

ارائه یک شاخص تشخیص جزیره‌ای شدن برای شبکه توزیع با منابع تولید پراکنده دیزلی و اینورتری

امیرحسین علیزاده و سید فریبرز زارعی

نشان می‌دهد که یک بخش از شبکه برق، شامل بار و تولید از بقیه شبکه جدا می‌شود. این جداسازی ممکن است به صورت ارادی به عنوان بخشی از عملیات برنامه‌ریزی شده شبکه یا به طور ناخواسته در شرایط غیرمنتظره رخ دهد [۴]. جزیره‌ای شدن اغلب برای تسهیل بازسازی یا حفظ تأمین برق در یک بخش از شبکه که نیازمند نگهداری است، اجرا می‌شود. از طریق کنترل و نظارت دقیق بر شبکه، امکان نظارت بر پارامترهای حیاتی مانند فرکانس، جریان و مقادیر ولتاژ در بخش جزیره‌ای شده فراهم می‌شود؛ از این رو تضمین می‌شود که تأمین برق به بارهای متصل بدون وقفه ادامه یابد [۵]. جزیره‌ای شدن ناخواسته زمانی رخ می‌دهد که یک بخش از شبکه باید بدون برق باشد؛ اما یک نیروگاه برق به این بخش از شبکه برق تزریق می‌کند. در همان زمان، شبکه در نظر می‌گیرد که این منطقه بدون برق است و آن را نظارت نمی‌کند [۶]. یک شبکه جزیره‌ای ناخواسته مشکلات شدیدی ایجاد می‌کند و به تجهیزات شبکه آسیب می‌رساند [۷]. تشخیص جزیره‌ای شدن یک جنبه حیاتی از سیستم‌های برق مدرن است که برای شناسایی و کاهش شرایط بالقوه خطرناک جزیره‌ای شدن شبکه طراحی شده است. تشخیص رویدادهای جزیره‌ای شدن شامل استفاده از الگوریتم‌ها و تکنیک‌های پیشرفته است که به طور مداوم پارامترهای عملیاتی شبکه را نظارت می‌کنند تا به سرعت هر گونه انحرافی را که نشان‌دهنده وقوع جزیره‌ای شدن است، شناسایی کنند [۸]. این سیستم‌های تشخیص در افزایش انعطاف‌پذیری و ایمنی عملیاتی شبکه‌های برق معاصر، نقش حیاتی ایفا می‌کنند [۹].

در روش‌های غیرفعال، پارامترهای سیستم از جمله ولتاژ، جریان، امپدانس، توان یا فرکانس در منابع موجود در شبکه یا نقطه اتصال مشترک (PCC) تحت نظر قرار می‌گیرند [۱۰]. بنابراین رله‌های حفاظتی این تغییرات را احساس کرده و به گونه‌ای عمل می‌کنند که کلید اصلی خاموش شود. به دلیل هزینه پایین و عدم وجود مشکلات کیفیت توان، پیاده‌سازی آنها مفیدتر است [۱۰]. در [۱۱] نویسنده از یک تکنیک پردازش سیگنال به نام تجزیه و تحلیل حالت تجربی مبتنی بر فیلتر متغیر در زمان (TVFEMD) روی سیگنال‌های ولتاژ ورودی برای تشخیص شرایط جزیره‌ای شدن استفاده کرد و توانست به دقت ۹۹٪ و زمان تشخیص کمتر از ۱۵ میلی‌ثانیه در یک سیستم متشکل از یک مزرعه خورشیدی، یک توربین بادی و یک ژنراتور دیزلی برسد. در [۱۲] نویسنده از تکنیک‌های یادگیری عمیق و توالی‌های مثبت و منفی ولتاژ و جریان برای تشخیص شرایط جزیره‌ای شدن با دقت بیش از ۹۹٪ و زمان کمتر از ۱۰ میلی‌ثانیه در یک سیستم متشکل از یک توربین بادی و یک ژنراتور دیزلی استفاده کرد. در [۱۳] و [۱۴] تکنیک‌های مبتنی بر شبکه‌های عصبی عمیق برای تشخیص جزیره‌ای شدن استفاده شده است. در [۱۵] نیز نویسندگان از تکنیک جنگل تصادفی برای تشخیص جزیره‌ای شدن در

چکیده: در این مقاله، یک شاخص مبتنی بر مؤلفه‌های توالی صفر پیشنهاد شده که می‌تواند به عنوان تک‌شاخص برای تشخیص جزیره‌ای شدن استفاده شود. شاخص پیشنهادی نتایج مطلوبی به میزان ۹۷/۸۴٪ را با استفاده از یک مدل تنظیم آستانه ساده نشان می‌دهد. علاوه بر این، شاخص پیشنهادی می‌تواند در روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی برای دستیابی به دقت‌های بالاتر استفاده شود. بر اساس نتایج به‌دست‌آمده، استفاده از شاخص پیشنهادی به عنوان تک‌شاخص در یک مدل شبکه عصبی کانولوشنی یک‌بعدی (D-CNN) نتیجه رقابتی ۹۹/۷۸٪ را به دست می‌دهد. این نتیجه در مقایسه با نتایج روش‌های پیشرفته‌تر هوش مصنوعی مانند شبکه‌های عصبی حافظه کوتاه‌مدت پیشرفته (LSTM) که از تعداد بیشتری ویژگی مختلف استفاده می‌کنند قابل توجه است. جمع‌آوری داده‌ها برای آزمایش‌ها شامل شرایط مختلف جزیره‌ای/ غیرجزیره‌ای است؛ مانند جزیره‌ای شدن تحت شرایط بارگذاری مختلف و ضرایب توان متفاوت، جزیره‌ای شدن تحت مقادیر مختلف ضریب کیفیت و غیر جزیره‌ای شدن شامل روشن/ خاموش کردن بارهای بزرگ، روشن/ خاموش کردن بانک‌های خازنی و اعمال انواع خطاهای اتصال کوتاه در مکان‌های مختلف با مقاومت‌های اتصال کوتاه متفاوت می‌شود. نتایج همه آزمایش‌ها نشان از برتری روش و شاخص پیشنهادی است.

کلیدواژه: جزیره‌ای شدن، تشخیص جزیره‌ای شدن، الکترونیک قدرت برای سیستم‌های انرژی تجدیدپذیر، D-CNN-۱.

۱- مقدمه

افزایش تقاضای انرژی جهانی منجر به یک حرکت به سمت منابع انرژی تجدیدپذیر به عنوان جایگزین منابع سوخت فسیلی در تولید برق شده است [۱]. این منابع تجدیدپذیر بسیاری از مزایا را نسبت به نیروگاه‌های برق سوخت فسیلی سنتی ارائه می‌دهند که از جمله می‌توان به کاهش آلودگی هوا، افزایش کارایی کلی، کاهش هزینه‌های نگهداری و حذف وابستگی به قیمت‌های نوسانی نفت اشاره کرد. با این حال، این منابع نیز با چالش‌های خود روبه‌رو هستند که شامل ناپایداری مداوم، پیش‌بینی‌ناپذیری و نوسانات ناگهانی می‌شوند [۲]. از جمله این چالش‌ها می‌توان به «جزیره‌ای شدن» اشاره کرد که خطراتی برای ایمنی افراد و پایداری شبکه ایجاد می‌کند [۳]. جزیره‌ای شدن یک سناریوی عملیاتی را

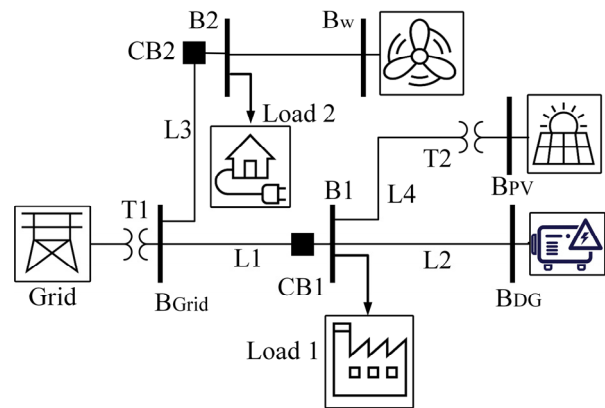
این مقاله در تاریخ ۲۹ فروردین ماه ۱۴۰۳ دریافت و در تاریخ ۲۰ شهریور ماه ۱۴۰۳ بازنگری شد. این تحقیق توسط مدیریت پژوهش و فناوری دانشگاه صنعتی قم بر اساس قرارداد شماره ۶۹۰۴۰۴ پشتیبانی شده است.

امیرحسین علیزاده، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه صنعتی قم، قم، ایران، (email: alizadeh.ah@gmail.com).

سید فریبرز زارعی (نویسنده مسئول)، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه صنعتی قم، قم، ایران، (email: zarei@qut.ac.ir).

جدول ۱: مشخصات سیستم تست مورد استفاده.

عنوان	مقادیر
تعداد آرایه‌های PV	ماژول ۷ × ۸۶
مدل ماژول‌ها	SunPower SPR - ۴۱۵E
مشخصات DG	۳ MVA, ۴۰۰ V, ۵۰ Hz, ۱۵۰۰ rpm
T_1	۲۵kV/۴۰۰V - ۱۰ MVA
T_2	۲۵kV/۴۰۰V - ۵ MVA
L_1, L_2	۶ km
L_3	۳ km
L_4	۳۰۰ m
R_1 و L_1 برای تمام خطوط انتقال	$۱,۲۷۳ \text{ m}\Omega - ۰,۹۶۸۷ \text{ mH}$
R_2 و L_2 برای تمام خطوط انتقال	$۰,۳۸۶۴ \text{ m}\Omega - ۴,۱۲۶۴ \text{ mH}$
Load ۱	$P = ۱۲۰۰ \text{ kW} - Q = ۳۰۰ \text{ kVar}$
Load ۲	$P = ۶۰۰ \text{ kW} - Q = ۲۰۰ \text{ kVar}$



شکل ۱: تست سیستم مورد استفاده.

یک سیستم استاندارد IEEE ۳۴ Bus با استفاده از ولتاژ توالی منفی استفاده کردند. در [۱۶] نویسندگان با معرفی یک شاخصه، متدهای جدیدی را با دقت بالا ارائه نموده‌اند. در این مقاله سعی شده روابط ریاضی روش‌های [۱۶] ارائه گردد و همچنین شبیه‌سازی‌های سناریوهای آن با دقت بیشتری مورد بررسی قرار گیرد.

۲- مشخصات تست سیستم

تست سیستم نشان داده شده در شکل ۱ شامل سیستم شبکه توزیع به عنوان Grid، یک نیروگاه فتوولتائیک متصل به شبکه^۱ ۲۵۰ کیلووات به عنوان PV، یک ژنراتور سنکرون^۲ ۲ مگاوات به عنوان DG و یک نیروگاه بادی متصل به شبکه به عنوان Wind می‌باشد. مشخصات اجزای شبکه در جدول ۱ آمده است [۱۶]. ژنراتور سنکرون استفاده شده در این تست یک دستگاه ژنراتور ۲ مگاوات، ۴۰۰ ولت AC، ۵۰ هرتز و ۱۵۰۰ دور در دقیقه است که توسط یک موتور دیزل به حرکت درآمده و به باس ژنراتور (B_{DG}) در فاصله ۳۰۰ متری متصل می‌باشد.

مزرعه خورشیدی مورد بررسی در این مطالعه با ظرفیت ۲۵۰ کیلووات واقع در فاصله ۲ کیلومتری از باس B_1 قرار دارد و از طریق یک ترانسفورماتور به B_{PV} متصل است. مشخصات فنی آن در جدول ۱ آورده شده که شامل ۸۶ شاخه موازی است و هر کدام از آنها از ۷ ماژول Sun Power SPR - ۴۱۵E که به صورت سری متصل شده‌اند، تشکیل شده است.

سیستم خورشیدی از یک ۳-level IGBT با کنترل PWM برای تبدیل استفاده می‌کند. تبدیل ولتاژ به ۲۵ کیلووات توسط یک ترانسفورماتور سه فاز ۲۵۰ کیلووات آمپر ۲۵۰V/۲۵kV انجام می‌شود. همچنین یک ترانسفورماتور سه فاز ۲۵۰ کیلووات آمپر ۲۵kV/۴۰۰V اتصال بین سیستم خورشیدی و B_{PV} را فراهم می‌کند. علاوه بر این، یک توربین بادی DFIG دو مگاواتی با عملکرد سرعت متغیر می‌باشد که به شبکه در باس B_{PV} متصل شده است.

۳- پیش زمینه

۱-۳ استفاده از روش‌های یادگیری عمیق در تشخیص جزیره‌ای شدن

ما در این بخش، پیش زمینه‌هایی را در مورد استفاده از یادگیری عمیق

ارائه می‌دهیم؛ به طور دقیق‌تر، دسته‌بندی‌های عمیق که از شبکه‌های عصبی عمیق برای شناسایی رویدادهای جزیره‌ای شدن در شبکه‌های کوچک استفاده می‌کنند. این دسته‌بندی‌ها برای پردازش داده‌های سری زمانی طراحی شده‌اند و به طور خاص شاخصه‌ها را از اندازه‌گیری‌های ولتاژ و جریان درون یک شبکه کوچک استخراج می‌کنند تا احتمال وقوع حوادث جزیره‌ای شدن را ارزیابی کنند. ما داده‌های سری زمانی را با X_t نشان می‌دهیم؛ جایی که در هر زمان گسسته $t \in \{1, 2, \dots, T\}$ ، بردار X_t در فضای واقعی d بعدی R^d وجود دارد. اینجا d نشان‌دهنده تعداد شاخصه‌های ارزیابی شده در هر زمان t است. به همین ترتیب، متغیر تصادفی Y را تعریف می‌کنیم که با هر دنباله X_t مرتبط است و وضعیت جزیره‌ای شدن را نشان می‌دهد. اینجا $Y \in \{0, 1\}$ که اینجا مقدار ۱ حادثه جزیره‌ای شدن را نشان می‌دهد. هدف اصلی دسته‌بندی عصبی این است که $q(y|X_t)$ را تخمین بزند؛ یک تقریب از توزیع احتمال واقعی $p(y|X_t)$ برچسب‌های جزیره‌ای شدن با توجه به ویژگی‌های سری زمانی X_t . به کمک تخمین زدن توسط واگرایی کولبک-لیبلر^۳ (KL) منجر می‌شود [۱۷].

۲-۳ نحوه نمره‌دهی به عملکرد روش پیشنهادی

در این بخش، نتایج گنجانیدن شاخصه پیشنهادی در فرایند تشخیص جزیره‌ای شدن بررسی خواهد شد. برای اندازه‌گیری ارزیابی‌ها، طبقه‌بندی جزیره‌ای به دو دسته تقسیم می‌شود: رویدادهای جزیره‌ای به عنوان کلاس مثبت (کلاس ۱) و نمونه‌های غیرجزیره‌ای به عنوان کلاس منفی (کلاس ۰). این امکان را فراهم می‌کنند تا تجزیه و تحلیل دقیقی از دو نوع خطاهای طبقه‌بندی احتمالی صورت گیرد.

در ابتدا، خطای مثبت کاذب^۴ (FP) شناسایی می‌شود که هنگامی رخ می‌دهد که طبقه‌بندی کننده به طور نادرست یک رویداد جزیره‌ای را اعلام می‌کند. سپس خطای منفی کاذب^۵ (FN) مورد بررسی قرار می‌گیرد که توسط عدم تشخیص طبقه‌بند در شناسایی وقوع واقعی یک رویداد جزیره‌ای مشخص می‌شود. هدف کلی در ارزیابی طبقه‌بندی کننده، کاهش این خطاهاست. این امر با بیشینه‌سازی معیار دقت انجام می‌شود که به صورت ریاضی به شرح زیر تعریف می‌شود

3. Kullback-Leibler
4. False Positive
5. False Negative

1. Grid-Connected Photovoltaic Plant
2. Synchronous Generators

۴- الگوریتم‌های پیشنهادی

۴-۱ روش غیرفعال مبتنی بر تنظیم آستانه

در این قسمت، یک شاخص جدید ارائه شده که می‌تواند به عنوان یک روش تشخیص جزیره‌ای شدن غیرفعال و یا یک ورودی برای روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی با هدف افزایش دقت و فرایند تشخیص استفاده شود. فلوجارت نشان‌داده‌شده در شکل ۲، روش پیشنهادی برای به دست آوردن شاخص پیشنهادشده را نشان می‌دهد.

در این روش، نمونه‌های جریان و ولتاژ در باس مورد مطالعه، یعنی باس B_{pv} ، اندازه‌گیری می‌شود. سپس تبدیل فوریه گسسته پنجره کامل (DFT) برای استخراج فازورهای موج‌های جریان و ولتاژ به صورت مفهوم پنجره کشویی^۳ اعمال می‌شود. در این روش، مقادیر DFT به صورت نمونه به نمونه به‌روزرسانی می‌شوند با آمدن هر نمونه جدید از سیگنال‌های اندازه‌گیری شده [۱۹]. با استفاده از مقادیر فازور، مؤلفه‌های توالی همسان سیگنال‌های اندازه‌گیری شده محاسبه می‌شود. در محاسبه مؤلفه‌های همسان ولتاژ (V_{pnz}) و جریان (I_{pnz})، مقادیر سه‌فاز ولتاژ (V_{abc}) و جریان (I_{abc}) با مقدار $\alpha = 120^\circ$ استفاده می‌شود

$$\begin{cases} V_{pnz} = T \times V_{abc} \\ I_{pnz} = T \times I_{abc} \end{cases}, \text{ where } \rightarrow T = \frac{1}{\sqrt{3}} \begin{bmatrix} 1 & a^\tau & a \\ 1 & a & a^\tau \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$I_{zero}(k, \omega, t) = I_a(k, \omega, t)e^{j\omega t} + I_b(k, \omega, t)e^{j\omega t} + I_c(k, \omega, t)e^{j\omega t} \quad (7)$$

$$V_{zero}(k, \omega, t) = V_a(k, \omega, t)e^{j\omega t} + V_b(k, \omega, t)e^{j\omega t} + V_c(k, \omega, t)e^{j\omega t} \quad (8)$$

در این روش، مؤلفه‌های توالی صفر^۴ به بلوک بعدی جهت به دست آوردن مؤلفه توالی صفر نهایی وارد می‌شوند

$$I_{zero}(k, \omega, t) = I_{zero}(k, \omega, t)e^{j\phi I(k, \omega, t)} \quad (9)$$

$$V_{zero}(k, \omega, t) = V_{zero}(k, \omega, t)e^{j\phi V(k, \omega, t)} \quad (10)$$

که از حاصل ضرب مؤلفه‌های توالی صفر ولتاژ و جریان برای به دست آوردن شاخص اصلی برای تشخیص جزیره‌ای شدن به عنوان «مقدار تشخیص پیش‌جزیره‌ای شدن»^۵ استفاده می‌کند

$$P_{zero}(k, \omega, t) = V_{zero}(k, \omega, t) \times I_{zero}(k, \omega, t) \quad (11)$$

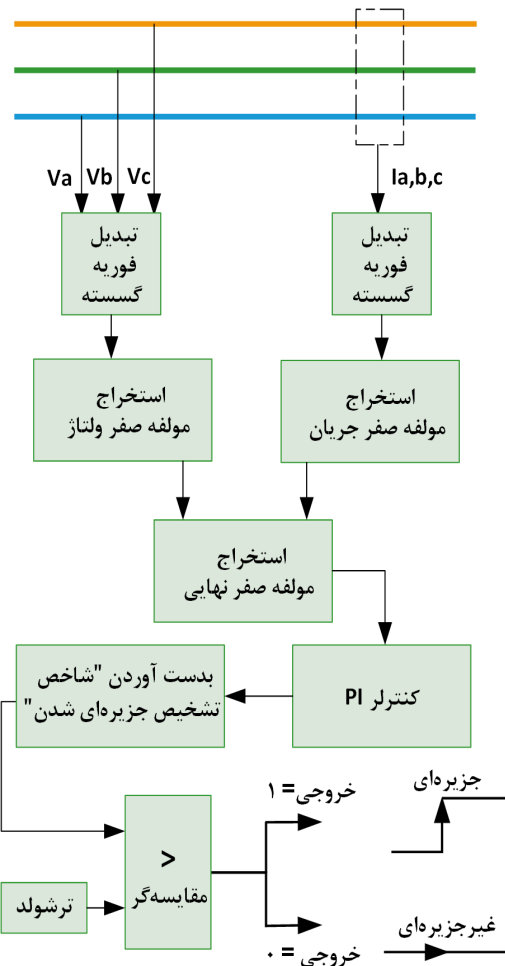
که با بسط دادن این حاصل ضرب معادله زیر حاصل می‌شود

$$P_{zero}(k, \omega, t) = |V_{zero}(k, \omega)| |I_{zero}(k, \omega)| \times e^{j(\phi V(k, \omega, t) + \phi I(k, \omega, t))} \quad (12)$$

همچنین داریم

$$P_{zero}(k, \omega, t) = |V_{zero}(k, \omega)| |I_{zero}(k, \omega)| \times (\cos(\phi_v(k, \omega, t) + \phi_i(k, \omega, t)) + j \sin(\phi_v(k, \omega, t) + \phi_i(k, \omega, t))) \quad (13)$$

در مرحله بعد، خروجی از مقدار تشخیص پیش‌جزیره‌ای شدن عبور می‌کند که نرخ تغییر مؤلفه پیشنهادشده صفر را بر مبنای (۱۴) محاسبه می‌کند



شکل ۲: الگوریتم پیشنهادی یک روش غیرفعال تشخیص جزیره‌ای شدن.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (1)$$

در اینجا TP مثبت صحیح^۱ و TN منفی صحیح^۲ به ترتیب نشان‌دهنده تعداد رویدادهای جزیره‌ای درست و غیرجزیره‌ای درست هستند. با این حال در مواردی با مجموعه داده‌های نامتوازن، یعنی زمانی که تعداد حالت‌های جزیره‌ای شدن با غیرجزیره‌ای برابر نباشد، معیار دقت ممکن است گمراه‌کننده باشد؛ زیرا یک مدل بدون توانایی پیش‌بینی واقعی ممکن است با اکثریت کلاس به طور اصلی دقت بالایی را به دست آورد. برای مقابله با این سوگیری احتمالی و ارائه یک ارزیابی جامع‌تر از عملکرد طبقه‌بندی‌کننده، ما از معیارهای اضافی استفاده می‌کنیم که به عنوان پیشنهاد Saito و همکاران آورده شده [۱۸] و شامل موارد زیر است

$$دقت\ بالانس\ شده = \frac{1}{2} \times \left[\frac{TP}{TP + FN} + \frac{TN}{TN + FP} \right] \quad (2)$$

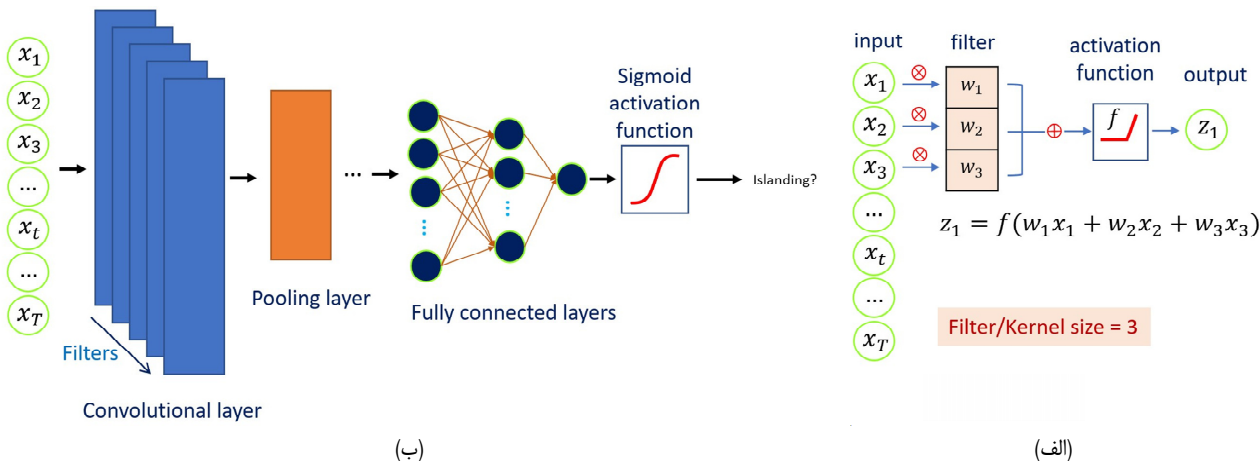
$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (4)$$

$$F1-Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (5)$$

3. Moving Window
4. Zero Sequence Components
5. Pre-Islanding Detection Value

1. True Positive
2. True Negative



شکل ۳: شماتیک (الف) یک عملیات کانولوشنی یک‌بعدی و (ب) یک شبکه عصبی کانولوشنال یک‌بعدی برای طبقه‌بندی جزیره‌ای.

با توجه به ورودی سری زمانی X^T با طول T که هر گام زمانی $t \in \{1, 2, \dots, T\}$ متناظر با یک بردار ویژگی در \mathbb{R}^d است، یک لایه کانولوشنال یک‌بعدی این توالی را از طریق عملیات کانولوشنال تبدیل می‌کند. این عملیات شامل اسلاید کردن فیلترها^۶ (یا هسته‌ها^۷) در بُعد زمانی داده‌های ورودی برای استخراج شاخص‌ها است. به طور ریاضی، یک لایه کانولوشنال یک‌بعدی یک فیلتر $W \in \mathbb{R}^{m \times d}$ را اعمال می‌کند که در آن m اندازه فیلتر و d تعداد شاخص‌های ورودی است. عملیات کانولوشنال برای یک فیلتر W در گام زمانی t به شکل زیر تعریف می‌شود (به شکل ۳-الف مراجعه کنید)

$$z_t = f\left(\sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{d-1} W_{ij} \cdot x_{t+i,j}\right) \quad (15)$$

در اینجا z_t نمایانگر خروجی کانولوشنال در گام زمانی t و $f(\cdot)$ تابع فعال‌سازی^۸ است؛ مثلاً واحد خطی تصحیح‌شده^۹ (ReLU). این عملیات برای هر موقعیت ممکن فیلتر روی دنباله ورودی اعمال شده و یک نقشه شاخص^{۱۰} تولید می‌کند که ویژگی‌های زمانی محلی داده‌های ورودی را در بر می‌گیرد. پس از لایه‌های کانولوشنال، اغلب از لایه‌های ادغام برای کاهش ابعاد نقشه‌های شاخص استفاده می‌شود. یک روش متداول در شبکه‌های عصبی کانولوشنال یک‌بعدی، ادغام حداکثر است که بزرگ‌ترین مقدار را از هر زیرمنطقه نقشه شاخص انتخاب می‌کند. این عملیات کمک می‌کند تا نمایش انتزاعی‌تر و ثابت‌تر از جابه‌جایی‌ها و اعوجاج‌های کوچک در دنباله ورودی باشد. نهایتاً در زمینه طبقه‌بندی دودویی، یک شبکه عصبی کانولوشنال یک‌بعدی معمولاً با یک یا چند لایه کاملاً متصل به پایان می‌رسد. این لایه‌ها شاخص‌های یادگرفته‌شده توسط لایه‌های کانولوشنال و ادغام را یکپارچه می‌کنند. لایه نهایی در چنین شبکه‌ای، یک لایه کاملاً متصل با یک نورون استفاده می‌شود که از یک تابع فعال‌سازی سیگموئید برای تولید خروجی احتمال که احتمال یکی از دو کلاس را نشان می‌دهد، استفاده می‌کند (شکل ۳-ب). شبکه با تنظیم فیلترها و وزن‌های خود از طریق بازگشت به عقب^{۱۱} و الگوریتم بهینه‌سازی^{۱۲} مانند

$$P_{zero}(k, \omega, t) = |V_{zero}(k, \omega)| |I_{zero}(k, \omega)| \times \cos(\phi_v(k, \omega, t) + \phi_i(k, \omega, t)) + j |V_{zero}(k, \omega)| |I_{zero}(k, \omega)| \times \sin(\phi_v(k, \omega, t) + \phi_i(k, \omega, t)) \quad (14)$$

سپس مقدار به‌دست‌آمده از یک بلوک PI عبور می‌کند تا شاخص نهایی به نام «شاخص تشخیص جزیره‌ای شدن»^۱ (IDI) تولید شود. نهایتاً مقدار IDI با استفاده از یک بلوک مقایسه‌گر^۲ با یک مقدار آستانه از پیش تعیین‌شده مقایسه می‌شود تا شرایط جزیره‌ای شدن تشخیص داده شود. اگر شرایط جزیره‌ای شدن تشخیص داده شود، فرایند به مرحله بعد ادامه پیدا می‌کند که شامل استفاده از یک تشخیص‌دهنده لبه^۳ است و سپس دستور قطع اتصال به بریکر مورد نظر ارسال شود. ولی اگر شرایط شبکه به عنوان شرایط جزیره‌ای شدن تشخیص داده نشود، فرایند جهت تشخیص از ابتدا شروع خواهد شد.

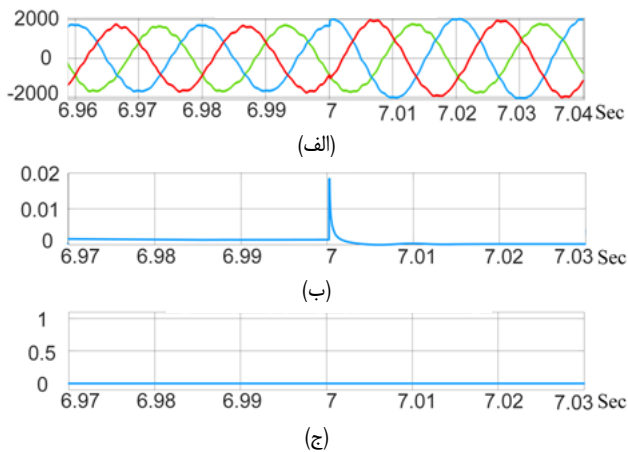
به عنوان رویکرد اولیه تشخیص جزیره‌ای شدن، یک روش ساده تنظیم آستانه که در این قسمت پیشنهاد شده است، استفاده می‌شود. سناریوهای مختلفی بررسی شد و سیستم تحت شرایط مختلف آزمایش شد تا بهترین مقدار آستانه تعیین شود. مقدار بهینه برای تشخیص ۱/۹ می‌باشد که دقت بالانس شده متوسط^۴ ۹۷٪/۸۳٪ را تولید کرد. در مقایسه با طرح‌های غیرفعال تشخیص جزیره‌ای شدن، شاخص پیشنهادی ما نتایج مطلوب و دقت بالانس شده متوسط قابل رقابتی را از خود نشان می‌دهد. این عملکرد برجسته، قابلیت بالقوه شاخص پیشنهادی را در بهبود تشخیص جزیره‌ای شدن در شبکه‌های تولید برق توزیع‌یافته نشان می‌دهد.

۴-۲ شبکه عصبی کانولوشنال یک‌بعدی (۱-D CNN)

شبکه‌های عصبی کانولوشنال یک‌بعدی (۱-D CNNs) به عنوان ابزاری قدرتمند در یادگیری ماشین برای پردازش داده‌های متوالی مانند سری‌های زمانی، سیگنال‌های صوتی و متن ظهور کرده‌اند. لایه کانولوشنال که فیلترهای قابل یادگیری را به داده‌های ورودی اعمال می‌کند، به این شبکه‌ها امکان می‌دهد تا به طور تطبیقی سلسله‌مراتب فضایی^۵ شاخص‌ها را از داده‌ها یاد بگیرند [۲۰].

6. Sliding Filters
7. Kernels
8. Activation Function
9. Rectified Linear Unit
10. Feature Map
11. Backpropagation
12. Optimization Algorithm

1. Islanding Detection Index
2. Comparator Block
3. Edge Detector
4. Average Balanced Accuracy
5. Spatial Hierarchies

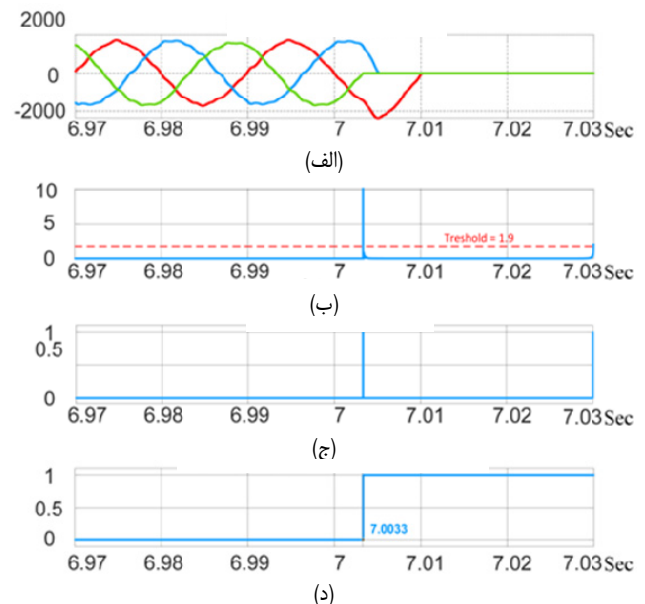


شکل ۵: سناریوی ۲: تأثیر اتصال بار سنگین به سیستم تست بر الگوریتم تشخیص جزیره‌ای شدن، (الف) جریان سمت شبکه، (ب) ورودی الگوریتم و (ج) سیگنال جزیره‌ای.

شکل ۵: سناریوی ۲: تأثیر اتصال بار سنگین به سیستم تست از شبکه برق می‌شود که این تست مشابه شرایط استفاده شده در تست سیستم استاندارد IEEE ۹۲۹:۲۰۰۰ است. در این شرایط، همان طور که در شکل ۴-الف نشان داده شده است، این سیگنال نشان‌دهنده زمان قطع شدن شبکه به دلیل وقوع شرایط جزیره‌ای شدن است و در تشخیص استفاده نمی‌شود. جریان عبوری از CB۱ در زمان ۷/۰۰۱۷ ثانیه صفر می‌شود؛ بنابراین الگوریتم تشخیص جزیره‌ای شرایط جزیره‌ای را در زمان ۷/۰۰۳۳ ثانیه تشخیص می‌دهد که در شکل ۴-ب آمده و سپس یک فرمان تشخیص جزیره‌ای شدن صادر می‌شود. نهایتاً در زمان ۷/۰۰۳۳ ثانیه، سیستم دستور جزیره‌ای را به منابع ارسال می‌کند که در شکل ۴-د نشان داده شده است. این سیگنال به بریکر باس منبع مورد نظر ارسال می‌شود و در صورت تشخیص شرایط جزیره‌ای شدن، سیگنال قطع را به بریکر ارسال می‌کند و باعث قطع ارتباط منبع به شبکه می‌شود. همچنین لازم است ذکر شود که این سیگنال نمونه بررسی شده به منظور مشاهده پاسخ دینامیکی و شکل موج در دامنه زمان می‌باشد. این سناریو با ۱۵۰۰ حالت اتصال بار مختلف به باس اصلی (B۱) آزمایش شده که هر کدام دارای توان اکتیو و راکتیو متفاوت هستند. علاوه بر این، ضریب کیفیت‌های (Q_f) مختلف با محدوده ۱ تا ۲/۵ (مطابق با شرایط مندرج در استانداردهای بین‌المللی) و نقاط مختلف شبکه با آرایش فاصله‌های متفاوت منابع از هم در این آزمایش‌ها استفاده شده که همگی نتایج مشابهی را به دست آورده‌اند.

۵-۱-۲ سناریوی ۲: ورود و خروج منابع و بارهای بزرگ در شبکه

در این سناریو، تأثیر قطع و وصل مجدد بارهای بزرگ^۵ بر روش تشخیص جزیره‌ای مورد بررسی قرار می‌گیرد. این مطالعه پاسخ دینامیکی روش تشخیص جزیره‌ای به این تغییرات بار را بررسی می‌کند و اثرات آن را درباره عملکرد این روش تحت شرایط بار دینامیکی ارائه می‌دهد. شکل ۵ نتایج متصل کردن بار ۱/۵ برابر نسبی بار موجود در باس B۱ در زمان ۷ ثانیه را نشان می‌دهد. در شکل ۵-الف، تغییر گام در موج جریان در زمان ۷ ثانیه رخ داده است. همچنین سیگنال ورودی اندازه‌گیری شده شامل تغییرات بار و سیگنال خروجی مرتبط با الگوریتم به ترتیب در شکل‌های ۵-ب و ۵-ج نشان داده شده‌اند. چون مقدار سیگنال خروجی کمتر از آستانه جزیره‌ای است، سیگنال تشخیص جزیره‌ای شدن صادر نمی‌شود. همچنین برای قطع بار، همان طور که در شکل ۶ نشان داده شده است،



شکل ۴: سناریوی ۱: نتایج تأثیر ایجاد شرایط جزیره‌ای شدن به سیستم تست بر الگوریتم تشخیص، (الف) جریان سمت شبکه، (ب) ورودی الگوریتم، (ج) خروجی الگوریتم و (د) سیگنال جزیره‌ای.

کاهش گرادیان^۱ یا آدام^۲، کمینه‌سازی تابع خطا^۳ را که در (۱) پیشنهاد شده است، یاد می‌گیرد [۲۱]. برای کسب اطلاعات بیشتر درباره شبکه‌های عصبی کانوشنال یک‌بعدی و طبقه‌بندهای عمیق دیگر مانند طبقه‌بندهای حافظه کوتاه‌مدت بلند^۴ (LSTM) به [۲۲] ارجاع داده می‌شود.

۵- نتایج شبیه‌سازی

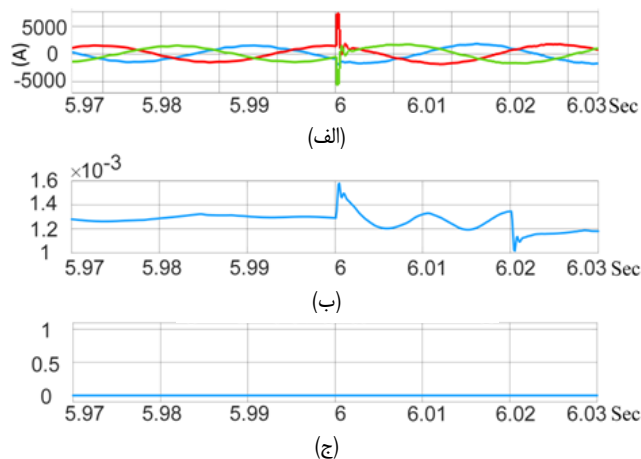
برای ارزیابی عملکرد شاخصه پیشنهادی، دو سناریو ارائه شده است. ابتدا در قسمت اول، شاخصه پیشنهادی با استفاده از یک مدل روش تنظیم آستانه آزمایش شده و نتایج با روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی مقایسه شده است. روش مدل تنظیم آستانه، یک راه ساده و مؤثر برای ارزیابی عملکرد شاخصه ارائه شده که امکان مقایسه منصفانه با روش‌های پیچیده‌تر مبتنی بر هوش مصنوعی را فراهم می‌کند. این رویکرد به اطمینان از این که شاخصه به درستی ارزیابی و در مقایسه با سایر روش‌ها در زمینه روش‌های تشخیص جزیره‌ای شدن قرار می‌گیرد، کمک می‌کند. در دومین مرحله در قسمت دوم، چندین سناریو با موج‌شکل‌های حوزه زمان هم در شرایط جزیره‌ای و هم در شرایط غیرجزیره‌ای پیاده‌سازی شده تا رفتار و عملکرد الگوریتم نشان داده شود. برای انجام آزمایش‌ها نرم‌افزار MATLAB/Simulink برای شبیه‌سازی داده و همه مدل‌های شناسایی جزیره‌ای با استفاده از کتابخانه TensorFlow در پایتون پیاده‌سازی شده است. برای اهداف تشخیص جزیره‌ای شدن، لازم است مقادیر الکتریکی باس PV از جمله نمونه‌های جریان و ولتاژ نمونه‌برداری شود که این مسئله با فرکانس نمونه‌برداری ۱ کیلوهرتز انجام شده است.

۵-۱- سناریوهای تست

۵-۱-۱- سناریوی ۱: تست‌های جزیره‌ای شدن

برای ایجاد شرایط جزیره‌ای، بریکر اصلی (CB۱) در شکل ۱ در

1. Gradient Descent
2. Adam
3. Loss Function
4. Long Short-Term Memory



شکل ۷: تأثیر متصل شدن بانک خازنی به سیستم تست بر الگوریتم تشخیص جزیره‌ای شدن، (الف) جریان سمت شبکه، (ب) ورودی الگوریتم و (ج) سیگنال جزیره‌ای.

ارسال نمی‌شود و سیستم به درستی این شرایط را به عنوان یک شرایط جزیره‌ای تشخیص نمی‌دهد. همچنین قابل ذکر است که این سناریوی آزمایش نمونه در اینجا نشان داده شده تا پاسخ پویا و دینامیکی دامنه زمان را نشان دهد. مشابه این سناریوی آزمایش، شرایط مختلف دیگر نیز آزمایش شده‌اند و نتایج به طور مداوم، عملکرد صحیح و قوی روش تحت شرایط مختلف را نشان دادند. با این حال به دلیل محدودیت‌های فضا این موارد بیشتر توضیح داده نشده‌اند.

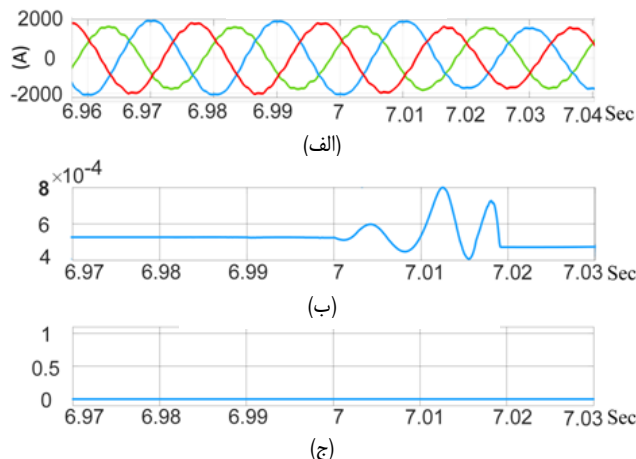
۵-۱-۴ سناریوی ۴: تأثیرات انواع مختلف خطا در شبکه

در این آزمایش، وقوع خطاها در سیستم تست^۲ مورد بحث قرار می‌گیرد. انواع مختلف خطاها (از جمله خطاهای G ، LG ، L ، L و $3LG$) در شرایط، مکان‌ها و مقاومت‌های مختلف در شبکه اعمال شده و تأثیرات آنها بر الگوریتم بررسی می‌شود. هدف از این بخش ارزیابی عملکرد الگوریتم تحت شرایط مختلف خطاست و تجزیه و تحلیل پاسخ آن به صورت‌های مختلف سناریوهای خطا را هدف قرار می‌دهد. برای مشاهده پاسخ پویا و شکل موج حوزه زمان، یک خطای LG (فاز و زمین) در فیدر مجاور در باس $B2$ و همچنین مکان بار در باس $B1$ مورد بررسی قرار گرفت و سیستم باید این سناریو را به عنوان یک شرایط غیرجزیره‌ای تشخیص دهد. خطای LG در $B2$ رخ داده و مدت آن از $5/8$ تا 6 ثانیه اتفاق می‌افتد.

در شکل ۹-الف، تغییرات جریان از سوی شبکه در زمان وقوع خطا نشان داده شده است. شکل ۹-ب، سیگنال ورودی به الگوریتم در زمان وقوع خطا را نشان می‌دهد که چون خارج از محدوده آستانه سیگنال IDI است، بر روی خروجی الگوریتم تأثیر نمی‌گذارد؛ بنابراین هیچ سیگنال جزیره‌ای به منابع ارسال نمی‌شود (شکل ۹-ج). همچنین این آزمایش برای وقوع خطای LG در فیدر مجاور $B2$ تکرار شد و نتایج در طول زمان‌ها و مدت زمان‌های مختلف وقوع خطا یکسان بودند. الگوریتم به طور مداوم شرایط را به عنوان یک سناریوی غیرجزیره‌ای شناسایی کرد.

۵-۲ بررسی نتایج به دست آمده

همچنین این شاخص با استفاده از یک مدل $D-CNN$ که در بخش قبلی به طور کامل به آن اشاره شد، مورد بررسی قرار گرفت که باعث به دست آمدن یک دقت متوازن متوسط برابر با $99.78\% \pm 0.12$ شد. مطابق با جدول ۲ این عملکرد قابل مقایسه با عملکرد یک سیستم



شکل ۸: سناریوی ۲: تأثیر خروج بار سنگین از سیستم تست بر تشخیص جزیره‌ای شدن، (الف) جریان سمت شبکه، (ب) ورودی الگوریتم و (ج) سیگنال جزیره‌ای.

در زمان ۷ ثانیه، بار $1/5$ برابر بار موجود در شبکه در باس $B1$ از شبکه جدا شد (شکل ۶-الف). در شکل ۶-ب، تغییرات در سیگنال ورودی به الگوریتم تشخیص جزیره‌ای قابل مشاهده است که مشابه ورودی بار به شبکه است؛ زیرا از آستانه تحریک جزیره‌ای بسیار کمتر است و بر روی سیگنال خروجی جزیره‌ای خود تأثیر نمی‌گذارد.

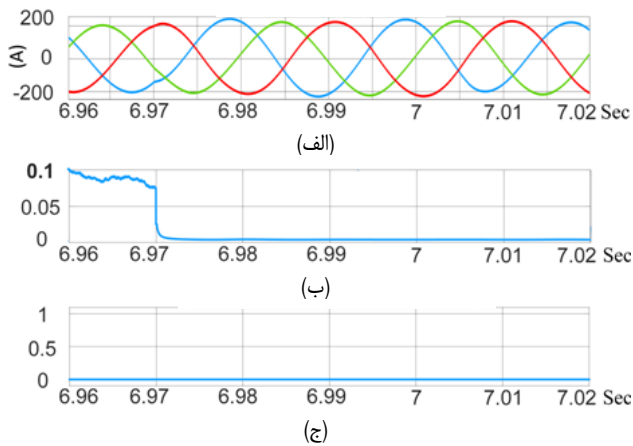
همان طور که در شکل ۶-ج نشان داده شده است که به عنوان یک سناریوی جزیره‌ای تشخیص داده نمی‌شود. دوباره ارزش ذکر کردن دارد که این نمونه در ابتدا برای مشاهده پاسخ پویا و شکل موج حوزه زمان ارزیابی شد. این سناریو با شرایط مختلفی برای آزمایش تحت فشار قرار گرفت و نتایج به طور مداوم شباهت‌هایی را نشان دادند که نشان‌دهنده استحکام سیستم تحت شرایط مختلف است.

۵-۱-۳ سناریوی ۳: تأثیرات قطع و وصل بانک‌های خازنی در شبکه

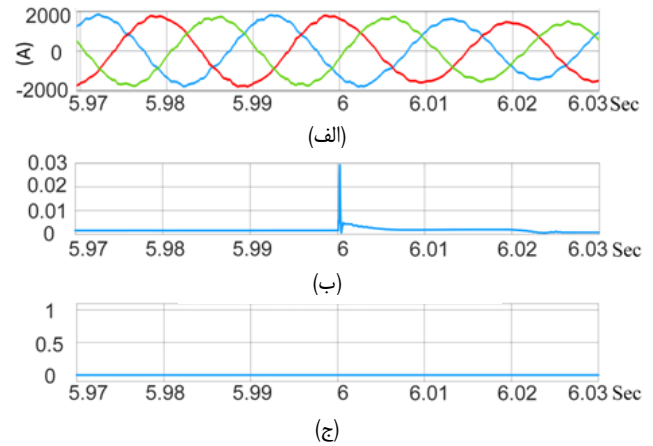
این سناریو شامل بررسی اتصال و قطع یک بانک خازنی^۱ و اثرات آن بر روی شبکه است. یک بانک خازنی 400 kVar در زمان ۶ ثانیه به شبکه در $L1$ در باس $B1$ متصل می‌شود و تأثیر آن مورد بررسی قرار می‌گیرد. نتایج این آزمایش در شکل ۷ ارائه شده و بینش‌هایی را درباره اثرات عملیات بانک خازنی بر روی شبکه ارائه می‌دهد.

در شکل ۷-الف، جریان ورودی از سوی شبکه در زمان ۶ ثانیه مشخص می‌شود و لحظه‌ای است که بانک خازنی به شبکه در باس $B1$ متصل می‌شود و سیگنال ناشی از این تغییر به عنوان ورودی به الگوریتم ارسال می‌شود (شکل ۷-ب). از آنجا که این سیگنال بسیار کمتر از آستانه IDI است، این سناریو به عنوان یک مورد جزیره‌ای تشخیص داده نمی‌شود. طبق شکل ۷-ج، هیچ سیگنال جزیره‌ای به منابع ارسال نمی‌شود.

در شکل ۸، تأثیر خروج بانک خازنی از شبکه بررسی می‌شود. همان طور که در مورد قبلی بود، در زمان ۶ ثانیه، یک بانک خازنی 400 kVar از شبکه جدا می‌شود. در شکل ۸-الف، تأثیرات قطع جریان ورودی از سوی شبکه قابل مشاهده است. سیگنال ناشی از این تغییر به الگوریتم در شکل ۸-ب قابل مشاهده است و بر روی سیگنال خروجی تأثیر نمی‌گذارد. مشابه حالت اتصال بانک خازنی، همان طور که در شکل ۸-ج نشان داده شده است، هیچ سیگنالی برای تشخیص شرایط جزیره‌ای



شکل ۹: تأثیر وقوع خطاهای مختلف در سیستم تست بر الگوریتم تشخیص جزیره‌ای شدن، (الف) جریان سمت شبکه، (ب) ورودی الگوریتم و (ج) سیگنال جزیره‌ای.



شکل ۸: تأثیر خروج بانک خازنی از سیستم تست بر الگوریتم تشخیص جزیره‌ای شدن، (الف) جریان سمت شبکه، (ب) ورودی الگوریتم و (ج) سیگنال جزیره‌ای.

جدول ۲: مقایسه بین روش‌ها.

Recall	Precision	Balanced accuracy	F1-Score	پیچیدگی مدل	شاخصه‌ها	مدل
0.9893 ± 0.0133	0.9938 ± 0.0032	0.9863 ± 0.0046	0.9915 ± 0.0057	4 LSTM layers with 64, 128, 64, and 32 cells (Training parameters: 178,849) RMSprop optimizer with a learning rate of 0.001	Positive and negative sequences of voltage, ROCOF, dP/dt and dQ/dt	LSTM classifier (state-of-the-art) [۱۲] و [۲۳]
0.9632	0.9946	0.9783	0.9786	There is just a single threshold value to be set. (threshold=1.9 based on the best-balanced accuracy on validation samples)	proposed Feature	Threshold-based method
0.9985 ± 0.0020	0.9980 ± 0.0019	0.9978 ± 0.0012	0.9983 ± 0.0010	3 1-D CNN layers with 32, 128, and 32 filters each with kernel size 3 and ReLU activation function. Last two layers are followed by a 1-D max-pooling of size 2. (Training parameters: 24,961) Adam optimizer with a learning rate of 0.001	proposed Feature	1-D CNN classifier

مدل 1-D CNN برای تشخیص جزیره‌ای شدن، نتیجه قابل توجهی با دقت متعادل 0.9912 ± 0.0012 به دست آمد که در مقایسه با شبکه LSTM پیشرفته با شاخصه‌های متداول (شامل نرخ تغییر فرکانس ولتاژ، توالی مثبت ولتاژ، توالی منفی ولتاژ، مشتق توان اکتیو و مشتق توان راکتیو) که دقت متعادل 0.9846 ± 0.0046 را داراست، عملکرد بهتری دارد. از نکات قابل توجه آن که سادگی شاخصه ما عملکرد مدل مبتنی بر هوش مصنوعی را بهبود بخشید و از مدل‌های پیچیده با شاخصه‌های رایج نتایج مناسب‌تری گرفت. پیچیدگی کمتر این شاخصه به معنای کاهش هزینه‌های پیاده‌سازی و افزایش سرعت تشخیص است که امکان استقرار روش‌های قدرتمندتر و دقیق‌تر را در گستره وسیع‌تری از شبکه‌های برق با هزینه کلی کمتر فراهم می‌کند.

مراجع

- [1] D. Gielen, et al., "The role of renewable energy in the global energy transformation," *Energy Strategy Reviews*, vol. 24, pp. 38-50, Apr. 2019.
- [2] S. F. Zarei, H. Mokhtari, and M. A. Ghasemi, "Enhanced control of grid forming VSCs in a micro-grid system under unbalanced conditions," in *Proc. 9th Annual Power Electronics, Drives Systems and Technologies Conf.*, pp. 380-385, Tehran, Iran, 13-15 Feb. 2018.
- [3] J. L. Holechek, H. M. Geli, M. N. Sawalhah, and R. Valdez, "A global assessment: can renewable energy replace fossil fuels by 2050?" *Sustainability*, vol. 14, no. 8, Article ID: 4792, Apr-2. 2022.
- [4] M. Mishra, S. Chandak, and P. K. Rout, "Taxonomy of islanding detection techniques for distributed generation in microgrid," *Renewable Energy Focus*, vol. 31, pp. 9-30, Dec. 2019.
- [5] S. F. Zarei, H. Mokhtari, and F. Blaabjerg, "Fault detection and protection strategy for islanding inverter-based microgrids," *IEEE J. of Emerging and Selected Topics in Power Electronics*, vol. 9, no. 1, pp. 472-484, Feb. 2019.

LSTM با چندین شاخصه مشترک است و نشان می‌دهد این شاخصه به عنوان یک ورودی مؤثر برای سامانه‌های تشخیص جزیره‌ای شدن مبتنی بر هوش مصنوعی می‌باشد [۸] و [۲۴].

همچنین مهم است خاطر نشان گردد که مدل LSTM برای اطمینان از عملکرد بهینه بر روی نمونه‌های داده اعتبارسنجی می‌شود. در ردیف دوم، جدول ۲ شاخصه پیشنهادی ما بر روی یک مدل ساده تنظیم آستانه آزمایش شده و بر اساس شرایط شبکه، بهترین نتایج را در آستانه ۱/۹ ارائه می‌دهد که نتایج رقابتی با حضور فقط یک ویژگی دارد. علاوه بر این مطابق با ردیف سوم جدول ۲، شاخصه پیشنهادی بر روی یک شبکه D-CNN نسبتاً ساده آزمایش شده که شامل ۳ لایه 1-D CNN با ۱، ۳۲، ۱۲۸ و ۳۲ فیلتر است، هر کدام با اندازه هسته ۳ و تابع فعال‌سازی ReLU (پارامترهای آموزش: ۲۴/۹۶۱). در مجموع، پنج اجرا بر روی این مدل انجام گردید که یکی از تست‌ها نتیجه کامل ۱۰۰٪ را به دست آورده، در حالی که دقت متوازن متوسط 0.9912 ± 0.0012 است.

۶- نتیجه گیری

در این مقاله، یک شاخصه مبتنی بر اجزای توالی صفر پیشنهاد شد که می‌تواند به عنوان تنها شاخصه در روش تشخیص جزیره‌ای غیرفعال یا به عنوان یک ورودی مؤثر برای روش‌های تشخیص جزیره‌ای شدن مبتنی بر هوش مصنوعی استفاده شود. با نشان دادن عملکرد برتر با میانگین دقت متعادل رقابتی ۹۷/۸۴٪ در مقایسه با روش‌های غیرفعال، این شاخصه در سناریوهای آزمایشی متنوع مورد تست و بررسی قرار گرفت. برای تست در روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی، به عنوان تنها ورودی در یک

- [20] Y. LeCun and Y. Bengio, "Convolutional networks for images, speech, and time series," In M. C. Arbib (Ed.), *The Handbook of Brain Theory and Neural Networks*, Cambridge: MIT Press, 1998.
- [21] D. E. Rumelhart, G. E. Hinton, and R. J. Williams, "Learning representations by back-propagating errors," *Nature*, vol. 323, pp. 533-536, 1986.
- [22] K. P. Murphy, *Probabilistic Machine Learning: An Introduction*, MIT Press, 2022.
- [23] Y. Xia, F. Yu, X. Xiong, Q. Huang, and Q. Zhou, "A novel microgrid islanding detection algorithm based on a multi-feature improved LSTM," *Energies*, vol. 15, no. 8, Article ID: 2810, Apr.-2022.
- [24] N. A. Larik, M. F. Tahir, Z. S. Elbarbary, M. Z. Yousaf, and M. A. Khan, "A comprehensive literature review of conventional and modern islanding detection methods," *Energy Strategy Reviews*, vol. 44, Article ID: pp. 101007, Nov. 2022.
- [6] P. Fernández-Porras, M. Panteli, and J. Quirós-Tortós, "Intentional controlled islanding: when to island for power system blackout prevention," *IET Generation, Transmission & Distribution*, vol. 12, no. 14, pp. 3542-3549, Aug. 2018.
- [7] M. S. Kim, et al., "Comprehensive review of islanding detection methods for distributed generation systems," *Energies*, vol. 12, no. 5, Article ID: 0837, Mar. 2019.
- [8] M. Alobaid and A. G. Abo-Khalil, "A comprehensive review and assessment of islanding detection techniques for PV systems," *International J. of Thermofluids*, vol. 18, Article ID: 100353, May 2023.
- [9] S. F. Zarei and M. Parniani, "A comprehensive digital protection scheme for low-voltage microgrids with inverter-based and conventional distributed generations," *IEEE Trans. on Power Delivery*, vol. 32, no. 1, pp. 441-452, Feb. 2016.
- [10] R. A. Mastromauro, "Grid synchronization and islanding detection methods for single-stage photovoltaic systems," *Energies*, vol. 13, no. 13, Article ID: 3382, Jul.-12020.
- [11] B. K. Chaitanya, A. Yadav, and M. Pazoki, "An advanced signal decomposition technique for islanding detection in DG system," *IEEE Systems J.*, vol. 15, no. 3, pp. 3220-3229, Sept. 2021.
- [12] A. A. Abdelsalam, A. A. Salem, E. S. Oda, and A. A. Eldesouky, "Islanding detection of microgrid incorporating inverter based DGs using long short-term memory network," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 106471-106486, 2020.
- [13] N. B. Hartmann, R. C. dos Santos, A. P. Grilo, and J. C. M. Vieira, "Hardware implementation and real-time evaluation of an ANN-based algorithm for anti-islanding protection of distributed generators," *IEEE Trans. on Industrial Electronics*, vol. 65, no. 6, pp. 5051-5059, Jun. 2018.
- [14] S. R. Samantaray, B. C. Babu, and P. K. Dash, "Probabilistic neural network based islanding detection in distributed generation," *Electric Power Components and Systems*, vol. 39, no. 3, pp. 191-203, Jan. 2011.
- [15] S. Adari and B. R. Bhalja, "Islanding detection of distributed generation using random forest technique," in *Proc. IEEE 6th Int. Conf. on Power Systems*, 6 pp., New Delhi, India, 4-6 Mar. 2016.
- [16] A. H. Alizadeh, S. F. Zarei, and M. H. Shateri, "A sequence component-based feature for passive and artificial-intelligence-based islanding detection," in *Proc. The Power Electronics and Drives: Systems and Technologies Conf.*, 7 pp., Tehran, Iran, 30 Jan.-1 Feb. 2024. [Online]. Available: <https://sid.ir/paper/1132488/en>
- [17] Y. Yang, *Elements of Information Theory*, Ed: Taylor & Francis, 2008.
- [18] T. Saito and M. Rehmsmeier, "The precision-recall plot is more informative than the ROC plot when evaluating binary classifiers on imbalanced datasets," *PLOS One*, vol. 10, no. 3, Article ID: e0118432, 2015.
- [19] M. Pourmirasghariyan, S. F. Zarei, M. Hamzeh, and F. Blaabjerg, "A power routing-based fault detection strategy for multi-terminal VSC-HVDC grids," *IEEE Trans. on Power Delivery*, vol. 38, no. 1, pp. 528-540, Feb. 2022.

امیرحسین علیزاده تحصیلات خود را در مقطع کارشناسی مهندسی برق-الکترونیک در سال ۱۳۹۱ در دانشگاه آزاد لاهیجان و مقطع کارشناسی ارشد مهندسی برق قدرت گرایش سیستم های قدرت در سال ۱۴۰۲ در دانشگاه صنعتی قم به پایان رسانده است. همچنین از سال ۱۳۹۳ تاکنون در زمینه‌ی مهندسی برق قدرت در صنایع مختلف در شاخه‌های طراحی صنعتی، سیستم‌های مانیتورینگ، کنترل و حفاظت سیستم‌های انرژی الکتریکی و طراحی و اجرای شبکه‌های برق صنعتی و ژنراتورهای متصل به شبکه فعال می‌باشند. همچنین زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه ایشان شامل حفاظت شبکه‌های قدرت، حفاظت در برابر جزیره‌ای شدن، و بهره‌برداری شبکه‌های توزیع فعال می‌باشد.

سید فریبرز زارعی مدرک کارشناسی خود را در رشته مهندسی برق از دانشکده مهندسی برق دانشگاه صنعتی امیرکبیر (پلی‌تکنیک تهران) در سال ۱۳۹۱ دریافت کرد. او تحصیلات خود را با کسب مدارک کارشناسی ارشد و دکتری در رشته مهندسی برق از دانشکده مهندسی برق دانشگاه صنعتی شریف به‌ترتیب در سال‌های ۱۳۹۳ و ۱۳۹۸ ادامه داد. از بهمن سال ۱۳۹۶ تا مرداد سال ۱۳۹۷، ایشان به عنوان محقق دکتری مهمان در دانشکده انرژی دانشگاه آلبورگ دانمارک فعالیت داشت. در دی‌ماه سال ۱۳۹۹، او به عنوان استادیار به دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر دانشگاه صنعتی قم پیوست. او بیش از ۴۰ مقاله در کنفرانس‌ها و مجلات معتبر در زمینه الکترونیک قدرت و مهندسی قدرت تألیف کرده است. تحقیقات او بر کاربرد سیستم‌های الکترونیک قدرت در شبکه‌های برق متمرکز بوده و جنبه‌های مدل‌سازی، کنترل، حفاظت و پایداری را پوشش می‌دهد. علاوه بر این، او آزمایشگاه الکترونیک قدرت و شبکه را در دی‌ماه سال ۱۴۰۰ در دانشگاه قم تأسیس کرد. این آزمایشگاه مطالعات بر روی مبدل‌های DC/AC و تعامل آن‌ها با شبکه برق AC را انجام می‌دهد. پلتفرم آزمایشگاهی این مجموعه محیطی انعطاف‌پذیر برای پیاده‌سازی روش‌های کنترلی متنوع بر روی مبدل‌های سه‌فاز فراهم کرده و تحقیقات مربوط به کنترل، حفاظت و پایداری را تسهیل می‌کند.