

الگوریتم جدید به منظور پیش‌بینی سریع وضعیت پایداری زاویه‌ای گذرا در سیستم‌های قدرت

میثم شهریار^۱، حمید خوشخو^{۲*}

۱- کارشناس ارشد، ۲- استادیار، دانشگاه صنعتی سهند

(دریافت: ۹۸/۰۴/۲۲، پذیرش: ۹۸/۰۹/۰۴)

چکیده

در این مقاله روشی نوین برای پیش‌بینی وضعیت پایداری زاویه‌ای گذرا بدون استفاده از اطلاعات پس از پاک شدن خط ارائه شده است. با توجه به اینکه این الگوریتم از اطلاعات اندازه‌گیری شده پیش از پاک شدن خط استفاده می‌کند، قابلیت پیش‌بینی سریع وضعیت پایداری را دارد و لذا فرصت مناسب برای اپراتورها و/یا سیستم‌های حفاظت ویژه جهت اجرای اقدامات اصلاح‌کننده به‌موقع به‌منظور جلوگیری از وقوع ناپایداری و مقابله با حملات خرابکارانه فراهم می‌کند. در این روش، اندازه‌گیری‌های انجام‌شده توسط واحدهای اندازه‌گیری فازور به‌عنوان ورودی به الگوریتم اعمال می‌شوند تا ویژگی‌های پیشنهادشده محاسبه و سپس به یک طبقه‌بندی‌کننده (درخت تصمیم‌گیری یا ماشین‌بردار پشتیبان) اعمال گردند تا وضعیت پایداری پیش‌بینی شود. نتایج شبیه‌سازی‌ها در شبکه‌های IEEE14-bus، IEEE39-bus و 16-Machine(68-bus) و مقایسه آنها با روش‌های پیشین نشان می‌دهد که این الگوریتم، ضمن استفاده از واحدهای اندازه‌گیری فازور کمتر، با دقت بالاتری وضعیت پایداری زاویه‌ای را پیش‌بینی می‌کند و ابزار مناسبی جهت تشخیص وضعیت امنیت است.

کلیدواژه‌ها: پیش‌بینی پایداری زاویه‌ای سیگنال بزرگ (گذرا)، ارزیابی امنیت، دوره حین خطا، سیستم پایش سراسری، هوش مصنوعی

A Novel Approach for Fast Prediction of Transient Angle Stability Status in Power Systems

M. Shahriyari, H. Khoshkhou*

Sahand University of Technology

(Received: 13/07/2019; Accepted: 25/11/2019)

Abstract

In this paper a novel approach is proposed to predict transient angle stability status without using post-fault data. Since this algorithm uses data measured before the fault clearance, it has the ability to quickly predict the stability status and hence, it provides proper opportunity for system operators and/or special protection systems to implement timely corrective actions to prevent instability and confront malicious attacks. In this method, those measurements provided by Phasor Measurement Units (PMUs) are applied as input to the algorithm to calculate the proposed feature set and apply them to a classifier (Decision Tree or Support Vector Machine) in order to predict the stability status. The results of simulations performed in IEEE 14-bus, IEEE 39-bus, and 16-Machine (68-bus) test systems and comparison of them with previous ones reveal that although the proposed method requires less PMUs, it can predict the stability status more accurately and is an appropriate tool to assess the system security.

Keywords: Large-Disturbance (Transient) Angle Stability Prediction, Security Assessment, During the Fault Period, Wide Area Measurement System, Artificial Intelligence

۱. مقدمه

با توجه به وابستگی زیرساخت‌های حیاتی کشور به انرژی الکتریکی و تأثیر این انرژی بر فعالیت‌های اجتماعی، تجاری و صنعتی کشور، هر عاملی که سبب اختلال در عملکرد صحیح شبکه برق کشور شود، می‌تواند خسارت‌های فراوان اجتماعی و اقتصادی را به همراه داشته باشد. بدیهی است که در این شرایط، به دلیل گستردگی و اهمیت شبکه برق، یکی از اهداف محتمل برای اجرای فعالیت‌های خرابکارانه (از طریق حملات فیزیکی و یا سایبری) شبکه‌های قدرت کشورها خواهد بود تا از این طریق پایداری این شبکه‌ها را تحت تأثیر قرار دهند تا با وقوع خاموشی سراسری سبب خسارت‌های گسترده شوند [۱ و ۲]. علاوه بر این، همواره عوامل دیگری نظیر عوامل طبیعی و تهدیدات تصادفی می‌تواند پایداری یک سیستم قدرت را به مخاطره اندازند و بنابراین، ضروری است که اقدامات لازم جهت تشخیص زودهنگام وضعیت پایداری سیستم و تصمیم‌گیری در خصوص لزوم اجرای اقدامات اصلاحی انجام شود. از این‌رو، همواره تلاش‌های گسترده‌ای جهت بهبود امنیت شبکه‌های قدرت انجام شده است.

در سال‌های اخیر به دلیل افزایش مصرف انرژی الکتریکی، سیستم‌های قدرت در نزدیکی مرز پایداری بهره‌برداری می‌شوند. در این شرایط، علی‌رغم اینکه همواره سعی می‌شود سیستم قدرت در برابر وقوع اغتشاشات مختلف مصون باقی بماند، با این حال بعضی از اغتشاشات غیرمنتظره می‌توانند منجر به ناپایداری زاویه‌ای، فرکانسی و یا ولتاژ شوند [۳ و ۴]. معمولاً ناپایداری زاویه‌ای سیگنال بزرگ (که گاهی اوقات با عنوان ناپایداری گذرا نیز نام برده می‌شود) بر اثر وقوع اغتشاشاتی نظیر خطای اتصال کوتاه و به دنبال آن عملکرد تجهیزات حفاظتی و خروج خط خطادار آغاز می‌شود که در ادامه سبب جدایی زاویه رتور یک یا چند ژنراتور نسبت به بقیه سیستم می‌شود [۴].

چنین شرایطی که نشان‌دهنده عدم حفظ سنکرونیزم بین ژنراتورهای سیستم قدرت است، می‌تواند به دلیل نبود گشتاور سنکرون‌کننده و یا گشتاور میراکننده کافی رخ دهد [۵ و ۶]. مسئله ارزیابی پایداری زاویه‌ای گذرا را می‌توان به دو دسته تشخیص^۱ و پیش‌بینی^۲ تقسیم‌بندی نمود. در روش‌های مبتنی بر تشخیص، داده‌های مورد نیاز اندازه‌گیری می‌شوند و سپس توسط روش‌هایی نظیر تابع انرژی [۷]، آنالیز حساسیت [۸-۱۱] و معیار سطوح برابر [۱۲-۱۴] مورد استفاده قرار می‌گیرند تا زمان رفع خطای بحرانی و یا وضعیت لحظه‌ای پایداری را تعیین کنند. در این دسته از روش‌ها، علی‌رغم اینکه عمدتاً دو روش تابع انرژی و آنالیز حساسیت مورد استفاده قرار می‌گیرند [۱۵]، روش‌های تابع

انرژی به دلیل پیچیدگی‌های موجود، از مدل‌های درجه بالاتر ژنراتور و دینامیک‌های بار چشم‌پوشی می‌کنند و روش‌های مبتنی بر آنالیز حساسیت نیز به دلیل حجم بالای محاسباتی، زمان‌بر هستند. همچنین روش‌های مبتنی بر معیار سطوح برابر نیز معمولاً در سیستم‌های کوچک و یا سیستم‌های معادل مورد استفاده قرار می‌گیرند.

با توجه به اینکه برای جلوگیری از وقوع ناپایداری، مدت زمان محدودی برای اجرای اقدامات کنترلی مورد نیاز فرصت وجود دارد (اصطلاحاً گفته می‌شود اقدامات کنترلی باید پیش از آنکه نقطه کار از ناحیه جذب خارج شود، اجرا گردند)، روش‌های پیش‌بینی وضعیت پایداری، به دلیل آنکه سریع‌تر اپراتورها و یا سیستم حفاظت ویژه^۳ (که وظیفه اجرای خودکار اقدامات کنترلی مناسب جهت مقابله با ناپایداری را بر عهده دارد) را از وضعیت نهایی سیستم مطلع می‌کنند، مؤثرتر از روش‌های تشخیص وضعیت پایداری هستند [۱۶].

در این میان، با پیدایش سیستم پایش سراسری WAMS^۴ که در آن به کمک واحدهای اندازه‌گیری فازور PMU^۵ امکان اندازه‌گیری فازورهای ولتاژ و جریان هم‌زمان و مشاهده رفتار دینامیکی سیستم قدرت ایجاد شده است، گرایش محققین به پیش‌بینی وضعیت پایداری نیز افزایش یافته است. این سیستم پایش که ساختار اصلی توسعه ارزیابی برخط^۶ وضعیت پایداری را فراهم کرده است [۱۷]، این امکان را به اپراتورهای سیستم قدرت می‌دهد که در لحظات مختلف اطلاعات مناسبی از وضعیت سیستم قدرت دریافت کنند و با استفاده از ابزارهایی که در اختیار دارند، وضعیت پایداری سیستم را پیش‌بینی نمایند.

روش‌های ارائه‌شده برای پیش‌بینی پایداری زاویه‌ای سیگنال بزرگ را می‌توان به دو دسته روش‌های مبتنی بر مدل و روش‌های مبتنی بر ابزارهای هوش مصنوعی تقسیم کرد [۱۷]. روش‌های مبتنی بر مدل به دلیل محاسبات پیچیده که وابسته به ابعاد و ساختار سیستم قدرت است، برای ارزیابی برخط و پیش‌بینی پایداری گذرا مناسب نمی‌باشند. از این دسته روش‌ها می‌توان به روش تابع انرژی اشاره کرد که به‌عنوان مثال در [۱۸] برای پیش‌بینی وضعیت پایداری زاویه‌ای در شرایط وقوع اتصال کوتاه سه‌فاز در برخی از خطوط استفاده شده است. برای این منظور، در این مقاله اطلاعات اندازه‌گیری شده تا 0.4 s پس از پاک شدن خطا مورد استفاده قرار گرفته است. در سوی دیگر، روش‌های مبتنی بر ابزارهای هوش مصنوعی به دلیل قابلیت نگاشت غیرخطی بین داده‌های ورودی و خروجی و همچنین پاسخگویی

³ Special Protection System (SPS)

⁴ Wide Area Measurement System (WAMS)

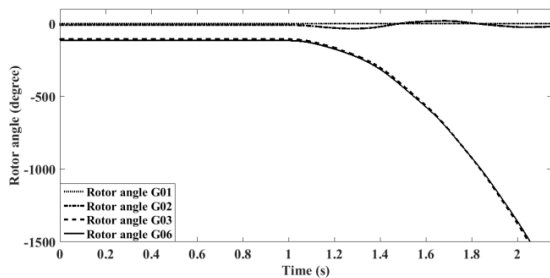
⁵ Phasor Measurement Unit (PMU)

⁶ Online

¹ Detection

² Prediction

تأثیرگذار باشند و مانع از وقوع ناپایداری شوند. لذا، اگر وضعیت پایداری گذرا با استفاده از داده‌های اندازه‌گیری شده پس از پاک شدن خطا تشخیص داده شود، احتمالاً اپراتورها و یا سیستم حفاظت ویژه فرصت کافی برای تعیین و اجرای اقدامات اصلاح‌کننده بهینه را نخواهند داشت. به عبارت دیگر، اگر وضعیت پایداری زاویه‌ای گذرا بدون استفاده از اطلاعات پس از پاک شدن خطا پیش‌بینی شود، اپراتورها و یا سیستم حفاظت ویژه سریع‌تر از وضعیت پایداری اطلاع خواهند یافت و فرصت بیشتری جهت تعیین و انجام اقدامات کنترلی بهینه خواهند داشت.



شکل ۱. وقوع خطای اتصال کوتاه سه‌فاز در ترمینال G01 از شبکه IEEE 14-bus منجر به جدایی زاویه رتورهای G03 و G06 از بقیه سیستم و ناپایداری زاویه‌ای شده است.

جدول ۱. خلاصه‌ای از روش‌هایی که پیش از این برای پیش‌بینی وضعیت پایداری زاویه‌ای سیگنال بزرگ در برابر انواع اتصال کوتاه‌های سه‌فاز (LLL)، دوفاز (LL)، دوفاز به زمین (LLG) و تک‌فاز (LG) ارائه شده است.

مرجع	شبکه مورد مطالعه	افتشاشات در نظر گرفته شده		اطلاعات استفاده شده		
		نوع اتصال کوتاه	محل خطا	۱	۲	۳
[۲۳]	۲۱۰۰ شینه	LLL	برخی از خطوط	✓	-	✓
[۱۵]	شبکه مصر	LLL	روی ۵۲ خط از ۴۰۰ خط	-	-	✓
[۲۴]	۳۹ شینه	LLL, LL, LG	تمام خطوط	✓	-	✓
[۲۱]	۳۹ شینه	LLL	روی خطوط و شین‌ها	✓	-	✓
[۱۹]	شبکه هیدروکیب	LLL	تمام خطوط	-	-	✓
[۱۷]	۳۹ شینه	LLL	خط ۲ و ۵	-	-	✓
[۲۰]	۱۴-۳۹-۶۸ و ۱۱۸ شینه	LLL, LL, LG	برخی از خطوط	✓	✓	-
این مقاله	۶۸ و ۱۴، ۳۹ شینه	LLL, LL, LLG, LG	تمام خطوط و شین‌ها	✓	✓	-

جدول (۱) خلاصه‌ای از روش‌هایی که پیش از این به منظور پیش‌بینی پایداری زاویه‌ای گذرا ارائه شده است را نشان می‌دهد که طبق آن، به جز روش ارائه شده در گزارش [۲۰]، سایر روش‌ها از اطلاعات پس از پاک شدن خطا استفاده می‌کنند و بنابراین، ممکن است برای انجام عکس‌العمل سریع توسط اپراتورها و یا

بسیار سریع، در سیستم قدرت به‌طور گسترده استفاده می‌شوند که از این میان می‌توان به طبقه‌بندی‌کننده‌های^۱ شبکه عصبی ANN^۲ [۱۵]، درخت تصمیم‌گیری DT^۳ [۱۹ و ۲۰]، ماشین بردار پشتیبان SVM^۴ [۲۱]، یادگیری ماشین [۲۲] و برازش منحنی [۱۷] اشاره کرد. به‌عنوان مثال در یکی از گزارش‌ها [۱۵]، اندازه‌گیری‌های انجام‌شده پس از پاک شدن خطا برای محاسبه نرخ تغییرات ولتاژ شین‌های ژنراتور و نرخ تغییرات زاویه رتور ژنراتورها استفاده شده است. سپس، بر اساس این محاسبات و با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، وضعیت پایداری زاویه‌ای پیش‌بینی می‌شود. لازم به ذکر است که در این مقاله تنها خطای اتصال کوتاه سه‌فاز بر روی برخی خطوط تحلیل شده و خطاهای مختلف در نقاط کار گوناگون و بر روی خطوط مختلف در نظر گرفته نشده است.

همچنین در گزارش دیگری [۱۹]، با اندازه‌گیری فازور ولتاژ و تخمین زاویه رتور ژنراتورها در دوره پس از پاک شدن خطا، پایداری گذرا در برابر خطاهای اتصال کوتاه سه‌فاز تنها در برخی از خطوط و با دقت ۹۳٪ (به کمک درخت تصمیم‌گیری) پیش‌بینی شده است. علاوه بر این، در گزارش‌های دیگری [۱۷] و [۲۱]، عملکرد روش‌های ارائه‌شده (که در آن‌ها از اطلاعات پس از پاک شدن خطا استفاده شده است)، تنها در برابر وقوع تعداد محدودی اتصال کوتاه (در برخی از خطوط شبکه) ارزیابی شده است.

زمانی که سیستم قدرت تحت تأثیر یک اغتشاش قرار می‌گیرد، ناپایداری گذرا بر اساس جدایی زاویه رتور یک (یا چند) ژنراتور از بقیه ژنراتورهای سیستم قدرت تعیین می‌شود. همان‌طور که در شکل (۱) مشخص شده، با گذشت زمان جدایی زوایای رتور ژنراتورها از همدیگر قابل تشخیص‌تر شده و پیش‌بینی وضعیت پایداری زاویه‌ای راحت‌تر می‌شود. از این رو، طبق مطالعات گسترده محققین، تمام روش‌های ارائه‌شده در مقالات (به‌جز یکی از گزارش‌ها [۲۰]) علاوه بر اطلاعات قبل از وقوع اغتشاش، از اطلاعات پس از پاک شدن خطا نیز برای پیش‌بینی دقیق پایداری زاویه‌ای استفاده کرده‌اند.

با این وجود، به‌دلیل این که وقوع ناپایداری گذرا در لحظات اولیه پس از خطا رخ می‌دهد [۶]، لازم است اقدامات اصلاح‌کننده بهینه در لحظات ابتدایی پس از وقوع اغتشاش (پیش از آنکه نقطه کار ناحیه جذب را ترک کند) تعیین و اجرا گردند تا

^۱ Classifier

^۲ Artificial Neural Network (ANN)

^۳ Decision Tree (DT)

^۴ Support Vector Machine (SVM)

پیشنهاد شده آن است که این روش (علی‌رغم دقت بسیار مناسب) تنها نیاز به نصب واحدهای اندازه‌گیری فازور در پایانه ژنراتورها دارد و از این‌رو، تعداد واحدهای اندازه‌گیری فازور مورد نیاز در این روش نسبت به [۲۰] کاهش قابل توجهی خواهد یافت و لذا مقرون به صرفه‌تر خواهد بود. همچنین، نتایج شبیه‌سازی‌های دینامیکی در شبکه‌های IEEE 14-bus، IEEE 39-bus، و 16-Machine (68-bus) و مقایسه‌های انجام‌شده با مرجع [۲۰] (به‌عنوان تنها روشی است که بدون اندازه‌گیری اطلاعات در دوره پس از پاک شدن خطا، وضعیت پایداری زاویه‌ای را پیش‌بینی می‌کند) نشان می‌دهد که روش پیشنهاد شده قابلیت پیش‌بینی دقیق وضعیت پایداری زاویه‌ای سیگنال بزرگ در برابر انواع خطاها (سه‌فاز، دوفاز، دوفاز به زمین، و تک‌فاز به زمین که در بخش‌های مختلف شبکه رخ می‌دهند) را به کمک تنها یک طبقه‌بندی‌کننده فراهم می‌کند. همچنین در این مقاله، به‌منظور ارزیابی عملکرد طبقه‌بندی‌کننده‌های درخت تصمیم‌گیری و ماشین بردار پشتیبان، نتایج حاصل از این دو نوع طبقه‌بندی‌کننده با یکدیگر مقایسه شده است.

لازم به ذکر است که شبیه‌سازی‌های این مقاله به کمک نرم‌افزار DigSILENT PowerFactory انجام شده است که در آن، به دلیل اهمیت مدل‌سازی رفتار تجهیزات شبکه و بارها در مطالعات پایداری زاویه‌ای [۲۵]، کنترل‌کننده‌های خودکار ولتاژ^۲ و گاورنر ژنراتورها به همراه مدل بارهای وابسته به ولتاژ در شبکه‌های IEEE 14-bus، IEEE 39-bus، و 16-Machine (68-bus) نظر گرفته شده است.

در ادامه این مقاله، در بخش دوم ابزارهای استفاده‌شده جهت پیش‌بینی پایداری گذرا شرح داده شده‌اند. سپس روش پیشنهادی در بخش سوم به‌طور مفصل توضیح داده شده است و در بخش چهارم نتایج روش پیشنهاد شده ارائه می‌شود. در نهایت، در بخش پنجم نتیجه‌گیری بیان شده است.

۲. ابزارهای مورد نیاز

۲-۱. سیستم پایش سراسری

با توجه به گسترش سیستم‌های قدرت، نیاز به استفاده از یک سیستم اندازه‌گیری دقیق و پیشرفته جهت پایش و حفظ پایداری و بالا بردن قابلیت اطمینان شبکه به‌وجود آمد که در نهایت منجر به پیدایش سیستم پایش سراسری جهت اندازه‌گیری فازورهای ولتاژ و جریان هم‌زمان شد. پیش از پیدایش این سیستم، اپراتورهای سیستم قدرت به کمک سیستم اسکادا^۳ پارامترهای الکتریکی در نقاط مختلف را اندازه‌گیری و دریافت می‌کردند.

سیستم حفاظت ویژه جهت مقابله با ناپایداری زاویه‌ای مناسب نباشند. بر اساس مطالعات گسترده‌ای که توسط نویسندگان انجام شده، الگوریتم ارائه‌شده در گزارش [۲۰] تنها روشی است که در آن به کمک اطلاعات دریافت شده از واحدهای اندازه‌گیری فازور در دوره پیش از خطا و در حین خطا (بدون نیاز به اطلاعات پس از پاک شدن خطا) پیش‌بینی وضعیت پایداری زاویه‌ای انجام شده است. اگرچه نتایج ارائه‌شده در این مقاله از دقت مناسبی برخوردار است، دستیابی به چنین دقتی به‌واسطه تقسیم شبکه به تعداد قابل توجهی نواحی کوچک‌تر (که Fault cluster یا FC نامیده شده) محقق گردیده است. بر این اساس، در مقاله مذکور، برای پیش‌بینی وضعیت پایداری زاویه‌ای در شرایط وقوع خطا در هر FC از یک درخت تصمیم‌گیری جداگانه استفاده شده است. به بیان دیگر، به نظر می‌رسد که در این مقاله سعی شده که با تقسیم‌بندی شبکه به نواحی کوچک‌تر، ضعف ویژگی‌های انتخاب‌شده جبران شود و پیش‌بینی وضعیت پایداری با دقت مناسبی انجام شود که لازم آن، استفاده از تعداد قابل توجهی واحد اندازه‌گیری فازور (در هر FC) است. علاوه بر این، در این روش الگوریتم مناسبی برای تعیین تعداد و موقعیت نصب واحدهای اندازه‌گیری فازور (که بر اساس آن محدوده FC ها تعیین می‌شود) ارائه نشده است. به‌عنوان نمونه، بر اساس نتایج شبیه‌سازی‌های ارائه‌شده در [۲۰]، با استفاده از ۳۹ واحد اندازه‌گیری فازور (که منجر به تشکیل ۳۴ ناحیه FC می‌شود)، دقت پیش‌بینی وضعیت پایداری زاویه‌ای برابر با ۹۷/۱۵٪ و با استفاده از ۱۶ واحد اندازه‌گیری فازور (که منجر به تشکیل ۱۱۱ ناحیه FC می‌شود) وضعیت پایداری با دقت ۹۸/۶۰٪ پیش‌بینی شده است (سطر دوم از جدول (V) در [۲۰]). بنابراین، این روش به تعداد قابل توجهی واحد اندازه‌گیری فازور نیاز دارد و با افزایش ابعاد شبکه، تعداد آن‌ها نیز افزایش قابل توجهی خواهد یافت که از لحاظ اقتصادی قابل توجیه نخواهد بود.

با توجه به مشکلات فوق‌الذکر، هدف اصلی این مقاله ارائه روشی برای پیش‌بینی وضعیت پایداری زاویه‌ای سیگنال بزرگ بدون استفاده از اطلاعات اندازه‌گیری شده در دوره پس از پاک شدن خطا است. با توجه به اینکه این روش از اطلاعات لحظاتی اولیه پس از وقوع خطا استفاده می‌کند، در مدت زمان کوتاهی (پیش از پاک شدن خطا) اطلاعات موردنیاز را جمع‌آوری و بر اساس آن وضعیت پایداری زاویه‌ای را پیش‌بینی می‌کند. بر این اساس، این روش فرصت کافی برای اپراتورها و سیستم‌های حفاظت ویژه جهت انتخاب و اجرای به‌موقع اقدامات کنترلی و جلوگیری از وقوع ناپایداری را فراهم می‌کند. مزیت دیگر روش

^۲ Automatic Voltage Regulator (AVR)

^۳ Supervisory Control And Data Acquisition (SCADA)

^۱ Feature

با استفاده از این فناوری نسبتاً جدید، تخمین و نمایش دقیق حالت سیستم قدرت در فواصل زمانی کوتاه امکان پذیر بوده و به کمک آن می‌توان رفتار دینامیکی سیستم را از یک مرکز کنترل مشاهده و اقدامات کنترلی مناسب را اعمال نمود.

لازم به ذکر است که نرخ اندازه‌گیری و ارسال اطلاعات توسط واحدهای اندازه‌گیری فازور شبکه متناسب با فرکانس سیستم است. به‌عنوان نمونه، برای شبکه‌هایی که دارای فرکانس ۵۰ Hz هستند، بیش از ۲۵ نمونه برداری در ثانیه از فازورهای پارامترهای شبکه (ولتاژ، جریان، فرکانس و ...) انجام می‌شود و برای سیستم‌هایی با فرکانس ۶۰ Hz، نرخ‌هایی در بازه ۳۰ الی ۶۰ نمونه در یک ثانیه در مراجع ذکر شده است. در این مقاله فرض شده که واحدهای PMU تنها در شین‌های ژنراتوری نصب شده‌اند و اطلاعات مربوط به ولتاژ و جریان این شین‌ها را با نرخ ۳۰ نمونه در ثانیه اندازه‌گیری و به مرکز کنترل ارسال می‌کنند.

۲-۲. ماشین بردار پشتیبان

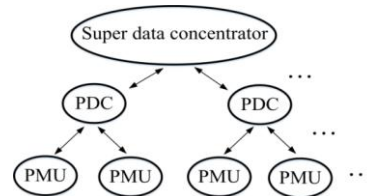
یکی از روش‌های کارآمد در حل مسائل طبقه‌بندی، تخمین و رگرسیون، استفاده از طبقه‌بندی‌کننده ماشین بردار پشتیبان است [۲۱ و ۲۴]. در این روش، معمولاً از داده‌های به‌دست‌آمده از نتایج شبیه‌سازی‌ها به‌منظور دستیابی به یک مجموعه ویژگی‌های مناسب استفاده می‌شود و این ویژگی‌ها برای آموزش ماشین بردار پشتیبان استفاده می‌شوند. سپس، در شرایط کارکرد برخط شبکه، مقدار ویژگی‌ها به کمک اندازه‌گیری‌های انجام‌شده در نقطه کار فعلی محاسبه شده و به ماشین بردار پشتیبان (که از قبل آموزش داده شده است) اعمال می‌شوند و این طبقه‌بندی‌کننده وضعیت پایداری سیستم را در یکی از کلاس‌های مختلف (کلاس پایدار یا کلاس ناپایدار) دسته‌بندی می‌کند تا مشخص می‌شود که شبکه قدرت پایدار و یا ناپایدار خواهد شد [۳۱].

اساس کار طبقه‌بندی‌کننده ماشین بردار پشتیبان، استفاده از یک kernel function (مثل RBF) است تا به کمک آن ویژگی‌ها از فضای مبدأ به فضای دیگری با ابعاد بالاتر نگاشت شوند، به‌گونه‌ای که بتوان در فضای دوم یک صفحه خطی چند بعدی از $h(x)$ را چنان تعیین کرد که نمونه‌های مربوط به دو کلاس C_1 و C_2 (کلاس پایدار و کلاس ناپایدار) در دو سوی این صفحه قرار گیرند و تا حد امکان بیشترین فاصله را تا این صفحه داشته باشند (شکل ۳). لازم به ذکر است، وظیفه Kernel Function محاسبه ضرب داخلی دو بردار با بعد بالا در فضای با بعد پائین است که عملاً این اجازه را می‌دهد که بردارهای ویژگی به بعد بالاتر نگاشت داده شوند تا کلاس‌های مختلف بدون اینکه پیچیدگی محاسباتی در ضرب داخلی بیشتر شود، از یکدیگر قابل تمایز

سیستم اسکادا بنا به دلایل زیر، ابزار مناسبی پایش سیستم قدرت و نظارت بر آن نیست و در شرایط بحرانی این امکان وجود دارد که امنیت سیستم را (در مقایسه با نتایج حاصل از سیستم پایش سراسری) به خطر اندازد [۲۶ و ۲۷]:

- اطلاعات دریافت شده از نقاط مختلف شبکه، هم‌زمان نیستند و مربوط به لحظات مختلف هستند.
- اطلاعات دریافتی از اسکادا ۲ الی ۴ ثانیه یک‌بار اندازه‌گیری می‌شوند. این در حالی است که سیستم پایش سراسری با گام چند میلی‌ثانیه (که وابسته به تجهیزات و فرکانس سیستم است) عمل اندازه‌گیری و ارسال داده‌ها به مرکز کنترل را انجام می‌دهد.
- سیستم اسکادا توانایی اندازه‌گیری فازور ولتاژ شین و جریان خطوط را ندارد. بنابراین، محاسبات استفاده شده جهت تخمین حالت سیستم به کمک اطلاعات اندازه‌گیری شده توسط اسکادا (نسبت به سیستم پایش سراسری) دارای حجم محاسباتی بیشتر و همراه با تأخیر خواهد بود.

سیستم پایش سراسری مطابق با آنچه در شکل (۲) آمده است، یک سیستم سلسله مراتبی است که در آن واحدهای اندازه‌گیری فازور در پایین‌ترین سطح قرار دارند [۲۸] و به کمک آن‌ها می‌توان فازور (اندازه و زاویه) ولتاژ شین‌ها و جریان خطوط را در لحظات مشخص (به‌طور هم‌زمان در تمام بخش‌های شبکه) اندازه‌گیری کرد. هم‌زمانی واحدهای اندازه‌گیری فازور در اندازه‌گیری پارامترهای الکتریکی، به‌واسطه سیگنال‌هایی است که در هر ثانیه، از سیستم مکان‌یابی جهانی^۱ دریافت می‌کنند [۲۹]. سپس فازورهای اندازه‌گیری شده به مرتبه بالاتر که از چند PDC^۲ تشکیل شده است، فرستاده می‌شوند. هر PDC اطلاعات واحدهای اندازه‌گیری فازور موجود در ناحیه خود را جمع‌آوری و سپس اطلاعات نادرست را حذف کرده و فازورهای هم‌زمان (فازور سنکرون) را آماده می‌کند. در نهایت در آخرین سطح از سیستم پایش سراسری، Super PDC قرار دارد که اطلاعات آماده‌شده در PDCها به این بخش فرستاده می‌شوند و در آن می‌توان به کمک اطلاعات جمع‌آوری‌شده از سراسر سیستم، ضمن ارزیابی وضعیت شبکه، اقدامات کنترلی مناسب را نیز اتخاذ نمود [۳۰].



شکل ۲. ساختار سلسله مراتبی سیستم پایش سراسری.

^۱ Global Positioning System (GPS)

^۲ Phasor Data Concentrator (PDC)

برای به حداکثر رساندن فاصله میان نزدیک‌ترین نمونه‌های دو کلاس به $h(x)$ (بردارهای پشتیبانی که در شکل (۳) با $h(x)=\pm 1$ نشان داده شده‌اند) از معادله بهینه‌سازی زیر استفاده می‌شود:

$$\min \frac{1}{2} \|\omega\|^2 \text{ subject to } r^t (\omega^T x^t + \omega_0) \geq +1 \quad (4)$$

برای حل این مسئله از روش‌های لاگرانژ استفاده می‌شود که در آن به کمک یک ضریب $\alpha \geq 0$ قید اصلی به تابع هدف اضافه می‌گردد. در این حالت به جای کمینه‌سازی تابع هدف اصلی، تابع L_p به صورت زیر تعیین می‌شود که باید نسبت به ω و ω_0 مینیمم و نسبت به α بیشینه شود تا بهینه‌ترین جواب به دست آید:

$$L_p = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 - \sum_t \alpha^t [r^t (\omega^T x^t + \omega_0) - 1] \quad (5)$$

اگرچه معادله فوق در مقایسه با معادله کمینه‌سازی اصلی که در (۴) بیان شده است پیچیده‌تر است، با این حال، می‌توان ω_0 را حذف کرد و مسئله را به یک مسئله بهینه‌سازی نسبت به α تغییر داد. برای این منظور، با استفاده از یک تابع انتقال $\phi(x)$ ، مسئله بهینه‌سازی به صورت زیر نوشته می‌شود:

$$\max : -\frac{1}{2} \sum_t \sum_s \alpha^t \alpha^s r^t r^s K(x^t x^s) + \sum_t \alpha^t \quad (6)$$

$$\text{subject to } \sum_t \alpha^t r^t = 0 \text{ and } \alpha^t \geq 0, \forall t$$

که در آن $K(x^t x^s)$ به عنوان kernel function شناخته می‌شوند که به صورت زیر تعریف می‌گردد:

$$K(x^t x^s) = \phi(x^t)^T \phi(x^s) \quad (7)$$

و در نهایت صفحه $h(x)$ بهینه محاسبه شده و کلاس مربوط به نمونه x بر اساس رابطه (۸) و (۷) تعیین می‌شود:

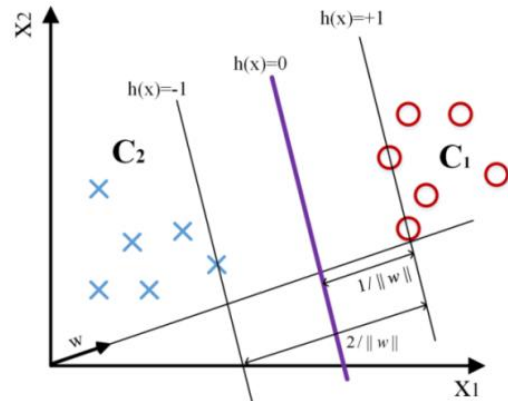
$$h(x) = \sum_t \alpha^t r^t K(x^t x) \quad (8)$$

در انتهای این قسمت لازم به ذکر است که در این مقاله برای طبقه‌بندی نمونه‌ها به کمک ماشین بردار پشتیبان، از نرم‌افزار Matlab استفاده شده و در آن، عملکرد سه نوع طبقه‌بندی کننده RBF، Linear، و Polynomial ارزیابی شده است. همچنین، در شبیه‌سازی‌های انجام شده، این نرم‌افزار از SMO Solver برای حل مسئله بهینه‌سازی درجه دوم فوق استفاده کرده است.

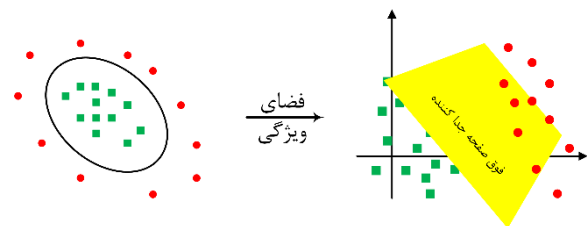
۳-۲. درخت تصمیم‌گیری

درخت تصمیم‌گیری یکی از ابزارهای پرکاربرد و کارآمد، جهت تشخیص الگو برای تصمیم‌گیری و شناسایی پدیده‌ها است. ساختار درخت تصمیم‌گیری در شکل (۵) نشان داده شده است که در آن بردارهای رابط، گره‌های آن را به یکدیگر متصل

شوند. شکل (۴) شماتیک نگاشت به فضا با بعد بالاتر را نشان می‌دهد که در آن به کمک یک ابر صفحه، مجموعه داده جمع‌آوری شده راحت‌تر به دو کلاس تقسیم‌بندی می‌شود.



شکل ۳. ویژگی‌ها با استفاده از یک kernel function به فضای دیگری با ابعاد بالاتر نگاشت می‌شوند.



پیچیده در بعد پایین

ساده در بعد بالا

شکل ۴. جداسازی کلاس‌های مختلف در فضای ویژگی با بعد بالاتر.

در SVM، پیدا کردن صفحه بهینه فوق، منجر به تشکیل یک مسئله برنامه‌ریزی درجه دوم QP^۱ خواهد شد [۳۲]. بر اساس مطالب فوق، در صورتی که $h(x)$ به صورت زیر نمایش داده شود:

$$h(x) = \omega^T x^t + \omega_0 \quad (1)$$

ماشین بردار پشتیبان به دنبال یک پاسخ بهینه $(\omega^T$ و $\omega_0)$ است تا نمونه‌های مربوط به کلاس C_1 و C_2 را با بیشترین حاشیه جدایی ممکن از یکدیگر تفکیک کند که در شکل (۳) نشان داده شده است. در این شکل، نمونه x^t نتیجه نگاشت یک نمونه از فضای مبدأ به فضای دیگر (با ابعاد بالاتر) است که به یکی از کلاس‌های C_1 ($r^t=+1$) یا C_2 ($r^t=-1$) تعلق دارد [۳۳]:

$$\omega^T x^t + \omega_0 \geq 1 \quad \text{for } r^t = +1 \quad (2)$$

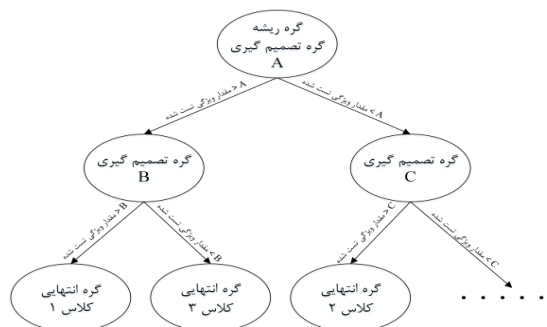
$$\omega^T x^t + \omega_0 \geq 1 \quad \text{for } r^t = +1$$

فاصله بین نمونه x^t و $h(x)$ به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$r = \frac{|\omega^T x^t + \omega_0|}{\|\omega\|} \quad (3)$$

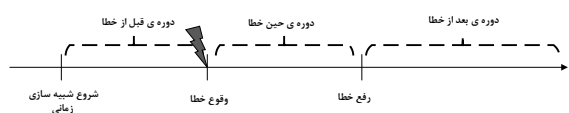
¹ Quadratic Programming (QP)

در نظر گرفته شده است.



شکل ۵. ساختار کلی یک درخت تصمیم

با در نظر گرفتن شکل (۶)، در این مقاله یک الگوریتم سریع و دقیق به منظور پیش‌بینی پایداری زاویه‌ای با استفاده از اطلاعات قبل از خطا و اطلاعات حین خطا (بدون استفاده از اطلاعات بعد از خطا) پیشنهاد شده است. در این روش، به کمک اندازه‌گیری‌های انجام‌شده توسط واحدهای اندازه‌گیری فازور که در شین‌های ژنراتور نصب شده‌اند (در بازه‌های زمانی مذکور)، یک مجموعه ویژگی مناسب برای آموزش ماشین بردار پشتیبان ارائه شده است. در نهایت، طبقه‌بندی‌کننده آموزش داده می‌تواند در شرایط عملکرد برخط شبکه مورد استفاده قرار گیرد تا در صورت بروز خطا، به کمک اطلاعات اندازه‌گیری شده در دوره قبل از خطا و حین خطا، وضعیت پایداری زاویه‌ای را به سرعت پیش‌بینی کند. علاوه بر این، به منظور مقایسه عملکرد ماشین بردار پشتیبان با درخت تصمیم‌گیری، در قسمت شبیه‌سازی‌ها، نتایج به‌دست‌آمده از هر دو طبقه‌بندی‌کننده ارائه خواهد شد.



شکل ۶. دوره‌های زمانی قبل از خطا، حین خطا و پس از رفع خطا.

۳. روش تحقیق

همان‌طور که در بخش قبلی بیان شد، این مقاله یک الگوریتم سریع و دقیق مبتنی بر ابزار هوش مصنوعی ارائه داده است که تنها با استفاده از اطلاعات اندازه‌گیری شده در دوره زمانی قبل و حین خطا (بدون نیاز به اطلاعات اندازه‌گیری شده پس از پاک شدن خطا)، پایداری گذرا را پیش‌بینی می‌کند. روندنمای شکل (۷)، مراحل آموزش ابزار هوش مصنوعی (شبیه‌سازی برون‌خطی^۵) را که شامل ۳ گام است نشان می‌دهد که در ادامه توضیح داده خواهند شد.

می‌کنند. این گره‌ها به دودسته گره‌های تصمیم‌گیری^۱ و گره‌های انتهایی^۲ تقسیم می‌شوند.

روند کار درخت تصمیم بدین صورت است که یک نمونه به اولین گره تصمیم‌گیری که معمولاً گره ریشه^۳ نامیده می‌شود، اعمال می‌شود. در هر یک از گره‌های تصمیم‌گیری مقدار یکی از ویژگی‌های نمونه با یک مقدار آستانه (که در مرحله آموزش درخت تصمیم‌گیری تعیین می‌شود) مقایسه می‌گردد و بر اساس نتیجه این مقایسه، نمونه از طریق یکی از بردارهای رابط به سمت گره پایین‌تر حرکت می‌کند. این حرکت نمونه به سمت گره‌های پایین تا جایی ادامه می‌یابد که نمونه به یکی از گره‌های انتهایی برسد. هر یک از گره‌های انتهایی یک کلاس را مشخص می‌کنند که در این مقاله دو کلاس پایدار و ناپایدار وجود دارد.

در مرحله آموزش درخت تصمیم‌گیری، ساختار درخت تصمیم‌گیری و ویژگی‌های مقایسه شده در هر یک از گره‌های تصمیم‌گیری مشخص می‌شوند. به‌طورکلی می‌توان گفت که در هر یک از گره‌های تصمیم‌گیری، آن ویژگی از نمونه مورد بررسی و مقایسه (با حد آستانه) قرار می‌گیرد که بیشترین تفکیک‌پذیری را در بین نمونه‌ها ایجاد کند.

درخت تصمیم‌گیری از نوع جنگل تصادفی^۴ یکی از مهم‌ترین انواع درخت تصمیم‌گیری است که به‌طور گسترده مورد استفاده قرار می‌گیرد. این نوع درخت تصمیم‌گیری، مجموعه‌ای متشکل از چندین درخت تصمیم‌گیری است که در آن، به منظور طبقه‌بندی یک نمونه، هر یک از این درخت‌های تصمیم‌گیری کلاس آن نمونه را تخمین می‌زنند و در نهایت، بر اساس رأی‌گیری از این نتایج، کلاس آن نمونه تعیین می‌شود.

در این مقاله از نرم‌افزار WEKA برای آموزش درخت تصمیم‌گیری از نوع جنگل تصادفی جهت دسته‌بندی وضعیت پایداری گذرا (به دو کلاس پایدار و ناپایدار) استفاده شده است و این نرم‌افزار ساختار بهینه برای این طبقه‌بندی‌کننده را تعیین می‌کند. لازم به ذکر است که در این نرم‌افزار تعداد درخت‌های تصمیم‌گیری استفاده‌شده در درخت تصمیم‌گیری از نوع جنگل تصادفی توسط کاربر قابل تعیین است. بر این اساس، در هر یک از شبیه‌سازی‌هایی که در قسمت‌های بعد ارائه شده است، تعداد درخت‌های استفاده‌شده از ۵ تا ۱۵۰ (با گام ۵) افزایش یافته است و بهترین پاسخ به‌دست‌آمده به‌عنوان دقت این طبقه‌بندی‌کننده

¹ Decision nodes

² Terminal nodes

³ Root node

⁴ Random forest

⁵ Off-line

۲-۳. تعیین اغتشاش

از میان اغتشاش های مختلفی نظیر وقوع اتصال کوتاه و خروج تجهیزاتی مانند ژنراتورها و بارهای بزرگ که هر یک از آنها می توانند سبب وقوع ناپایداری زاویه ای شوند، این مقاله به دنبال ارائه روشی برای پیش بینی وضعیت پایداری زاویه ای در شرایط وقوع انواع اتصال کوتاه در نقاط مختلف شبکه است و تأثیر سایر اغتشاش ها در تحقیقات بعدی در نظر گرفته خواهد شد.

جدول (۲) فهرست اغتشاشاتی که در این مقاله در نظر گرفته شده را نشان می دهد که در آن سعی شده تمامی اتصال کوتاه ها لحاظ شود تا طبقه بندی کننده آموزش داده شده، تمامی حالات را دربر بگیرد و وضعیت پایداری در شرایط مختلف را با دقت مناسب پیش بینی کند.

جدول ۲. مشخصات خطاهای در نظر گرفته شده در این مقاله

نوع خطا	محل خطا
اتصال کوتاه ۳ فاز به زمین	در ۰.۰۱٪ و ۹۹.۹٪ از کلیه خطوط انتقال
اتصال کوتاه ۲ فاز به زمین	
اتصال کوتاه ۲ فاز به هم	
اتصال کوتاه تک فاز به زمین	

پس از مشخص شدن نقاط کار و انواع مختلف اغتشاشات، شبیه سازی های دینامیکی به صورت برون خطی برای تمام سناریوهای ممکن اجرا می شود. بنابراین، تعداد شبیه سازی های مورد نیاز برابر خواهد بود با:

$$StudyCases = N_{op} \times 2N_{Line} \times N_{FaultType} \quad (9)$$

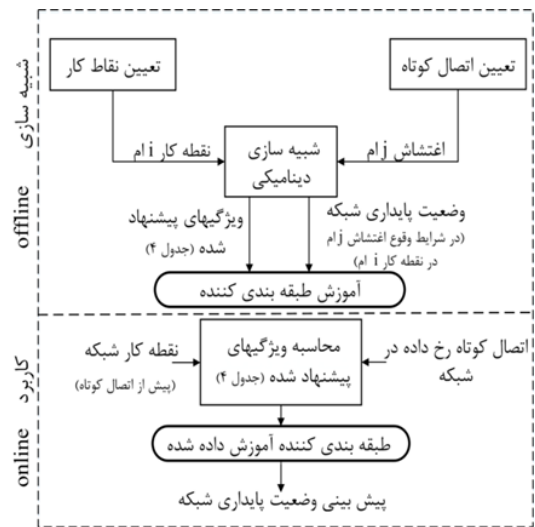
که در آن N_{OP} تعداد نقاط کار به دست آمده از بخش ۳-۱، N_{Line} تعداد خطوط، و $N_{FaultType}$ تعداد انواع مختلف خطا می باشد که طبق جدول (۲) برابر با ۴ است.

لازم به ذکر است که اگرچه اندازه جریان اتصال کوتاه بر اثر وقوع خطا در انتهای یک خط (در ۹۹.۹٪ از خط) و وقوع خطا در ابتدای خط بعدی (در ۰.۱٪) تقریباً یکسان است، ولی با عملکرد سیستم حفاظتی و خروج خط خطادار، دو خط مختلف از شبکه خارج می شوند و رفتار سیستم در این دو حالت با یکدیگر متفاوت خواهد بود. علاوه بر این، بیشترین جریان ناشی از وقوع اتصال کوتاه در یک خط انتقال، زمانی رخ می دهد که اتصال کوتاه در یکی از دو انتهای آن خط اتفاق افتاده باشد. از این رو، مکان های وقوع خطا به گونه ای انتخاب شده اند که بحرانی ترین حالات ممکن از نظر جریان اتصال کوتاه در نظر گرفته شود.

۳-۳. انتخاب ویژگی های مناسب

۱-۳-۳. نمونه برداری

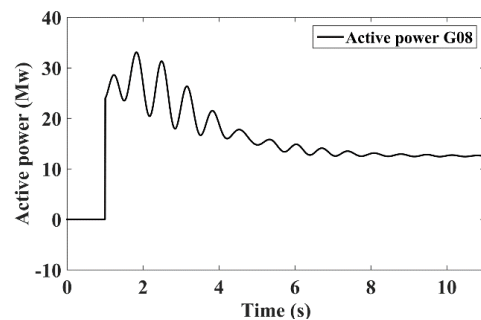
با توجه به اینکه هدف از این مقاله پیش بینی سریع وضعیت



شکل ۷. روند جمع آوری داده، آموزش ابزار هوش مصنوعی (SVM) و یا (DT) به صورت برون خطی و استفاده از آن در کاربرد برخط.

۱-۳. تعیین نقاط کار

نقاط کار انتخاب شده در این مقاله از نقاط دور از مرز پایداری تا مرز پایداری تقسیم شده اند و هرچه به مرز پایداری نزدیک تر می شود گام های انتخاب نقاط کار، کوچک تر می شود تا تأثیر وقوع اغتشاش در نقاط کار نزدیک به مرز پایداری به صورت دقیق تری ارزیابی شود. دلیل این موضوع آن است که اولاً احتمال وقوع ناپایداری (بر اثر وقوع اغتشاش) در نقاط کار نزدیک به مرز پایداری بیشتر است و ثانیاً امروزه به دلیل مصرف زیاد انرژی الکتریکی، شبکه های قدرت در نزدیکی مرز پایداری بهره برداری می شوند. براین اساس، با شروع از یک نقطه کار اولیه و افزایش میزان بارگذاری به کمک شبیه سازی دینامیکی (حوزه زمان)، نقطه کار جدیدی به دست می آید که نمونه ای از آن در شکل (۸) نشان داده شده است. همان طور که در این شکل مشاهده می شود، با افزایش بارگذاری در لحظه $t=1s$ سیستم دچار اغتشاش کوچک می شود و پس از سپری کردن دوره گذرا به نقطه کار جدید دیگری می رسد. سپس با ادامه روند فوق، نقاط کار جدید دیگری به دست می آید و این روند (افزایش بارگذاری و انجام شبیه سازی زمانی) تا نقطه کاری که در آن افزایش بارگذاری سبب وقوع ناپایداری شود، ادامه می یابد.



شکل ۸. نمونه ای از افزایش بارگذاری و به دست آوردن نقطه کار جدید در سیستم IEEE 14-bus

است). باین‌حال، هدف این مقاله دستیابی به روشی است که بدون استفاده از اطلاعات پس از پاک شدن خطا بتواند وضعیت پایداری زاویه‌ای را پیش‌بینی کند. براین‌اساس، به‌دلیل ماهیت سیستم قدرت، متغیرهایی نظیر فرکانس و یا نرخ تغییرات فرکانس که سرعت تغییرات آنها کم است و لزوماً نشان‌دهنده وقوع ناپایداری زاویه‌ای نیستند، ابزار مناسبی برای رسیدن به هدف نخواهند بود. از سوی دیگر، به‌دلیل وجود لختی در سرعت چرخش رتور ژنراتورها، زاویه رتور ژنراتورها δ در دوره حین خطا (که بازه زمانی کوتاهی است)، تغییرات بسیار ناچیزی دارد و به همین دلیل استفاده مستقیم از δ نمی‌تواند انتخاب مناسبی برای پیش‌بینی وضعیت پایداری زاویه‌ای باشد و علی‌رغم اهمیت آن، نمی‌توان برای هدف در نظر گرفته‌شده در این مقاله از آن استفاده نمود (صحت موارد فوق به کمک شبیه‌سازی‌های دینامیکی گسترده مشخص شده است).

باین‌حال، به نظر می‌رسد که تأثیر شدت وقوع یک اغتشاش و سپس تأثیر آن بر رفتار δ ژنراتورهای سنکرون را می‌توان به ترتیب از طریق نوع و محل وقوع اتصال کوتاه و سپس تغییرات ولتاژ و توان اکتیو خروجی ژنراتورها ارزیابی نمود. به همین دلیل، در این مقاله، به‌منظور نشان دادن میزان تأثیرپذیری ژنراتورهای سنکرون از اغتشاش رخ داده، از نرخ تغییرات توان اکتیو خروجی ژنراتور و همچنین ولتاژ ترمینال ژنراتور استفاده شده است. همچنین، با توجه به اینکه بارگذاری ژنراتورها پیش از وقوع اغتشاش سبب تغییر در ولتاژ ترمینال ژنراتورها می‌شود، تأثیر این ولتاژها در تخمین فاصله تا مرز ناپایداری و بهبود پیش‌بینی وضعیت پایداری زاویه‌ای از طریق انجام تعداد بسیاری شبیه‌سازی دینامیکی در شبکه‌های مختلف بررسی شده و تأیید شده است. بر این اساس، درنهایت در این مقاله دو دسته ویژگی، جهت پیش‌بینی وضعیت پایداری زاویه‌ای پیشنهاد شده که در جدول (۴) خلاصه شده است:

- ویژگی‌های مستقل از خطا، که شامل اندازه ولتاژ ترمینال ژنراتورها پیش از وقوع اتصال کوتاه، تغییرات ولتاژ ترمینال ژنراتورها حین خطا، و تغییرات توان اکتیو تولیدی ژنراتورها حین خطا است. لازم به ذکر است که برای هر شبیه‌سازی (که در آن یک اتصال کوتاه در یک نقطه کار رخ می‌دهد) ویژگی‌های اول تا سوم برای تمام ژنراتورها محاسبه می‌شود.
- ویژگی‌های وابسته به خطا: که شامل محل خطا، نوع خطا، و زمان رفع خطا^۱ است.

در شرایط قبل از اغتشاش هرچه نقطه کار به مرز پایداری

پایداری سیستم است، در روش ارائه‌شده از اطلاعات پس از پاک شدن خطا استفاده نخواهد شد و تنها از اندازه‌گیری‌های پیش از وقوع خطا و همچنین حین خطا استفاده می‌شود. همچنین در این مقاله فرض شده که سیستم پایش سراسری مقادیر فازور ولتاژ و جریان را (توسط واحدهای اندازه‌گیری فازور که در ترمینال ژنراتورها نصب شده‌اند) با نرخ ۳۰ نمونه در هر ثانیه اندازه‌گیری و به مرکز کنترل ارسال می‌کند. براین اساس، با فرض آنکه اتصال کوتاه در $t=1s$ رخ داده باشد، لحظه اندازه‌گیری و ارسال سه فازور ابتدایی (پس از وقوع خطا) در جدول (۳) مشخص شده است.

جدول ۳. نمونه برداری‌های انجام‌شده توسط واحدهای اندازه‌گیری فازور در دوره حین خطا.

شماره نمونه اندازه‌گیری شده در دوره حین خطا	۱	۲	۳
زمان نمونه‌برداری	۱ s	۱/۰۲۳ s	۱/۰۶۶ s

جدول ۴. مجموعه ویژگی‌های پیشنهادشده جهت پیش‌بینی پایداری گذرا در مقابل اغتشاشات مختلف.

نماد	عنوان ویژگی	بازه زمانی
V_{G0}	ولتاژ پایانه ژنراتورها در شرایط قبل از خطا	قبل از وقوع اغتشاش
$\frac{dP_G}{dt} = \frac{P_G^{t=1.066} - P_G^{t=1.033}}{0.033}$	تغییرات توان اکتیو در دوره حین خطا	(۱/۰۶۶-۱/۰۲۳)s
$\frac{dV_G}{dt} = \frac{V_G^{t=1.033} - V_G^{t=1}}{0.033}$	تغییرات دامنه ولتاژ ژنراتورها در حین خطا	(۱-۱/۰۲۳)s
F.L.	خط خطادار	-
F.T.	نوع خطا	-
FCT	زمان رفع خطا	-

۳-۲-۳. ویژگی‌های پیشنهادی

انتخاب یک مجموعه ویژگی مناسب جهت پیش‌بینی دقیق وضعیت پایداری گذرای سیستم (با استفاده از اطلاعات قبل و حین خطا)، مهم‌ترین و دشوارترین بخش از این تحقیق است. بدیهی است که هرچه این ویژگی‌ها مناسب‌تر باشند، دقت پیش‌بینی وضعیت پایداری زاویه‌ای افزایش می‌یابد. در سیستم قدرت سه پارامتر مهم (به همراه پارامترهای مشتق شده از آنها) وجود دارند که تأثیر اغتشاش‌ها و حوادث رخ داده در این سیستم در آن پارامترها ظاهر می‌شوند: (۱) زاویه رتور ژنراتورها δ ؛ (۲) ولتاژ شین‌ها؛ (۳) فرکانس. علاوه بر این، توان مصرف‌شده (تولیدشده) توسط بارها (ژنراتورها) نیز بر عملکرد شبکه قدرت تأثیرگذار هستند و به همین دلیل در مقالات پیشین از متغیرهای فوق به‌عنوان شاخص و ویژگی‌های مناسب برای پیش‌بینی وضعیت پایداری استفاده شده است (بدیهی است که به‌دلیل ماهیت ناپایداری زاویه‌ای، زاویه رتور ژنراتورها δ ویژگی بسیار مهمی

^۱ Fault Clearing Time (FCT)

بزرگ ارزیابی شود. لازم به ذکر است که در این قسمت از دو طبقه‌بندی‌کننده ماشین بردار پشتیبان و درخت تصمیم‌گیری استفاده شده تا علاوه بر ارزیابی عملکرد ویژگی‌های پیشنهادشده (جدول ۴)، عملکرد این دو طبقه‌بندی‌کننده نیز با یکدیگر مقایسه شود.

در این مقاله شبیه‌سازی‌های دینامیکی در شبکه‌های اشاره‌شده با استفاده از نرم‌افزار DIgSILENT PowerFactory اجرا شده که در آن کنترل‌کننده‌های ژنراتورها و مدل بارهای وابسته به ولتاژ در نظر گرفته شده‌اند تا به‌درستی رفتار دینامیکی شبکه قدرت و همچنین تأثیر توان اکتیو/راکتیو مصرفی بارها بر توان اکتیو تولیدی ژنراتورها (و در نتیجه بر پایداری زاویه‌ای شبکه) شبیه‌سازی شود. علاوه بر آن، برای آموزش طبقه‌بندی‌کننده‌های ماشین بردار پشتیبان و درخت تصمیم‌گیری به ترتیب از نرم‌افزارهای Matlab و WEKA استفاده شده است.

لازم به ذکر است که اگرچه مرحله آموزش طبقه‌بندی‌کننده (درخت تصمیم‌گیری یا ماشین بردار پشتیبان) زمان‌بر است و نیاز به انجام شبیه‌سازی‌های دینامیکی متعدد دارد (و بار محاسباتی این شبیه‌سازی‌ها در شبکه‌های بزرگ افزایش خواهد یافت)، این مرحله به‌صورت برون‌خطی انجام می‌شود. لذا زمان موردنیاز برای انجام این مرحله چندان حائز اهمیت نخواهد بود. همچنین، در کاربرد برخط، پس از اعمال ویژگی‌ها به طبقه‌بندی‌کننده (که قبلاً آموزش داده شده)، طبقه‌بندی‌کننده بلافاصله (بدون تأخیر) وضعیت پایداری را پیش‌بینی خواهد کرد.

۴-۱. جمع‌آوری بانک داده

با انجام روندی که در بخش‌های ۳-۱ الی ۳-۳ توضیح داده شد، ۱۶۶۴ شبیه‌سازی دینامیکی در شبکه IEEE 14-bus system، ۳۵۳۶ شبیه‌سازی در IEEE 39-bus system و ۷۳۸۴ شبیه‌سازی در 16-Machine(68-bus) انجام شده است که در هر یک از آن‌ها، یکی از اغتشاش‌های اشاره‌شده در جدول (۲) در یکی از نقاط کار (که در بخش ۳-۱ نحوه به‌دست آوردن آن‌ها توضیح داده شد) رخ داده است. شکل (۹) و شکل (۱۰) به ترتیب دو نمونه از شبیه‌سازی‌های انجام‌شده برای موارد پایدار و ناپایدار را نشان می‌دهند که در آن‌ها پس از گذشت 0.12 s از لحظه وقوع اتصال کوتاه $t=1.12 \text{ s}$ ، رله‌های دیستانس نصب‌شده در دو انتهای خط، خطا را پاک می‌کنند. همان‌طور که اشاره شد، در این شبیه‌سازی‌های دینامیکی از ولتاژ ترمینال و توان اکتیو خروجی ژنراتورها (در لحظات مشخص‌شده در جدول (۳) که در شکل (۱۰) نیز نشان داده شده‌اند) نمونه‌برداری می‌شود و به کمک آن‌ها مجموعه ویژگی‌های پیشنهادشده (که در جدول (۴) نشان داده شده‌اند) محاسبه می‌شود.

نزدیک شود، به‌طورکلی دامنه ولتاژ ترمینال ژنراتورها افت بیشتری خواهند داشت. به همین منظور ولتاژ پایانه ژنراتور در شرایط قبل از خطا (V_{G0}) به‌عنوان یکی از ویژگی‌ها انتخاب شده است تا نزدیکی نقطه کار به مرز پایداری را شناسایی کند. همچنین شبیه‌سازی‌های زمانی گسترده نشان می‌دهد که عمدتاً با افزایش بارگذاری و نزدیک شدن نقطه کار به مرز پایداری، در لحظات پس از وقوع خطا، اندازه تغییرات توان اکتیو تولیدی ژنراتورها و تغییرات ولتاژ ترمینال ژنراتورها (بر اثر وقوع اتصال کوتاه) افزایش می‌یابد. بنابراین، به نظر می‌رسد که این ویژگی‌ها نیز برای پیش‌بینی وضعیت پایداری گذرای سیستم مناسب هستند. لازم به ذکر است که در جدول (۴) پارامترهای $V_G^{t=T0}$ و $P_G^{t=T0}$ به ترتیب نشان‌دهنده مقدار توان اکتیو تولیدی ژنراتور و ولتاژ ژنراتور در لحظه $t=T0$ است. همچنین در این مقاله، فرض شده که علاوه بر اطلاعات فوق، موقعیت خطای رخ داده (که در رله‌های دیستانس تعیین می‌شود) به همراه زمان باز شدن کلید در اختیار اپراتورهای شبکه قدرت قرار گیرد و از این طریق اپراتورها از وقوع اغتشاش و محل وقوع آن مطلع می‌شوند.

قابل ذکر است که در این مقاله تأثیر اغتشاش بر پایداری زاویه‌ای سیستم قدرت به کمک معادله (۱۰) ارزیابی می‌شود که در آن $\Delta\delta_{\max}$ حداکثر اختلاف زاویه میان هر دو ژنراتور است و اگر مقدار شاخص TSI منفی شود، سیستم ناپایدار در نظر گرفته خواهد شد.

$$TSI = \frac{360 - |\Delta\delta_{\max}|}{360 + |\Delta\delta_{\max}|} \quad (10)$$

۴. نتایج شبیه‌سازی

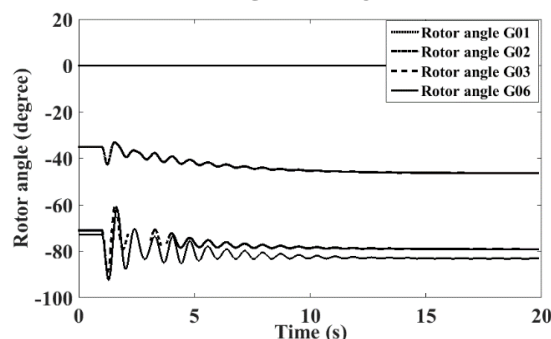
در این بخش عملکرد روش پیشنهادی در شبکه‌های IEEE 14-bus، IEEE 39-bus و 16-Machine(68-bus) ارزیابی و نتایج آن با مرجع [۲۰] (به‌عنوان تنها روشی است که بدون اندازه‌گیری اطلاعات در دوره پس از پاک شدن خطا، وضعیت پایداری زاویه‌ای را پیش‌بینی می‌کند) مقایسه خواهد شد. برای این منظور، مطابق با آنچه که در بخش ۳ اشاره شد، با انجام شبیه‌سازی‌های دینامیکی گسترده برای انواع مختلف اتصال کوتاه‌ها (در نقاط کار مختلف)، از مقادیر ولتاژ و جریان خروجی ژنراتورها در زمان‌های مشخص‌شده در جدول (۳) نمونه‌برداری شده و سپس دسته ویژگی‌های پیشنهادشده (جدول ۴)، محاسبه می‌شود تا بانک داده جامع جهت آموزش و آزمایش طبقه‌بندی‌کننده تهیه شود. سپس داده‌های این بانک جامع به‌عنوان ورودی به طبقه‌بندی‌کننده اعمال می‌شود تا ضمن آموزش و آزمایش طبقه‌بندی‌کننده، دقت روش پیشنهادشده در پیش‌بینی وضعیت پایداری زاویه‌ای سیگنال

لازم به ذکر است که در جمع‌آوری بانک داده برای شبیه‌سازی‌های ارائه‌شده در بخش‌های ۴-۲-۱ الی ۴-۲-۳ (که در آن‌ها عملکرد روش پیشنهادشده به ترتیب در شبکه‌های IEEE 14-bus، 39-bus و IEEE 16-Machine (68-bus) ارزیابی شده است) فرض شده که تمام خطوط انتقال به‌وسیله طرح حفاظتی^۱ DUTT محافظت می‌شوند و سیستم حفاظتی در ۱۲۰ واکنش نشان خواهد داد. به عبارت دیگر، زمانی که یک اتصال کوتاه در $t=1s$ پس از شروع شبیه‌سازی به سیستم اعمال می‌شود، به مدت $0.12s$ بر روی شبکه باقی می‌ماند و سپس سیستم حفاظتی خط خطادار را در $t=1.12s$ از شبکه خارج می‌کند. همچنین در بخش ۴-۲-۴ عملکرد روش پیشنهادشده به ازاء مقادیر مختلف زمان رفع خطا ارزیابی شده است.

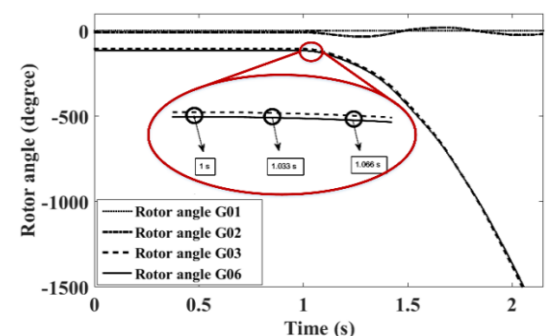
علاوه بر این، ذکر این نکته ضروری است که در کاربرد برخط، تأخیر در انتقال اطلاعات مورد نیاز به مرکز کنترل شبکه سبب تأخیر در پیش‌بینی وضعیت پایداری (توسط طبقه‌بندی کننده آموزش داده شده) خواهد شد. باین حال، این ایراد مختص به روش ارائه‌شده نیست و سایر روش‌هایی که برای ارزیابی (تشخیص و یا پیش‌بینی) وضعیت انواع پایداری (زاویه‌ای، ولتاژ و یا فرکانسی) ارائه شده‌اند، به دلیل آنکه نیاز به اندازه‌گیری جمع‌آوری اطلاعات دارند، چنین مشکلی را دارند.

۴-۲-۱. ارزیابی عملکرد روش پیشنهادشده در شبکه IEEE 14-bus

با انجام مراحل فوق در شبکه IEEE 14-bus که در شکل (۱۱) نشان داده شده است، ۱۳ نقطه کار و ۱۲۸ اغتشاش مورد مطالعه قرار گرفتند که در نهایت منجر به اجرای ۱۶۶۴ شبیه‌سازی زمانی شد که از میان آن‌ها ۷۵۲ نمونه پایدار و ۹۱۲ مورد ناپایدار شدند (در این شبیه‌سازی‌ها فرض شده که اتصال کوتاه رخ داده پس از $0.12s$ ثانیه توسط سیستم حفاظتی پاک می‌شود). پس از انجام این مراحل، نتایج به‌دست‌آمده جهت آموزش دو نوع طبقه‌بندی کننده ماشین بردار پشتیبان و درخت تصمیم‌گیری از نوع Random Forest (به ترتیب به کمک نرم‌افزارهای Matlab و WEKA) مورد استفاده قرار گرفتند که نتایج آن در جدول (۵) نشان داده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، اگرچه هر دو طبقه‌بندی کننده می‌توانند با دقت بسیار خوبی وضعیت پایداری سیستم را پیش‌بینی و موارد پایدار و ناپایدار را از یکدیگر تفکیک نمایند، درخت تصمیم‌گیری اندکی عملکرد دقیق‌تری نسبت به ماشین بردار پشتیبان دارد. همچنین، در میان kernel function های مختلفی که برای ماشین بردار پشتیبان در نظر گرفته شده است، نوع Polynomial عملکرد مناسب‌تری نسبت به دو مورد دیگر دارد. لازم به ذکر است به دلیل آنکه روش ارائه‌شده



شکل ۹. نمونه‌ای از شبیه‌سازی‌های انجام‌شده در شبکه IEEE 14-bus که سیستم پایدار باقی‌مانده است.



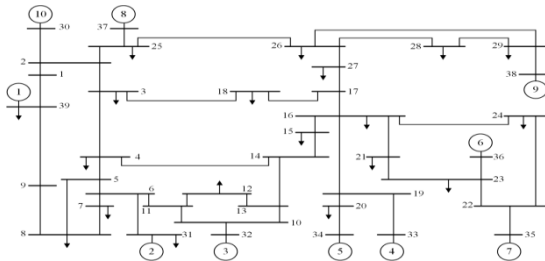
شکل ۱۰. نمونه‌ای از شبیه‌سازی‌های انجام‌شده در شبکه IEEE 14-bus که سبب ناپایداری شده است. در این شکل، زمان‌های نمونه‌برداری از ولتاژ و جریان ترمینال ژنراتورها مشخص شده است.

۴-۲. آموزش طبقه‌بندی کننده

برای هر یک از شبیه‌سازی‌های دینامیکی اشاره‌شده در بخش ۴-۱، مجموعه ویژگی‌های پیشنهادشده (در جدول ۴) به همراه وضعیت پایداری سیستم (پایدار یا ناپایدار که بر اساس رابطه (۱۰) تعیین می‌شود) مشخص شده و مجموع آن‌ها به طبقه‌بندی کننده اعمال می‌شوند تا این طبقه‌بندی کننده به روش

^۱ Direct Under-reaching Transfer Trip (DUTT)

[۲۰] تعداد کمتری واحد اندازه‌گیری فازور احتیاج دارد، با دقت بهتری می‌تواند وضعیت پایداری زاویه‌ای را پیش‌بینی کند که این موضوع نشان‌دهنده قابلیت روش پیشنهادشده (توانایی ویژگی‌های پیشنهادشده که در جدول (۴) ارائه شده‌اند) است.



شکل ۱۲. دیاگرام تک‌خطی شبکه مورد مطالعه IEEE 39-bus

جدول ۶. دقت روش پیشنهاد داده‌شده در شبکه IEEE 39-bus

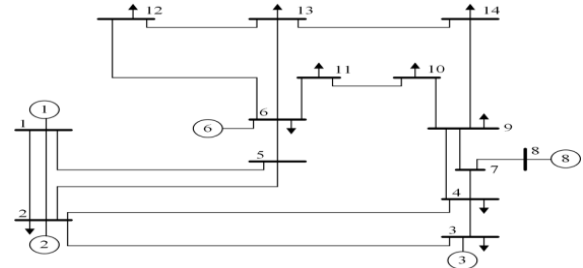
		ماشین بردار پشتیبان			تعداد مورد نیاز PMU	تعداد ماشین بردار پشتیبان
		نوع Kernel Function				
		RBF	Linear	Polynomial	تعداد ماشین بردار پشتیبان	نوع Kernel Function
روش پیشنهادشده در این مقاله	دقت پیش‌بینی نمونه‌های پایدار	-	-	-	۹۹/۶۴٪	۱۰
	دقت پیش‌بینی نمونه‌های ناپایدار	-	-	-	۹۸/۹۹٪	
	دقت پیش‌بینی کلیه نمونه‌ها	۸۸/۳۶٪	۸۱/۲۵٪	۹۱/۶۳٪	۹۹/۴۱٪	
	دقت پیش‌بینی کلیه نمونه‌ها	-	-	-	۹۷/۱۵٪	
روش پیشنهادشده در [۲۰]	دقت پیش‌بینی کلیه نمونه‌ها	-	-	-	۹۷/۱۵٪	۳۹

۲-۳-۴. ارزیابی عملکرد روش پیشنهادشده در شبکه 16-Machine (68 Bus)

در این بخش، با اجرای ۷۳۸۴ شبیه‌سازی دینامیکی در شبکه 16 Machine (68-Bus) که در شکل (۱۳) نشان داده شده است، تأثیر وقوع ۵۶۸ اتصال کوتاه مختلف در ۱۳ نقطه کار مورد بررسی قرار گرفت که از میان آن‌ها ۶۷۹۲ نمونه پایدار و ۵۹۲ مورد ناپایدار شدند (در این شبیه‌سازی‌ها فرض شده که اتصال کوتاه رخ داده پس از ۰/۱۲ ثانیه توسط سیستم حفاظتی پاک می‌شود). پس از انجام این مراحل، نتایج به‌دست‌آمده جهت آموزش دو نوع طبقه‌بندی‌کننده ماشین بردار پشتیبان و درخت تصمیم‌گیری از نوع Random Forest مورد استفاده قرار گرفته است که نتایج آن در جدول (۷) نشان داده شده است.

همان‌طور که در این جدول مشاهده می‌شود، با وجود آنکه روش پیشنهادشده نسبت به گزارش [۲۰] تعداد واحد اندازه‌گیری بسیار کمتری نیاز دارد، روش پیشنهادشده می‌تواند با دقت

در گزارش [۲۰] در شبکه IEEE 14-bus مورد ارزیابی قرار نگرفته است، در این بخش نتایج روش پیشنهادشده با نتایج این مرجع مقایسه نشده است.



شکل ۱۱. دیاگرام تک‌خطی شبکه مورد مطالعه IEEE 14-bus

جدول ۵. دقت روش پیشنهاد داده‌شده در شبکه IEEE 14-bus

	ماشین بردار پشتیبان			درخت تصمیم‌گیری از نوع Random Forest
	نوع Kernel Function			
	RBF	Linear	Polynomial	نوع Kernel Function
دقت پیش‌بینی نمونه‌های پایدار	-	-	-	۱۰۰٪
دقت پیش‌بینی نمونه‌های ناپایدار	-	-	-	۹۹/۵۶٪
دقت پیش‌بینی کلیه نمونه‌ها	۹۷/۰۶٪	۹۶/۸۱٪	۹۸/۰۸٪	۹۹/۷۶٪

۲-۲-۴. ارزیابی عملکرد روش پیشنهادشده در شبکه IEEE 39-Bus

مشابه با روند اشاره‌شده در بخش قبل، در شبکه IEEE 39-bus که در شکل (۱۲) نشان داده شده است، ۱۳ نقطه کار و ۲۷۲ اغتشاش مورد مطالعه قرار گرفتند که در نهایت منجر به اجرای ۳۵۳۶ شبیه‌سازی دینامیکی شد که از میان آن‌ها ۲۲۵۰ نمونه پایدار و ۱۲۸۶ مورد ناپایدار شدند (در این شبیه‌سازی‌ها فرض شده که اتصال کوتاه رخ داده پس از ۰/۱۲ ثانیه توسط سیستم حفاظتی پاک می‌شود). پس از انجام این مراحل، نتایج به‌دست‌آمده جهت آموزش دو نوع طبقه‌بندی‌کننده ماشین بردار پشتیبان و درخت تصمیم‌گیری از نوع Random Forest مورد استفاده قرار گرفته است که نتایج آن در جدول (۶) نشان داده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، با استفاده از درخت تصمیم‌گیری نتایج مطلوب‌تری نسبت به ماشین بردار پشتیبان به‌دست می‌آید. بر اساس نتایج این جدول مشاهده می‌شود که اگرچه در روش ارائه‌شده، پیش‌بینی وضعیت پایداری بدون نیاز به اطلاعات اندازه‌گیری شده پس از پاک شدن خط انجام شده و در مدت زمان کوتاهی وضعیت پایداری تعیین می‌شود، دقت نتایج به‌دست‌آمده کاملاً مناسب و قابل قبول است. همچنین این نتایج نشان می‌دهد با وجود آنکه روش پیشنهادشده نسبت به مرجع

۰/۱۲s و ۰/۱۳s نیز انجام شده است که در نهایت منجر به اجرای ۱۱۶۴۸ شبیه‌سازی زمانی (شامل ۴۸۹۲ نمونه پایدار و ۶۷۵۶ نمونه ناپایدار) در شبکه نمونه IEEE 14 bus شده است. سپس، این داده‌ها برای آموزش طبقه‌بندی‌کننده‌های ماشین بردار پشتیبان و درخت تصمیم‌گیری استفاده شده است که نتایج آن در جدول‌های (۸-۱۰) ارائه شده است که طبق آنها، روش پیشنهادی می‌تواند با دقت مناسب وضعیت پایداری سیستم را پیش‌بینی کند.

جدول ۸. دقت روش پیشنهاد داده‌شده در شبکه IEEE 14-bus

به ازاء زمان‌های رفع خطای مختلف (۰/۰۷ الی ۰/۱۳ ثانیه).

نوع Kernel Function در ماشین بردار پشتیبان	نوع Kernel Function در ماشین بردار پشتیبان			دقت روش پیشنهاد شده در شبکه IEEE 14-bus
	RBF	Linear	Polynomial	
دقت پیش‌بینی نمونه‌های پایدار	-	-	-	٪۱۰۰
دقت پیش‌بینی نمونه‌های ناپایدار	-	-	-	٪۹۹/۹۳
دقت پیش‌بینی کلیه نمونه‌ها	٪۹۷/۱۵	٪۹۷/۱۵	٪۹۷/۳۱	٪۹۹/۹۶

جدول ۹. دقت روش پیشنهاد داده‌شده در شبکه IEEE 39-bus

به ازاء زمان‌های رفع خطای مختلف

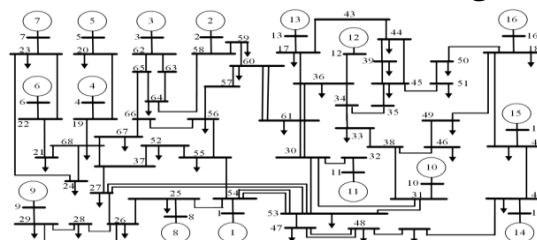
نوع Kernel Function در ماشین بردار پشتیبان	نوع Kernel Function در ماشین بردار پشتیبان			دقت روش پیشنهاد شده در شبکه IEEE 39-bus
	RBF	Linear	Polynomial	
دقت پیش‌بینی نمونه‌های پایدار	-	-	-	٪۹۹/۵۸
دقت پیش‌بینی نمونه‌های ناپایدار	-	-	-	٪۹۹/۳۵
دقت پیش‌بینی کلیه نمونه‌ها	٪۹۸/۲۷	٪۹۸/۳۱	٪۹۸/۷۴	٪۹۹/۴۹

جدول ۱۰. دقت روش پیشنهاد داده‌شده در شبکه 16Machine

به ازاء زمان‌های رفع خطای مختلف.

نوع Kernel Function در ماشین بردار پشتیبان	نوع Kernel Function در ماشین بردار پشتیبان			دقت روش پیشنهاد شده در شبکه 16Machine
	RBF	Linear	Polynomial	
دقت پیش‌بینی نمونه‌های پایدار	-	-	-	٪۹۹/۹۹
دقت پیش‌بینی نمونه‌های ناپایدار	-	-	-	٪۹۹/۰۱
دقت پیش‌بینی کلیه نمونه‌ها	٪۹۸/۲۲	٪۹۸/۲۷	٪۹۸/۲۷	٪۹۹/۹۰

بالاتری وضعیت پایداری زاویه‌ای سیگنال بزرگ را پیش‌بینی کند. همچنین نتایج این جدول نشان می‌دهد که با استفاده از درخت تصمیم‌گیری، نتایج مطلوب‌تری نسبت به ماشین بردار پشتیبان به دست می‌آید.



شکل ۱۳. دیاگرام تک‌خطی شبکه مورد مطالعه 16 Machine.

جدول ۷. دقت روش پیشنهاد داده‌شده در شبکه 16-Machine

تعداد مورد نیاز PMU	دقت روش پیشنهاد شده در شبکه 16-Machine	نوع Kernel Function در ماشین بردار پشتیبان			دقت روش پیشنهاد شده در شبکه 16-Machine
		RBF	Linear	Polynomial	
۱۶	دقت پیش‌بینی نمونه‌های پایدار	-	-	-	٪۹۹/۹۷
۱۶	دقت پیش‌بینی نمونه‌های ناپایدار	-	-	-	٪۱۰۰
۱۶	دقت پیش‌بینی کلیه نمونه‌ها	٪۹۸/۶۹	٪۹۸/۷۴	٪۹۹/۰۲	٪۹۹/۹۸
۶۸	دقت پیش‌بینی کلیه نمونه‌ها در [۲۰]	-	-	-	٪۹۷/۳۷

۴-۲-۴. ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی به ازای

زمان‌های رفع خطای مختلف

در ارزیابی سیستم قدرت به دلیل احتمال تأخیر در عملکرد تجهیزات حفاظتی (رله‌ها و کلیدها) و نیز احتمال بروز خطا در تجهیزات اندازه‌گیری (ترانسفرم‌های جریان و ولتاژ)، نمی‌توان زمان رفع خطا را به‌طور دقیق پیش‌بینی کرد و مقدار ثابتی برای آن در نظر گرفت. بنابراین، در این بخش عملکرد روش پیشنهاد داده‌شده به ازاء زمان‌های رفع خطای مختلف بررسی شده است. از این رو در این بخش، روند اشاره‌شده در بخش ۴-۲-۲ و بخش ۴-۲-۳ به ازاء زمان‌های رفع خطای ۰/۱۱s، ۰/۱۲s و ۰/۱۳s تکرار شده که منجر به اجرای ۱۰۶۰۸ شبیه‌سازی زمانی (شامل ۶۷۴۴ نمونه پایدار و ۳۸۶۴ نمونه ناپایدار) در شبکه نمونه‌ی IEEE 39 Bus و ۲۲۱۵۲ شبیه‌سازی زمانی (شامل ۲۰۲۴۹ نمونه پایدار و ۱۹۰۳ نمونه ناپایدار) در شبکه نمونه (68- 16 Machine Bus) شده است. همچنین روند اشاره‌شده در بخش ۴-۲-۱ به ازاء زمان‌های رفع خطای ۰/۰۷s، ۰/۰۸s، ۰/۰۹s، ۰/۱s، ۰/۱۱s،

جمع‌آوری شده در بخش ۴-۲-۳ به‌طور تصادفی به میزان ۵٪± تغییر می‌یابند و سپس مطابق آنچه که در آن بخش اشاره شد، این داده‌ها برای آموزش و آزمایش طبقه‌بندی‌کننده استفاده می‌شوند که نتایج آن در جدول (۱۲) اشاره شده است. طبق این نتایج، روش ارائه‌شده همچنان می‌تواند با دقت مناسبی موارد پایدار و ناپایدار را از یکدیگر تفکیک کند.

۴-۲-۷. ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی در شرایط عدم دریافت اطلاعات از مهم‌ترین واحد اندازه‌گیری فازور

در این قسمت تأثیر عدم دریافت اطلاعات از مهم‌ترین واحد اندازه‌گیری فازور در شبکه IEEE 14-bus مورد بررسی قرار گرفته است. برای تعیین مهم‌ترین واحد اندازه‌گیری فازور، اطلاعات اشاره‌شده در بخش ۴-۲-۱ از مقاله برای آموزش یک درخت تصمیم‌گیری از نوع J48 (که در آن گره ریشه نشان‌دهنده مهم‌ترین ویژگی-ویژگی با بیشترین قابلیت تفکیک داده‌ها است) استفاده می‌شود. نتیجه این مطالعه نشان می‌دهد که ولتاژ ژنراتور ۱ پیش از خطا (V_{G01}) مهم‌ترین ویژگی است. بنابراین، در این بخش، ۶۰ نمونه جدید (که پیش از این مورد استفاده قرار نگرفته است) به کمک شبیه‌سازی دینامیکی در شبکه IEEE 14-bus تولید شده است و در این ۶۰ نمونه، با فرض آن‌که اطلاعات دریافت شده توسط واحد اندازه‌گیری فازور نصب‌شده در پایانه ژنراتور ۱ در دسترس نباشد، به کمک روش Nearest Neighbor Imputation [۳۵]، اطلاعات PMU مذکور به کمک داده‌های جمع‌آوری شده در بخش ۴-۲-۱ تخمین زده می‌شود. سپس، داده‌های مربوط به این ۶۰ نمونه به درخت تصمیم‌گیری آماده‌شده در بخش ۴-۲-۱ اعمال می‌شوند تا دقت این درخت تصمیم‌گیری در پیش‌بینی وضعیت این ۶۰ نمونه بررسی شوند. جدول (۱۳) نتایج حاصل را نشان می‌دهد که طبق آن، روش ارائه‌شده با دقت ۹۸/۳۳٪ می‌تواند وضعیت پایداری را تعیین کند.

جدول ۱۲. نتایج پیش‌بینی روش پیشنهادی در مقابل نویز در

شبکه 16 Machine (68-Bus)

Random Forest تصمیم‌گیری	نوع Kernel Function در ماشین بردار پشتیبان		
	RBF	Linear	Polynomial
دقت پیش‌بینی نمونه‌های پایدار	-	-	-
دقت پیش‌بینی نمونه‌های ناپایدار	-	-	-
دقت پیش‌بینی کلیه نمونه‌ها	۹۵/۵٪	۹۴/۳۴٪	۹۴/۵۱٪

۴-۲-۵. ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی با محل‌های خطای تصادفی

در شرایط عملکرد برخط سیستم قدرت، وقوع خطا امری تصادفی است و اپراتور نمی‌تواند محل خطای اتفاق افتاده روی خط انتقال را از قبل پیش‌بینی یا تعیین کند. بنابراین، روشی که در این مقاله جهت پیش‌بینی وضعیت پایداری گذرا بیان شده است باید توانایی پاسخگویی به شرایطی که خطا در نقاطی غیر از ۱/۰٪ و ۹۹/۹٪ از خطوط رخ می‌دهد را داشته باشد. برای بررسی این موضوع، ابتدا به‌صورت تصادفی محل خطا روی خطوط مختلف انتخاب می‌شود (انتخاب تصادفی محل خطا به کمک یک تابع رندوم بین بازه ۱۰۰٪-۰٪ روی خط انجام می‌شود) و سپس محل خطای رخ داده به کمک رله‌های دیستانس تخمین زده می‌شود و به همراه سایر اطلاعات مورد نیاز، به‌منظور آموزش و آزمایش مجموعه داده‌های جمع‌آوری شده به طبقه‌بندی‌کننده اعمال می‌شود (رله دیستانس با اندازه‌گیری ولتاژ و جریان عبوری از خط، امپدانس مابین رله و محل خطا و در نتیجه محل وقوع خطا را محاسبه می‌کند). بنابراین، در این بخش با مدل‌سازی رله دیستانس در نرم‌افزار PowerFactory و اجرای روند فوق بر روی شبکه نمونه IEEE 14 Bus، ۷۶۸ نمونه به‌دست آمده است. نتایج حاصل از پیش‌بینی این ۷۶۸ نمونه در جدول (۱۱) نشان داده شده است که طبق آن، روش پیشنهادی در این مقاله با دقت ۹۹/۴۲٪ می‌تواند وضعیت پایداری را پیش‌بینی کند.

جدول ۱۱. نتایج پیش‌بینی محل خطای تصادفی در سیستم IEEE 39-bus

Random Forest تصمیم‌گیری	نوع Kernel Function در ماشین بردار پشتیبان		
	RBF	Linear	Polynomial
دقت پیش‌بینی نمونه‌های پایدار	-	-	-
دقت پیش‌بینی نمونه‌های ناپایدار	-	-	-
دقت پیش‌بینی کلیه نمونه‌ها	۹۷/۸۹٪	۹۶/۴۱٪	۹۸/۰۷٪

۴-۲-۶. ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی در مقابل نویز و خطاهای اندازه‌گیری

با توجه به اینکه همواره احتمال وجود نویز و یا عدم عملکرد دقیق تجهیزات اندازه‌گیری وجود دارد، در این بخش عملکرد روش ارائه‌شده در شرایط وجود نویز و خطاهای اندازه‌گیری مورد بررسی قرار گرفته است. برای این منظور، ابتدا داده‌های

یکی از اهداف محتمل برای انجام اقدامات خرابکارانه به‌منظور ایجاد اختلال در عملکرد این سیستم و در نتیجه وقوع خسارت‌های اجتماعی و اقتصادی قابل توجه است. همچنین، این شبکه به‌صورت طبیعی نیز در معرض حوادثی است که می‌تواند بر عملکرد آن تأثیرگذار باشد و پایداری شبکه را به مخاطره اندازند. به‌منظور مقابله با چنین خطراتی و جلوگیری از وقوع ناپایداری زاویه‌ای که منجر به خاموشی سراسری و هزینه‌های فراوان اجتماعی و اقتصادی می‌شود، ضروری است که اقدامات لازم برای تشخیص به‌موقع وضعیت پایداری زاویه‌ای و تصمیم‌گیری در مورد لزوم اجرای اقدامات اصلاحی موردنیاز و بهینه انجام گیرد. در این میان، به‌دلیل آنکه ناپایداری زاویه‌ای در مدت‌زمان کوتاهی رخ می‌دهد، تشخیص زودهنگام وضعیت پایداری از اهمیت بسزایی برخوردار خواهد بود. نوآوری این مقاله ارائه روشی است که بدون استفاده از اطلاعات اندازه‌گیری شده در لحظات پس از پاک شدن خطا، وضعیت پایداری زاویه‌ای گذرای شبکه قدرت را در شرایط وقوع خطاهای مختلف و با دقت و سرعت مناسب پیش‌بینی می‌کند. براین اساس، روش پیشنهادشده، در مدت‌زمان کوتاهی پس از وقوع خطا، اطلاعات موردنیاز خود را که توسط سیستم پایش سراسری اندازه‌گیری می‌شود، جمع‌آوری کرده و از این طریق می‌تواند به‌سرعت وضعیت پایداری زاویه‌ای را پیش‌بینی می‌کند. از این‌رو، این روش نسبت به روش‌هایی که نیاز به اطلاعات پس از پاک شدن خطا دارند، فرصت بیشتری در اختیار اپراتورها و یا سیستم حفاظت ویژه قرار خواهد داد تا اقدامات پیشگیرانه بهینه را در زمان مناسب انتخاب و اجرا کنند. نتایج حاصل از شبیه‌سازی‌های انجام‌شده در شبکه‌های مختلف و در برابر انواع اتصال کوتاه‌ها (در نقاط کار مختلف) و همچنین مقایسه این نتایج با روش‌های پیشین، نشان‌دهنده توانایی این روش در پیش‌بینی دقیق وضعیت پایداری زاویه‌ای گذرا است. علاوه‌براین، نتایج ارائه‌شده نشان می‌دهد که در روش پیشنهادشده، درخت تصمیم‌گیری عملکرد مناسب‌تری نسبت به ماشین‌بردار پشتیبان دارد.

۶. مراجع‌ها

- [1] Ghaffarpour, R.; Pourmousa, A. A.; Ranjbar, A. "Presenting an Index for Evaluation of Power Network Security Using Fuzzy Set Theory"; Adv. Defence Sci. Technol. 2016, 10, 289-304 (In Persian).
- [2] Ranjbar, M. H.; Mardani, M.; Pirayesh, A. "Presenting a Model for Evaluation of the Physical Protection of Critical Installations for Passive Defense against Physical and Sabotage Threats"; Adv. Defence Sci. Technol. 2017, 8, 387-398 (In Persian).
- [3] Cepeda, J. C.; Rueda, J. L.; Colomé, D. G.; Echeverría, D. E. "Real-Time Transient Stability Assessment Based on Centre-of-Inertia Estimation From Phasor Measurement Unit Records"; IET Gen. Transm. Distrib. 2014, 8, 1363-1376.

جدول ۱۳. دقت روش ارائه‌شده در شرایط عدم دریافت اطلاعات از مهم‌ترین واحد اندازه‌گیری فازور در شبکه IEEE 14-bus

دقت درخت تصمیم‌گیری	طبقه‌بندی شده به‌عنوان ناپایدار	طبقه‌بندی شده به‌عنوان پایدار	تعداد نمونه مورد مطالعه پایدار
٪۹۶/۱۷	۱	۲۹	تعداد نمونه مورد مطالعه پایدار
٪۱۰۰	۳۰	۰	تعداد نمونه مورد مطالعه ناپایدار
٪۹۸/۳۳		دقت پیش‌بینی کلیه نمونه‌ها	

۴-۲-۸. ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی به ازاء زمان‌های مختلف خاموش شدن قوس در کلید

زمان عملکرد کلید همواره به‌طور تقریبی تعیین می‌شود و نمی‌توان زمان دقیق بازشدن کلید (و لحظه دقیق خاموش شدن قوس) را تعیین نمود. از این‌رو، به‌منظور نشان دادن عملکرد روش پیشنهادشده به ازاء تغییرات تصادفی در زمان باز شدن کلید (و خاموش شدن قوس)، در این بخش ۷۲ نمونه جدید در شبکه IEEE 14 bus (که پیش از این برای آموزش درخت تصمیم‌گیری اشاره‌شده در جدول (۸) از بخش ۴-۲-۴ استفاده نشده) آماده شده است. در این ۷۲ نمونه زمان رفع خطا نسبت به مقدار تخمین زده‌شده (که بر اساس زمان تقریبی باز شدن کلید تعیین می‌شود) و به‌عنوان ویژگی ششم در جدول (۴) به طبقه‌بندی‌کننده اعمال می‌شود) به‌طور تصادفی مابین +۵ الی -۵ میلی‌ثانیه تفاوت خواهد داشت. نتایج ارائه‌شده در جدول (۱۴) نشان می‌دهد که اگرچه تغییر در لحظه خاموش شدن قوس سبب کاهش دقت ارزیابی وضعیت پایداری زاویه‌ای می‌شود، همچنان روش پیشنهادشده می‌تواند با دقت مناسبی وضعیت پایداری را پیش‌بینی کند.

جدول ۱۴. دقت روش ارائه‌شده به ازاء زمان‌های مختلف خاموش شدن قوس در کلید شبکه IEEE 14-bus

دقت درخت تصمیم‌گیری	طبقه‌بندی شده به‌عنوان ناپایدار	طبقه‌بندی شده به‌عنوان پایدار	تعداد نمونه مورد مطالعه پایدار
٪۹۷/۱۴	۱	۳۴	تعداد نمونه مورد مطالعه پایدار
٪۹۷/۳	۳۶	۱	تعداد نمونه مورد مطالعه ناپایدار
٪۹۷/۲۲		دقت پیش‌بینی کلیه نمونه‌ها	

۵. نتیجه‌گیری

با توجه به گستردگی و کاربردهای وسیع شبکه برق، این شبکه

- [20] Mazhari, S. M.; Safari, N.; Chung, C.; Kamwa, I. "A Hybrid Fault Cluster and Thévenin Equivalent Based Framework for Rotor Angle Stability Prediction"; IEEE Trans. Power Syst. 2018, 33, 5594-5603.
- [21] Frimpong, E. A.; Okyere, P. Y.; Asumadu, J. "Prediction of Transient Stability Status Using Walsh-Hadamard Transform and Support Vector Machine"; IEEE PES Power Africa 2017, 301-306.
- [22] Mahmoud, T. K.; Dong, Z. Y.; Ma, J. "A Developed Integrated Scheme Based Approach for Wind Turbine Intelligent Control"; IEEE Trans. Sustainable Energy 2017, 8, 927-937.
- [23] Sun, K.; Likhate, S.; Vittal, V.; Kolluri, V. S.; Mandal, S. "An Online Dynamic Security Assessment Scheme Using Phasor Measurements and Decision Trees"; IEEE Trans. Power Syst. 2007, 22, 1935-1943.
- [24] Gomez, F. R.; Rajapakse, A. D.; Annakkage, U. D.; Fernando, I. T. "Support Vector Machine-Based Algorithm for Post-Fault Transient Stability Status Prediction Using Synchronized Measurements"; IEEE Trans. Power Syst. 2011, 26, 1474-1483.
- [25] Gordon, M. "Impact of Load Behavior on Transient Stability and Power Transfer Limitations"; IEEE Power Eng. Society General Meeting, 2009.
- [26] Diao, R. "Decision Tree-Based Online Voltage Security Assessment Using PMU Measurements"; IEEE Trans. Power Syst. 2009, 24, 832-839.
- [27] Tsang, R. "Cyberthreats, Vulnerabilities and Attacks on SCADA Networks"; University of California, Berkeley, 2010.
- [28] Tripathi, S.; De, S. "Assessment of Power System Stability Using Reduced-Rate Synchrophasor Data"; IEEE Int. Conf. Adv. Networks and Telecommunications Syst. 2015.
- [29] Committee, P. S. R. "IEEE Standards for Synchrophasor Measurements for Power Systems-IEEE Std C37. 118.1-2011"; New York, 2011.
- [30] Khoshkhou, H.; Shahrtash, S. M. "Fast Online Dynamic Voltage Instability Prediction and Voltage Stability Classification"; IET Gen. Transm. Distrib. 2014, 8, 957-965.
- [31] Burges, C. J. "A Tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition"; Data Mining and Knowledge Discovery 1998, 2, 121-167.
- [32] Cristianini, N.; Shawe-Taylor, J. "An Introduction to Support Vector Machines and Other Kernel-Based Learning Methods"; Cambridge University Press, 2000.
- [33] Khoshkhou, H.; Shahrtash, S. "Dynamic Small Disturbance Voltage Instability Prediction Based on Wide Area Measurement System"; IEEE Int. Power Eng. Optimization Conf. Melaka, Malaysia, 2012, 214-219.
- [34] Kecman, V. "Learning and Soft Computing: Support Vector Machines, Neural Networks, and Fuzzy Logic Models"; MIT Press, 2001.
- [35] Chen, J.; Shao, J. "Nearest Neighbor Imputation for Survey Data"; Journal of Official Statistics 2000, 16, 113-131.
- [4] Rajapakse, A. D.; Gomez, F.; Nanayakkara, K.; Crossley, P. A.; Terzija, V. V. "Rotor Angle Instability Prediction Using Post-Disturbance Voltage Trajectories"; IEEE Trans. Power Syst. 2010, 25, 947-956.
- [5] Kundur, P.; Balu, N. J.; Lauby, G. "Power System Stability and Control"; McGraw-Hill: New York, 1994.
- [6] Kundur, P. "Definition and Classification of Power System Stability"; IEEE Trans. Power Syst. 2004, 19, 1387-1401.
- [7] Gou, J.; Liu, Y.; Liu, J.; Taylor, G. A.; Alamuti, M. M. "Novel Pair-Wise Relative Energy Function for Transient Stability Analysis and Real-Time Emergency Control"; IET Gen. Transm. Distrib. 2017, 11, 4565-4575.
- [8] Tang, L.; Sun, W. "An Automated Transient Stability Constrained Optimal Power Flow Based on Trajectory Sensitivity Analysis"; IEEE Trans. Power Syst. 2017, 32, 590-599.
- [9] Li, Z.; Yao, G.; Geng, G.; Jiang, Q. "An Efficient Optimal Control Method for Open-Loop Transient Stability Emergency Control"; IEEE Trans. Power Syst. 2017, 32, 2704-2713.
- [10] Sharma, S.; Pushpak, S.; Chinde, V.; Dobson, I. "Sensitivity of Transient Stability Critical Clearing Time"; IEEE Trans. Power Syst. 2018, 33, 6476-6486.
- [11] Tajdinian, M.; Seifi, A. R.; Allahbakhshi, M. "Sensitivity-Based Approach for Real-Time Evaluation of Transient Stability of Wind Turbines Interconnected to Power Grids"; IET Renewable Power Gener. 2018, 12, 668-679.
- [12] Jahromi, M. Z.; Kouhsari, S. M. "A High-Precision Real-Time Approach to calculate Closest Unstable Equilibrium Points"; Int. J. Electr. Power Energy Syst. 2017, 89, 82-93.
- [13] Wang, S.; Yu, J.; Zhang, W. "Transient Stability Assessment Using Individual Machine Equal Area Criterion Part I: Unity Principle"; IEEE Access. 2018, 6, 77065-77076.
- [14] Kamali, S.; Amraee, T.; Capitanescu, F. "Controlled Network Splitting Considering Transient Stability Constraints"; IET Gen. Transm. Distrib. 2018, 12, 5639-5648.
- [15] Hashiesh, F.; Mostafa, H. E.; Helal, I.; Mansour, M. M. "A Wide Area Synchrophasor Based ANN Transient Stability Predictor for the Egyptian Power System"; IEEE PES Innovative Smart Grid Technol. Conf. 2010, 1-7.
- [16] Amjady, N.; Majedi, S. F. "Transient Stability Prediction by a Hybrid Intelligent System"; IEEE Trans. Power Syst. 2007, 22, 1275-1283.
- [17] Huang, D.; Yang, X.; Chen, S.; Meng, T. "Wide-Area Measurement System-Based Model-Free Approach of Post-Fault Rotor Angle Trajectory Prediction for Online Transient Instability Detection"; IET Gen. Transm. Distrib. 2018, 12, 2425-2435.
- [18] Bhui, P.; Senroy, N. "Real-Time Prediction and Control of Transient Stability Using Transient Energy Function"; IEEE Trans. Power Syst. 2017, 32, 923-934.
- [19] Kamwa, I.; Samantaray, S.; Joos, G. "Development of Rule-Based Classifiers for Rapid Stability Assessment of Wide-Area Post-Disturbance Records"; IEEE Trans. Power Syst. 2009, 24, 258-270.