ها، حافظه کمتری جهت ضبط این داده‌ها اشغال گردد.

۴. در تخمینگرهای پیشنهادی فرض شد که مانده اندازه‌گیرها توزیع گوسی دارد (که فرض درستی می‌باشد). اما این قابلیت وجود دارد که با تغییراتی جزئی، برای سایر توزیع‌ها نیز تخمین معتبری ارائه دهند.

مراجع

- [1] W. Guo Li, J. Li, A. Gao and J. Hong Yang, "Review and Research Trends on State Estimation of Electrical Power Systems", Proceedings of the IEEE, ID: 978-1-4244-6255-1/11, 2011.
- [2] Z. Kun, "Impact of Input Uncertainties on Power System State Estimation Robustness", Master thesis, Stockholm, Sweden, 2008.
- [3] A. Abur and A.G. Exposito, "Power System State Estimation: Theory and Implementation", CRC Press, 2004.
- [4] A. Monticelli, "State Estimation in Electric Power System: A Generalized Approach", Kluwer academic Publishers, 1999.
- [5] A. G. Phadke, "Synchronized phasor measurements in power systems", IEEE Computer Applications in Power, Vol. 6, Issue 2, pp. 10-15, 1993.
- [6] Xin Tai, Damian Marelli, Eduardo Rohr and Minyue Fu, "Optimal PMU placement for power system state estimation with random component outages", Electrical Power and Energy Systems, Vol. 51, pp. 35-42, 2013.
- [7] IEEE std c37.118tm, "IEEE standard for synchrophasors for power systems", 2005.
- [8] L. Holten, A. G. Sverre Aam and F. W. W. Hsiung, "Comparison of different methods for state estimation", IEEE Trans. on Power Sys., Vol. 3, No. 4 , pp. 1798- 1806, 1988.
- [9] Stanton, S. E., "Application of phasor measurements and partial energy analysis in stabilizing large disturbances", IEEE Trans. Power Sys., Vol. 10, No, 1, pp. 297-306, 1995.
- [10] Y. Ota, H. Ukai, K. Nakamura and H. Fujita, "Evaluation of stability and electric power quality in power system by using phasor measurements", power con. PST, pp. 1335-1340, Perth WA, 2000
- [11] S. Meliopoulos and et al., "PMU data characterization and application to stability monitoring", IEEE General Meeting, Summer 2006.
- [12] M. Kezunovic and B. Perunicic, "An accurate fault location using synchronized sampling," Electric Power System Research Journal, Vol. 29, No. 3, pp. 161-169, 1994.

- [13] V. Centero, J. De La Ree, A. G. Phadke and G. Michel, "Adaptive out-of-step relaying using phasor measurement techniques", IEEE Computer Application in Power Magazine, Vol. 6, No. 4, pp. 12-17, 1993.
- [14] E. Handschin, F.C. Schweppe, J. Kohlas and A. Fiechter, "Bad data analysis for power system state estimation", IEEE Transaction on Power Apparatus and system, Vol. 94, No. 2, pp. 329-337, 1975.
- [15] K. A. Clements and P. W. Davis, "Multiple bad data detectability and identifiability: a geometric approach", IEEE Transaction on Power Delivery, Vol. 1, No. 3, 1986.
- [16] I. W. Slutsker, "Bad data identification in power system state estimation based on measurement compensation and linear residual calculation", IEEE PES Winter Meeting, pp. 210-217, 1988.
- [17] K.A. Clements, G.R. Krumpholz and P.W. Davis, "Power system state estimation residual analysis: An algorithm using network topology", IEEE Trans. on Power App. and Syst., Vol. 100, No. 4, p.p. 1779-1787, 1981.
- [18] Xin Tai, Damián Marelli, Eduardo Rohr, Minyue Fu, "Optimal PMU placement for power system state estimation with random component outages", Electrical Power and Energy Systems, Vol. 51, pp. 35-42, 2013.
- [19] Bei Gou and Rajesh G. Kavasseri, "Unified PMU placement for observability and bad data detection in state estimation", IEEE Trans. Power Sys., Vol. 29, No. 6, pp. 2573-2580, 2014.
- [20] S. Chakrabarti, E. Kyriakides, G. Ledwich and A. Ghosh, "Inclusion of PMU current phasor measurements in a power system state estimator", IET Gener. Transm. Distrib, Vol. 4, No. 10, pp. 1104–1115, 2010.
- [21] R. F. Nuqui and A. g.Phadke: "Phasor measurement unit placement techniques for complete and incomplete observability", IEEE Transaction on Power Delivery, Vol. 20, No. 4, pp. 2381-2388, 2005.
- [۲۲] بهنام ایواتلو، حسین مختاری، مصطفی پرنیانی و احمد صالحی، " مکانیابی بهینه واحدهای اندازه‌گیری فازوری جهت مشاهده پذیری شبکه سراسری ایران"، بیست و سومین کنفرانس بین المللی برق، PSC 2008، تهران.
- [23] R. Khorshidi, F. Shabaninia, "A new method for detection of fake data in measurements at smart grids state estimation", IET Science, Measurement & Technology, Vol. 9, No. 6, pp. 765-773, 2015.
- [24] S. A. Salinas and P. Li, "Privacy-preserving energy theft detection in microgrids: a state estimation approach", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 31, No. 2, pp. 883-894, 2016.

- [25] V. Basetti and A. Chandel, "A robust LWS state estimation including anomaly detection and identification in power systems", *Neuro computing*, Vol. 166, pp. 122-132, 2015.
- [26] G. Chaojun, P. Jirutitijaroen and M. Motani, "Detecting False Data Injection Attacks in AC State Estimation", *IEEE Transactions on Smart Grid*, Vol. 6, No. 5, pp. 2476-2483, 2015.
- [27] L. Liu, M. Esmalifalak, Q. Ding, V. A. Emesih and Z. Han, "Detecting False Data Injection Attacks on Power Grid by Sparse Optimization", *IEEE Transactions on Smart Grid*, Vol. 5, No. 2, pp. 612-621, 2014.
- [28] J. Zhao, G. Zhang, Z. Y. Dong and K. P. Wong, "Forecasting-aided imperfect false data injection attacks against power system nonlinear state estimation", *IEEE Transactions on Smart Grid*, Vol. 7, No. 1, pp. 1-3, 2015.
- [29] E. M. Lourenco, E. P. R. Coelho and B. C. Pal, "Topology error and bad data processing in generalized state estimation", *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 30, No. 6, pp. 3190-3200, 2015.
- [30] N. V. Empati and R. R. Shoults, "Sequential bad data analysis in state estimation using orthogonal transformations", *IEEE Transaction on Power Systems*, Vol. 6, No. 1, pp. 846-851, 1991.
- [31] I. W. Slutsker, "Bad data identification in power system state estimation based on measurement compensation and linear residual calculation", *IEEE PES Winter Meeting*, pp. 210-217, 1988.
- [32] K. A. Clements and P. W. Davis, "Multiple bad data detectability and identifiability: a geometric approach", *IEEE Transaction on Power Delivery*, Vol. 1, No. 3, pp. 355-360 1986.
- [33] H. M. Merrill and F. C. Schweppe, "Bad data suppression in power system static estimation", *IEEE Transaction on Power Apparatus and systems*, Vol. 90, No. 6, pp. 2718-2725, 1971.
- [34] R. Baldick, K.A. Clements, Z. Pinjo-Dzagal and P.W. Davis, "Implementing nonquadratic objective functions for state estimation and bad data rejection", *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 12, No. 1, pp. 376-382, 1997.
- [35] W.W. Kotiuga and M. Vidyasagar, "Bad data rejection properties of weighted least absolute value techniques applied to static state estimation", *IEEE Transaction on Power Apparatus and Systems*, Vol. 101, No. 4, pp. 844-851, 1982.
- [36] A. Abur, "A bad data identification method for the linear programming state estimation", *IEEE Transaction on Power Systems*, Vol. 5, No. 3, pp. 894-901, 1990.

- [37] N. Vempati and R. R. Shoults, "Sequential bad data analysis in state estimation using orthogonal transformations", *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 6, No. 1, pp. 157-166, 1991.
- [38] A. Monticelli and A. Garcia, "Reliable bad data processing for real-time state estimation", *IEEE Transaction on Power Apparatus and system*, Vol. 102, No. 3, pp. 1126-1139, 1983.
- [39] L. Mili, Th Van Cutsem and M. Ribbens-Pavella, "Hypothesis testing identification: a new method for bad data analysis in power system state estimation", *IEEE Transaction on Power Apparatus and system*, Vol. 103, No. 11, pp. 3239-3252, 1984.
- [40] G. N. Korres and N. M. Manousakis, "State estimation and bad data processing for systems including PMU and SCADA Measurements", *Electric Power Systems Research*, Vol. 81, pp. 1514–1524, 2011.
- [41] Salehfar H, Zhao R. "A neural network pre-estimation filter for bad-data detection and identification in power system state estimation", *Electr. Power Syst. Res.*, Vol. 34, pp. 127-34, 1995.
- [42] Do Coutto Filho MB, Souza JCS, Matos RSG and Schilling MTh., "Revealing gross errors in critical measurements and sets via forecasting-aided state estimators", *Electr. Power Syst. Res.*, Vol. 57, pp. 25-32, 2001.
- [43] Souza JCS, Liette da Silva AM, Alves da Silva P., "Data debugging for real time monitoring based on pattern analysis", *IEEE Trans. Power Syst.*, Vol. 11, No. 3, pp. 592-599, 1996.
- [44] Do Coutto Filho MB, Leite da Silva AM, Calvo Cantera JMC, da Silva RA., "Information debugging for real-time power systems monitoring", In. *Proc IEE generation transmission distribution*, Vol. 136, No. 3; pp. 145-52, 1989.
- [45] Vinod Kumar DM, Srivastava SC, Shah S, Mathur S., "Topology processing and static state estimation using artificial neural network", In. *Proc IEE generation transmission distribution*, Vol. 143, No. 1, pp. 99-105, 1996.
- [46] Souza JCS, Leite da Silva AM, Alves da Silva AP., "On-line topology determination and bad data suppression in power system operation using artificial neural networks", *IEEE Trans. Power Syst.*, Vol. 13, No. 3, pp. 796-803, 1998.
- [47] Souza JCS, Leite da Silva AM, Alves da Silva AP, "Data visualization and identification of anomalies in power system state estimation using artificial neural networks", In. *Proc IEE generation transmission distribution*, Vol. 144. No. 5, pp. 445-455, 1997.
- [48] Alves da Silva AP, Quintana VH., "Pattern analysis in power system state estimation", *Int Journal Electr. Power Energy Syst.*, Vol. 17, pp. 51-60, 1995.

- [49] Shahidehpour M, Marwali M., “Role of fuzzy sets in power system state estimation”, *Int Journal Emerg. Electr. Power Syst.*, Vol. 1, No. 1, pp. 428-435, 2004.
- [50] D. Singh, JP. Pandey and DS. Chauhan, “Identification Topology. Bad data processing and state estimation using fuzzy pattern matching”, *IEEE Trans. Power Syst.*, Vol. 20, No. 3, pp. 1570-1579, 2005.
- [51] Daubechies I. “Ten lectures on wavelets”, Philadelphia (PA), SIAM, 1992.
- [52] D. Singh, R.K. Misra, V.K. Singh and R.K. Pandey, “Bad data pre-filter for state estimation”, *Electrical Power and Energy Systems*, Vol. 32, pp. 1165-1174, 2010.
- [53] I. T. Jolliffe, “Principal component analysis”, Springer Series in statistics, second edition, New York, 2002.
- [54] L. Eriksson, E. Johansson, N. Kettaneh-Wold, and S.Wold, “Multi and megavariate data analysis”, second edition, Umetrics, Sweden, 2006.
- [55] J. B. Leite and J. R. S. Mantovani, “Distribution system state estimation using the Hamiltonian cycle theory”, *IEEE Transactions on Smart Grid*, Vol. 7, No. 1, pp. 366-375, 2015.
- [56] E. Caro, A.J. Conejo, “State estimation via mathematical programming: a comparison of different estimation algorithms”, *IET Gener. Transm. Distrib.*, Vol. 6, No. 6, pp. 545-553, 2012.
- [57] W. Guo Li, J. Li, A. Gao and J. Hong Yang, “Review and research trends on state estimation of electrical power systems”, *Power and Energy Engineering Conference*, Wuhan, March 2011.
- [58] Wang Bing, Li Ji-Jie and Wang Chun-Ying , “State estimation algorithm based on the improved method of IGGIII and fast decoupled arithmetic”, *Power System Protection and Control*, Vol. 36, No. 11, pp. 1-4, 2008.
- [59] N. V. Empati and R. R. Shoultz, “Sequential bad data analysis in state estimation using orthogonal transformations”, *IEEE Transaction on Power Systems*, Vol. 6, No. 1, pp. 846-851, 1991.
- [60] C. N. Lu, J. H. Teng and Li u WHE, “Distribution system state estimation”, *IEEE Transaction on Power Systems*, Vol. 10, No. 1, pp. 229-236, 1995.
- [61] F. F. Wu, “Power system state estimation: A survey”, *Int. J. Electr. Power energy System*, Vol. 12, No. 1, pp. 80-87, 1990.
- [62] F. C. Schweppe, J. Wildes and D. B. Rom, “Power system static-state estimation”, *IEEE Transactions*, Vol. 89, No. 4, pp. 120-135, 1970.

- [63] Lan Hua and LI Ji-Jie, "Status quo and prospect of algorithm of power system state estimation", *Power System Protection and Control*, Vol. 35, No. 10, pp. 78-82, 2007.
- [64] L. Zhao and A. Abur, "Multi-area state estimation using synchronized phasor measurements", *IEEE Transaction. Power System*, Vol. 20, No. 2, pp. 611-617, 2005.
- [65] Weiqing, Jiang, V. Vittal and Gerald. T. Heydt, "A distributed state estimator utilizing synchronized phasor measurements", *IEEE Transaction. Power System*, Vol. 22, No. 2, pp. 563-571, 2007.
- [66] P. Chavali and A. Nehorai, "Distributed power system state estimation using factor graphs", *IEEE Transactions on Signal Processing*, Vol. 63, No. 11, 2015.
- [67] V. Donde, X. Feng, I. Segerqvist and M. Callavik, "Distributed state estimation of hybrid AC/HVDC grids by network decomposition", *IEEE Transactions on Smart Grid*, Vol. 7, No. 2, 2016.
- [68] M. Majidi, M. Etezadi, H. Livani and M. S. Fadali, "Distribution systems state estimation using sparsified voltage profile", *Electric Power Systems Research*, Vol. 136, pp. 69–78, 2016.
- [69] L. Holten, A. G. Sverre Aam and F. W. Wen- Hsiung, "Comparison of different methods for state estimation", *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 3, No. 4, pp. 1798-1806, 1988.
- [70] H.M. Merrill and F.C. Schweppe, "Bad data suppression in power system static state estimation", *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, Vol. 90, pp. 2718-2725, 1971.
- [71] L. Mili, M.G. Cheniae, N.S. Vichare and P.J. Rousseeuw, "Robust state estimation based on projection statistics", *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 11, No. 2, pp. 1118-1127, 1996.
- [72] M.R. Irving, R.C. Owen and M.J.H. Sterling, "Power system state estimation using linear programming", *IEE Proceedings, Part G*, Vol. 125, No. 9, pp. 879-885, 1978.
- [73] W.W. Kotiuga and M. Vidyasagar, "Bad data rejection properties of weighted least absolute value techniques applied to static state estimation", *IEEE Transaction on Power Apparatus and Systems*, Vol. 101, No. 4, pp. 844-851, 1982.
- [74] N. S. da Silva, A. S. Costa, K. A. Clements and E. Andreoli, "Simultaneous estimation of state variables and network topology for power system real-time modeling", *Electric Power Systems Research*, Vol. 133, pp. 338-346, 2016.

- [75] I. Barrodale and F.D.K. Roberts, "An improved algorithm for discrete linear approximation", *SIAM Journal of Numerical Analysis*, Vol. 10, No. 5, 1973.
- [76] N.K. Karmarkar, "A new polynomial time algorithm for linear programming", *Combinatorica*, Vol. 4, pp. 373-395, 1984.
- [77] K.A. Clements, P.W. Davis and K.D. Frey, "An interior point algorithm for weighted least absolute value state estimation", *IEEE Power Engineering Society Winter Meeting*, February 3-7, 1991.
- [78] H. Singh and F.L. Alvarado, "Weighted least absolute value state estimation using interior point methods", *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 9, No. 3, pp. 1478-1484, 1994.
- [79] H. Wei, H. Sasaki, J. Kubokawa and R. Yokoyama, "An interior point method for power system weighted nonlinear L_1 norm static state estimation", *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 13, No. 2, pp. 617-623, 1998.
- [80] A. Aboonabi and M. Saif, "Power system state estimation using contraction mapping and singular value decomposition", *18th IFAC World Congr.*, Milan, Italy, 2011.
- [81] G. S. Christensen, M. Saif, and S.A. Soliman, "A new algorithm for finding the optimal solution of the least absolute value estimation problem", *Canadian Journal of Electrical and Computer Engineering*, Vol. 32, No. 1, pp. 5-8, 2007.
- [82] A. Alfi and M. Khosravi, "Optimal power system stabilizer design to reduce low frequency oscillations via an improved swarm optimization algorithm", *Technical and Physical Problems of Engineering*, Vol. 4, No. 2, pp. 24-33, 2012.
- [83] E. Caro, "Uncertainty analysis of power system state estimates and reference bus selection", *Electric Power Systems Research*, Vol. 136, pp. 322-330, 2016.
- [84] E. Caro, Roberto Minguez and A. J. Conejo, "Robust WLS estimator using reweighting techniques for electric energy systems", *Electric Power Systems Research*, Vol. 104, pp. 9-17, 2013.
- [85] M. Khosravi and M. Banejad, "Robust state estimation in power system based on measurements principal component analysis", *28th International Power System Conference*, Tehran-Iran, 2013.
- [86] E. Ghahremani and I. Kamwa, "Dynamic state estimation in power system by applying the extended kalman filter with unknown inputs to phasor measurements", *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 26, No. 4, pp. 2556-2566, 2011.

- [87] S. Chakrabarti, E. Kyriakides, G. Ledwich and A. Ghosh, "Inclusion of PMU current phasor measurements in a power system state estimator", *IET Gener. Transm. Distrib.*, Vol. 4, No. 10, pp. 1104–1115, 2010.
- [88] Shivakumar n. R. and A. Jain, "A review of power system dynamic state estimation techniques", *Power System Technology and IEEE Power Conference*, New Delhi, India, pp. 1-6, Oct. 2008.
- [89] G. Durgaprasad and S. S. Thakur, "Robust dynamic state estimation of power systems based on M-estimation and realistic modeling of system dynamics", *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 13, No. 4, pp. 1331-1336, 1998.
- [90] I. M. Ferreira and F. P. Macel Barbosa, "Square root filter algorithm for dynamic state estimation of electric power systems", *Proc. 7th Mediterranean Electrotechnical Conference*, Antalya, Turkey, pp. 877-880, April 1994.
- [91] S. K. Sinha and J. K. Mandal, "Dynamic state estimator using ANN based bus load prediction", *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 14, No. 4, pp. 1219-1225, 1999.
- [92] Jeu-Min Lin, Shyh-Jier Huang, and Kuang-Rong Shih, "Application of sliding surface enhanced fuzzy control for dynamic state estimation of a power system", *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 18, No. 2, pp. 570-577, 2003.
- [93] Guanrong Chen, "Approximate Kalman filtering", *Series in Approximation and Decompositions* (World Scientific Publishing, 1994).
- [94] V. Murugesan, Y. Chankhchoukh, V. Vittal, G. T. Heydt, N. Logic and S. Sturgil, "PMU data buffering for power system state estimators", *IEEE Power and Energy Technology Systems Journal*, Vol. 2, No. 3, pp. 94-102, 2015.
- [95] C. Muscas, M. Pau, P. A. Pegoraro and S. Sulis, "Uncertainty of voltage profile in PMU-based distribution system state estimation", *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, Vol. 65, No. 5, pp. 988-998, 2016.
- [96] D. S. Broomhead and D. Lowe, "Multivariable functional interpolation and adaptive networks", *Complex Systems*, Vol. 2, pp. 321-355, 1998.
- [97] Simon Haykin, "Neural networks: A comprehensive foundation", Prentice Hall, 1998.
- [98] G. Valverde and V. Terzija, "Unscented kalman filter for power system dynamic state estimation", *IET Generation, Transmission & Distribution*, Vol. 5, No. 1, pp. 29-37, 2011.
- [99] H. Novanda, P. Regulski, F. Gonzalez-Longatt, and V. Terzija, "Unscented kalman filter for frequency and amplitude estimation", *IEEE Trondheim, PowerTech*, pp. 1-6, 2011.

- [100] S. Wang, W. Gao, and A. Meliopoulos, "An alternative method for power system dynamic state estimation based on unscented transform", *IEEE Transactions on, Power Systems*, Vol. 27, No. 2, pp. 942-950, 2012.
- [101] D. Simon, "Optimal State Estimation: Kalman, Nonlinear Approaches", Hoboken, NJ, USA, Wiley-Interscience, 2006.
- [102] Y. Cui, R. Kavasseri, "A particle filter for dynamic state estimation in multi-machine systems with detailed models", *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 30, No. 6, pp. 3377-3385, 2015.
- [103] M. Arulampalam, S. Maskell, N. Gordon, and T. Clapp, "A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking", *IEEE Trans. Signal Process.*, Vol. 50, No. 2, pp. 174–188, 2002.
- [104] A. Kong, J. S. Liu, and W. H. Wong, "Sequential imputations and Bayesian missing data problems", *J. Amer. Statist. Assoc.*, Vol. 89, No. 425, pp. 278–288, 1994.
- [105] S. G. Arnaud Doucet and C. Andrieu, "On sequential Monte Carlo sampling methods for Bayesian filtering", *Statist. Comput.*, Vol. 10, No. 3, pp. 197–208, 2000.
- [106] R. Douc and O. Cappe, "Comparison of resampling schemes for particle filtering," *Proc. 4th Int. Symp. Image and Signal Processing and Analysis (ISPA 2005)*, pp. 64-69, 2005.
- [107] E. Atashpaz-Gargari and C. Lucas, "Imperialist Competitive Algorithm: An algorithm for optimization inspired by imperialist competition", *IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC2007)*, Singapore, pp. 4661-4667, 2007.
- [108] E. Atashpaz-Gargari, F. Hashemzadeh, R. Rajabioun and C. Lucas, "Colonial Competitive Algorithm: A novel approach for PID controller design in MIMO distillation column process", *Int. J. Intel. Compute. Cyber net*, Vol. 1, No. 3, pp. 337-355, 2008.

measurements and conventional measurements and their information synchronization. Then a dynamic state estimator based on Kalman filter which equipped with synchroniser data of conventional measurement and phasor measurements on the proposed pseudo dynamic model of the network has been introduced that estimate the states of the network with a proper speed and accuracy and track the network situation.

Finally, with the aim of maximization posterior probability density function and applying Chapman-Kolmogorov relations and Bellman's principal, a index to estimate the dynamic state is proposed which is simpler and without limitations that are challenges of Kalman filter application. In order to fulfill a precise and robust dynamic estimation, it is enough to optimize this criterion. In this research, this optimization is accomplished with applying Imperialist Competitive Algorithm, that with a high speed convergent, accurate outcomes are resulted.

***Key-Words:* Bad Data, Phasor Measurement Unit, Power System, Robust State Estimation.**

Abstract:

State estimation is the key operation to control and manage a power network. State variables of power system, including magnitude and angle of buses voltage of the network, represent a comprehensive knowledge across the network. On the other hand, inaccurate estimation of these variables may lead to wrong decisions and finally to heavy damages and even the destruction of the network. So, having a reliable and robust estimator is the necessary provision to possess a safe network.

This research has aimed to increase the robustness of the estimator against falsifications or bad data, considering this fact that the information by measurements because of different reasons such as measuring errors, lack of simultaneous information acquisition, communication system errors, hacking of information in smart grids and ..., are continuously exposing to be falsified.

Firstly, the pre-filtering of measurements data is proposed using information processing techniques and applying Principle Component Analysis (PCA). Furthermore, in the case of adding a new measurement, optimized place with the aim of supporting the ability of detecting and identifying bad data, will be also proposed. Then, in order to estimate the static state and offline analysis of network, a robust estimator with using contraction map and Least Absolute Values (LAV) of measurements residuals have been represented. The results of simulation are indicating high precision and robustness of this method comparing to other static state estimation methods.

Also regarding this fact that with having dynamic equations of a system, we can estimate and track the state trajectory of that system with a proper approximation, we can find a robust dynamic estimator which can be applicable as an online state estimation. At first, a pseudo dynamic model of power network is presented in this thesis. The proposed model is simpler than other dynamic models and also more efficient in large scale and wide power network modeling, because in this modeling there is no need for dynamic parameters of loads, generators and etc. Also it omitted dynamics with intervals less than one cycle in network which are not important in estimating the state. In second step, considering the extension and importance of Phasor Measurement Units, which provide precise and reliable information of voltage and current phasors of network, a method is represented in order to complete use of phasor



Faculty of Electrical and Robotic Engineering
Ph.D. Thesis in Electrical Engineering

Robust State Estimation in Power System

By: Mohsen Khosravi

Supervisor:

Dr. Mahdi Banejad

Advisor:

Dr. Heydar Toosian Shandiz

September 2016