



آشکارسازی خطای امپدانس بالا در شبکه‌های توزیع با استفاده از تبدیل S و ماشین بردار تکیه‌گاه

ایمان نیکوفکر مصطفی سرلک سید محمد شهرتاش
قطب علمی اتوماسیون و بهره‌برداری سیستم‌های قدرت
دانشکده برق - دانشگاه علم و صنعت ایران

واژه‌های کلیدی: حفاظت شبکه توزیع، خطای امپدانس بالا، تشخیص الگو، تبدیل S، ماشین بردار تکیه‌گاه

چکیده

در این مقاله، روشی نوین مبتنی بر شناسایی آماری الگو برای آشکارسازی خطای امپدانس بالا در شبکه‌های توزیع پیشنهاد گردیده است. ویژگی‌های مورد نظر با استفاده از تبدیل S که نوعی تبدیل زمان-فرکانسی است، از یک سیکل جریان استخراج شده‌اند. این ویژگی‌ها شامل انرژی، انحراف معیار و میانگین هستند که از اطلاعات فرکانسی و زمانی ماتریس حاصل از تبدیل S به دست می‌آیند. سپس این ویژگی‌ها به منظور تشخیص خطای امپدانس بالا به یک ماشین بردار تکیه‌گاه با کرنل‌های متفاوت اعمال گردیده‌اند. نتایج حاصل از بکارگیری الگوریتم پیشنهادی بر روی داده‌های واقعی بدست آمده از آزمایشات عملی خطای امپدانس بالا و اندازه‌گیری سیگنال جریان در شرایط بار هارمونیک و نشتی مفره و داده‌های شبیه‌سازی شده برای سایر اتفاقات مشابه با این نوع خطا، مبین دقت قابل قبول الگوریتم پیشنهادی است.

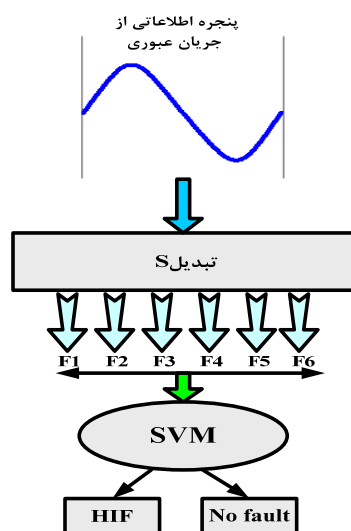
مقدمه

خطاهای امپدانس بالا (HIF)¹ آن دسته از خطاها در شبکه‌های توزیع هستند که جریان عبوری بواسطه آنها بحدی نیست که موجب عملکرد تجهیزات حفاظت اضافه جریان (یعنی فیوزها، کلیدهای وصل مجدد و رله‌ها) گردد. بعبارت دیگر خطای امپدانس بالا اتصال کوتاهی است که بعلت پایین بودن ولتاژ مدار و وجود امپدانس بالا در مسیر اتصال کوتاه، جریان اندکی از فیدها عبور می‌کند که بوسیله دستگاه‌های حفاظتی اضافه جریان معمولی قابل آشکارسازی نیست. هدف اصلی از آشکارسازی این نوع خطاها حفاظت از جان انسان‌ها و جلوگیری از بروز آتش سوزی است [1]. با توجه به اینکه به هنگام بروز چنین خطاهایی، قوس الکتریکی به وجود می‌آید، این قوس‌ها باعث تخریب شکل موج جریان خطا و تولید هارمونیک‌های فرکانس بالا، پایین و فرکانس‌های بین

¹ High Impedance Fault

بیست و چهارمین کنفرانس بین‌المللی برق

گردیده‌اند و در انتها، نتایج حاصل از دسته‌بندی و نتیجه‌گیری آورده شده‌اند.



شکل ۱: الگوریتم روش پیشنهادی

تبدیل S

معمولاً برای اطلاع از محتوای فرکانسی سیگنال از تبدیل فوریه استفاده می‌شود. در بسیاری از کارهای پردازش سیگنال با توجه به نایستاپردن سیگنال اصلی و نویزهای تحمیلی، لازم است علاوه بر اطلاع از محتوای فرکانسی یک سیگنال، از توزیع زمانی مؤلفه‌های فرکانسی آن نیز اطلاع داشت.

از آنجاکه تبدیل فوریه متداوال توصیفی از توزیع مؤلفه‌های فرکانسی در زمان ارائه نمی‌کند، یکی از راه‌های کسب اطلاع از توزیع مؤلفه‌های فرکانسی یک سیگنال در زمان، تبدیل فوریه زمان کوتاه است. در این روش برای تعیین مؤلفه‌های فرکانسی یک سیگنال حول t ، سیگنال در تابعی به نام پنجره ضرب می‌شود و با گرفتن انتگرال فوریه از این حاصل‌ضرب، اطلاعات فرکانسی سیگنال در همسایگی t استخراج می‌شود. ولی مشکل اساسی این تبدیل ثابت بودن مقیاس پنجره است که سبب می‌شود قدرت تفکیک زمان-فرکانس این تبدیل در صفحه زمان-فرکانس ثابت باشد [7].

در سال 1996، Stockwell و همکاران با مقیاس پذیر کردن پنجره در تبدیل فوریه زمان کوتاه، روش تبدیل فوریه زمان

هارمونیکی می‌شود که در روش‌های اولیه مبنای آشکارسازی خطای امپدانس بالا قرار داشتند [2]. روش‌های مختلف جهت شناسایی خطاهای امپدانس بالا را می‌توان به دو دسته کلی روش‌های تک معیاره و چند معیاره دسته‌بندی نمود. تکنیک‌های موجود در حوزه روش‌های تک معیاره [4]-[3] هر کدام بر اساس معیاری خاص که در ضمن نتایج واقعی یا شبیه‌سازی خطای امپدانس بالا بدست آمده است، درباره وقوع خطای امپدانس بالا تصمیم‌گیری می‌کنند. به دلیل خاصیت غیرخطی و تصادفی خطای امپدانس بالا، متغیر بودن این خطا نسبت به نوع خاک، شرایط محیطی و فصلی، استفاده از یک معیار جهت شناسایی خطای امپدانس بالا مناسب نیست. به همین دلیل رفته رفته محققین به سمت روش‌های چندمعیاره روی آوردند [6]-[5].

در این مقاله مطابق الگوریتم ارائه شده در شکل (۱)، ابتدا از تبدیل S که نوعی تبدیل زمان-فرکانسی است [10]-[7] برای استخراج ویژگی از سیگنال جریان استفاده شده است. تبدیل S همان روش تبدیل فوریه زمان کوتاه است با این تفاوت که پنجره آن با فرکانس مقیاس پذیر شده و باعث می‌شود قدرت تفکیک زمان-فرکانس تامین شود. سپس، برای دسته‌بندی ویژگی‌های استخراج شده، از روش ماشین بردار تکیه‌گاه (SVM)^۱ استفاده شده است [12]-[11]. این روش عملکرد قابل قبولی در حل مسائل کلاسه‌بندی از قبیل جداسازی حالات مختلف خطا و غیرخطا دارد. از مهمترین ویژگی‌های روش ماشین بردار تکیه‌گاه، سادگی و قابلیت تعمیم‌دهی تصمیم‌گیری آن به نمونه‌های جدید است. دارا بودن چنین ویژگی‌هایی سبب شده اخیراً این روش بطور جدی برای حل مسائل مختلف در سیستم‌های قدرت مدنظر قرار گیرد.

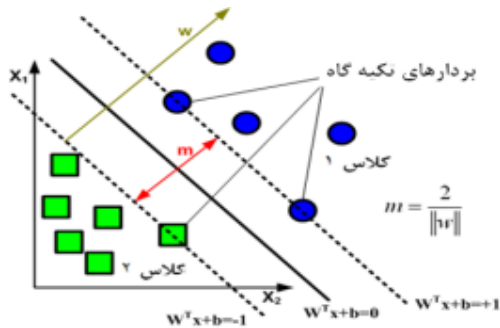
در این مقاله، تبدیل S و اصول کار ماشین بردار تکیه‌گاه به ترتیب در بخش‌های ۲ و ۳ توضیح داده شده‌اند. در بخش چهارم، شبکه توزیع و آزمایشات صورت گرفته تشریح شده‌اند. در بخش پنجم، ویژگی‌های استخراج شده معرفی

² Non-stationary

¹ Support Vector Machine

بیست و چهارمین کنفرانس بین‌المللی برق

آقای Vapnik ارائه گردید. در این روش، هدف پیدا کردن مرز تصمیم‌گیری خطی مابین نمونه‌های مختلف با توجه به فاصله بین نمونه‌های مذکور است [11]. شکل (۲) یک مساله کلاسه‌بندی با دو کلاس مجزا را نشان می‌دهد که نمونه‌های متعلق به دو کلاس قابل جداسازی با یک خط می‌باشند. همانطور که مشاهده می‌شود، خط‌های متمایز کننده متعددی را می‌توان مابین نمونه‌های مختلف در دو کلاس در نظر گرفت، لیکن در ماشین بردار تکیه‌گاه، هدف پیدا کردن خطی است که بیشترین فاصله (m) را بین نمونه‌ها ایجاد کند (نزدیکترین نمونه‌ها از هر دو کلاس به خط متمایز کننده بردار تکیه‌گاه نامیده می‌شوند). در زیر توضیحات مربوط به روش حل یک مساله دو کلاسه به روش ماشین بردار پشتیبان آمده است [12].



شکل ۲: اساس کار ماشین بردار تکیه‌گاه

به فرض، تعدادی از بردارهای ویژگی یا الگوهای آموزشی بصورت $\{x_1, x_2, x_3, \dots, x_N\}$ وجود داشته باشند، که هرکدام یک بردار ویژگی d بعدی بوده و دارای برچسب y_i است به طوری که $y_i \in \{-1, +1\}$ و این دو کلاس با تابع تمایز $f(x)$ و با یک ابر صفحه H با معادله زیر از هم جدا شوند:

$$H : w \cdot x + b = 0 \quad (۶)$$

$$f(x) = \text{sign}(w \cdot x + b) \quad (۷)$$

بردار وزن w ، بردار عمود بر صفحه جدا کننده و b مقدار Bias است و منظور از $w \cdot x$ حاصلضرب داخلی است. هدف این است که اولاً الگوها درست طبقه‌بندی گردند و ثانیاً بر روی و یا خارج از ناحیه مرزی واقع شوند، یعنی:

کوتاه را اصلاح کردند و حاصل کار خود را تبدیل S نامیدند. تبدیل S تابعی مانند $h(t)$ به صورت زیر تعریف می‌شود [8]:

$$S(\tau, f, \delta) = \int_{-\infty}^{+\infty} h(t) w(\tau - t) e^{-j2\pi f t} dt \quad (۱)$$

که تابع پنجره‌ای، پنجره گاوسی مقیاس پذیر می‌باشد:

$$w(t, \sigma) = \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{t^2}{2\sigma^2}} \quad (۲)$$

$$\sigma(f) = \frac{\delta}{|f|} \quad (۳)$$

و σ انحراف معیار است. در نتیجه، رابطه تبدیل S به صورت زیر بیان می‌شود:

$$S(\tau, f, \delta) = \int_{-\infty}^{+\infty} h(t) \left\{ \frac{|f|}{\sqrt{2\pi}\delta} e^{-\frac{(\tau-t)^2 f^2}{2\delta^2}} e^{-j2\pi f t} \right\} dt \quad (۴)$$

که در آن τ بیانگر زمان و f بیانگر فرکانس است. می‌توان به آسانی ثابت کرد [8]:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} S(\tau, f, \delta) d\tau = H(jw) \quad (۵)$$

که $H(jw)$ تبدیل فوریه تابع $h(t)$ است. پارامتر تنظیمی δ برای تنظیم پهنای پنجره گاوسی به کار می‌رود و مقدار آن معمولاً بین 0.2 و 3 است [9]. اگر δ خیلی کوچک باشد پهنای پنجره گاوسی بیشتر شده در نتیجه دقت فرکانسی در فرکانس‌های زیاد کاهش می‌یابد. اگر δ مقدار بزرگی باشد پهنای پنجره گاوسی کمتر شده و دقت زمانی در فرکانس‌های کم تنزل پیدا می‌کند. به عبارت دیگر برای داشتن دقت خوب زمانی و فرکانسی، در فرکانس‌های کم مقدار δ را کوچک و در فرکانس‌های زیاد، مقدار δ را زیاد انتخاب می‌کنند [10]. خروجی تبدیل S ماتریس $N \times N$ با مقادیر مختلط می‌باشد که سطرها اطلاعات فرکانسی و ستون‌ها اطلاعات زمانی را ارائه می‌کنند. از رابطه (۵) می‌توان دریافت که تبدیل S تبدیلی کاملاً برگشت پذیر است.

ماشین بردار تکیه‌گاه (SVM)

یکی از روش‌های موجود در حوزه روش‌های کلاسه‌بندی، روش ماشین بردار تکیه‌گاه است که برای اولین بار توسط

بیست و چهارمین کنفرانس بین‌المللی برق

$$\begin{cases} \text{Minimize} & \frac{1}{2}\|w\|^2 + C \sum_{i=1}^N \xi_i \\ \text{Subject to} & y_i(w \cdot x_i + b) \geq 1 - \xi_i, \quad \xi_i \geq 0, \\ & \text{for } i=1,2,\dots,N \end{cases} \quad (12)$$

پارامتر کنترلی C در رابطه فوق توسط کاربر تعریف می‌شود. مقادیر زیاد C نشان دهندهٔ باریک شدن ناحیه مرزی است، و مقادیر کوچک C نشان دهندهٔ ناحیهٔ مرزی عریض‌تر است. ابر صفحه به دست آمده در این حالت را ابر صفحه یا ناحیه مرزی نرم¹ می‌نامند.

راه حل دوم استفاده از ماشین بردار تکیه‌گاه غیرخطی است. ماشین بردار تکیه‌گاه نشان داده شده در شکل (۲)، برای دسته بندی الگوهای یک مساله دو کلاسه، از مرزهای جداکننده خطی و از یک ابر صفحه استفاده می‌کند و در واقع حاصلضرب داخلی بردار ورودی با هر کدام از بردارهای تکیه‌گاه در فضای d بعدی ورودی محاسبه می‌گردد. Vapnik نشان داد که ابتدا می‌توان بردار ورودی x را با یک تبدیل غیرخطی به یک فضای با بعد زیاد انتقال داد و در آن فضا حاصلضرب داخلی را انجام داد به نحوی که در فضای جدید بتوان الگوها را با یک خط از یکدیگر جدا نمود (شکل ۴) و ثابت کرد اعمال کرنل متقارن در فضای ورودی با بعد کم می‌تواند به عنوان حاصلضرب داخلی در یک فضای با بعد زیاد تلقی شود و محاسبات را به شدت کاهش دهد. به عنوان مثال تابع کرنل می‌تواند به فرم‌های زیر باشد:

$$\begin{aligned} k(x, y) &= (xy+1)^r \quad r=2,3,\dots \\ k(x, y) &= \exp\left(-\frac{\|x-y\|^2}{2\sigma^2}\right) \\ k(x, y) &= \tanh(p_1 \cdot x \cdot y + p_2) \end{aligned} \quad (13)$$

این کرنل‌ها به ترتیب کرنل چند جمله‌ای، کرنل RBF^۲ و کرنل MLP^۳ هستند.

$$y_i(w \cdot x_i + b) \geq 1 \quad \text{for } i=1,2,\dots,N \quad (8)$$

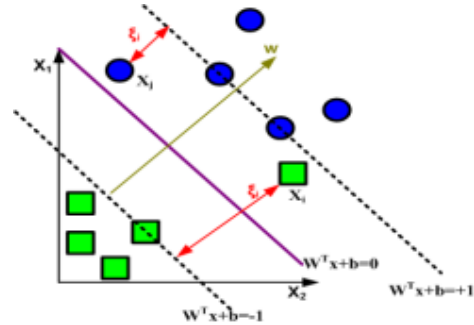
پس در واقع طراحی یک طبقه‌کنندهٔ ابر صفحه‌ای یا ناحیه مرزی بهینه بصورت زیر خواهد بود:

$$\begin{cases} \text{Minimize} & \frac{1}{2}\|w\|^2 \\ \text{Subject to} & y_i(w \cdot x_i + b) \geq 1 \quad \text{for } i=1,2,\dots,N \end{cases} \quad (9)$$

واضح است که:

$$\begin{aligned} w &= [w_1, w_2, \dots, w_d]^T \\ \|w\| &= w \cdot w^T \end{aligned} \quad (10)$$

مساله فوق یک مساله بهینه سازی مقید از نوع درجه دوم است. برای حل این مساله، باید ابتدا تابع لاگرانژ را تشکیل داد و با حل آن ضرایب لاگرانژ را به دست آورد و سپس مقدار بردار w و b محاسبه می‌شوند.



شکل ۳: ماشین بردار تکیه‌گاه در حالت جدایی ناپذیری

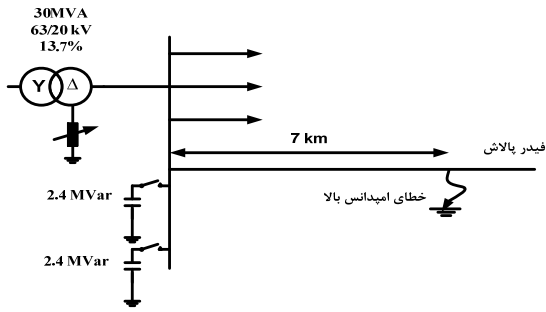
تا اینجا فرض بر این بود که الگوهای دو کلاسه به صورت خطی از هم جدا پذیر باشند. ولی در عمل تقریباً تمامی مسائل از جمله تشخیص خطای امپدانس بالا بصورت خطی جدایی ناپذیرند. در این حالت، دو راه حل وجود دارد. در راه حل اول یک سری از متغیرهای slack، ξ_i ، تعریف می‌شوند (شکل ۳) به ترتیبی که شرط زیر برقرار باشد:

$$y_i(w \cdot x_i + b) \geq 1 - \xi_i \quad \xi_i \geq 0, \quad \text{for } i=1,2,\dots,N \quad (11)$$

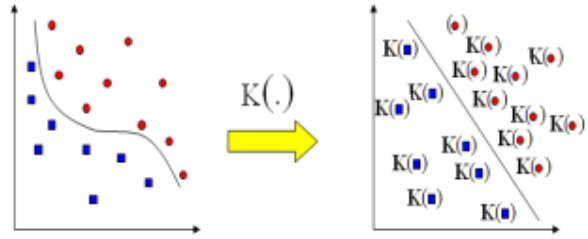
واضح است که هر چقدر مجموع مقادیر متغیرهای ξ_i بیشتر شود، از حالت بهینه دورتر شده و خطا بیشتر می‌شود. پس مساله بهینه سازی بصورت زیر تعریف خواهد شد:

¹ Soft Margin Hyper plane
² Radial Basis Function
³ Multi Layer Perceptron

بیست و چهارمین کنفرانس بین‌المللی برق



شکل ۵: دیاگرام تک خطی شبکه توزیع مورد آزمایش



شکل ۴: ماشین بردار تکیه‌گاه غیر خطی، انتقال از فضای اصلی به فضای جدید با تابع کرنل $K(.)$

شبکه توزیع مورد آزمایش

به منظور تست روش پیشنهادی، از داده‌های واقعی جریان خطای امپدانس بالا که از فیدر بدون بار پالاش واقع در محدوده شرکت توزیع جنوب غرب تهران با مدار تک خطی نشان داده شده در شکل (۵) جمع آوری شده، استفاده شده است [۱۳]. این فیدر از طریق یک ترانسفورماتور ۶۳/۲۰ کیلوولت با توان نامی ۳۰ مگاوات آمپر تغذیه می‌گردد که اتصالات آن در سمت فشار قوی و ضعیف به ترتیب ستاره و مثلث هستند و سمت ۲۰ کیلوولت آن از طریق یک ترانسفورماتور زیگزاگ و مقاومت متغیر تنظیم شده در اندازه ۲۹/۵ اهم زمین شده است. همچنین بر روی باس بار این پست دو خازن، هر کدام با اندازه ۲/۴ مگاوار از طریق کلیدهای فشار قوی متصل هستند. سیگنال‌های ناشی از خطای امپدانس بالا و حالت‌های غیر خطا مانند بار هامونیک و جریان ناشی مفره از طریق دستگاه ION 7650 و با نرخ نمونه برداری ۶۴ نمونه در هر سیکل در محل پست اندازه‌گیری شده‌اند. جدول (۱) شرایط آزمایش خطای امپدانس بالا را نشان می‌دهد. به دلیل اینکه آزمایش حالت‌های غیرخطی دیگر مانند کلید زنی بار، کلید زنی بانک خازنی و کلید زنی ترانسفورماتور بی‌بار در یک شبکه واقعی همراه با مشکلات زیادی است از داده‌های شبیه سازی شده با استفاده از مدلسازی شبکه مذکور در نرم افزار ATP برای این حالت‌ها استفاده شده است. جدول (۲) انواع مختلف پدیده‌های خطا و غیرخطی را برای شبکه واقعی و پدیده‌های غیرخطی را برای شبکه مدلسازی شده نشان می‌دهد.

جدول ۱: شرایط مختلف تست خطای امپدانس بالا در شبکه واقعی

شماره آزمایش	نوع سطح	شرایط	نکات
۱	بتنی	ضخامت ۲۰ سانتیمتر	همراه با قوس‌های بسیار کوتاه
۲	بتنی	ضخامت ۱۰ سانتیمتر	همراه با قوس‌های متعدد و طول‌های مختلف
۳	آسفالت	ضخامت خیلی کم	همراه با قوس
۴	آسفالت	ضخامت ۱۰ سانتیمتر	عدم وقوع هرگونه قوس

جدول ۲: پدیده‌های خطا و غیرخطی به دست آمده از شبکه واقعی و

مدلسازی شده

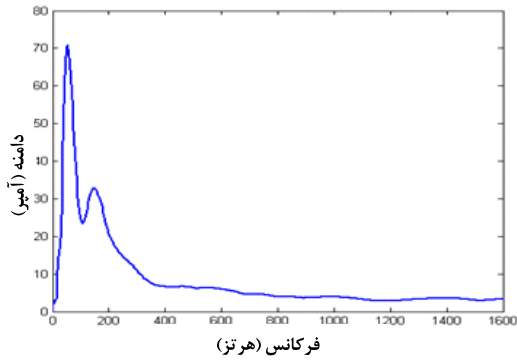
تعداد (درصد)	پدیده‌های مختلف		
۵۰/۹۷	خطا (HIF)		شبکه واقعی
۰/۹	بار هامونیک	غیرخطا	
۱/۸	جریان ناشی مفره (ILC)		
۲۷/۸	کلیدزنی بانک خازنی	غیرخطا	شبکه مدلسازی شده در ATP
۱۳/۹	کلیدزنی بار		
۴/۶۳	کلیدزنی ترانسفورماتور بی‌بار		

استخراج ویژگی با استفاده از تبدیل S

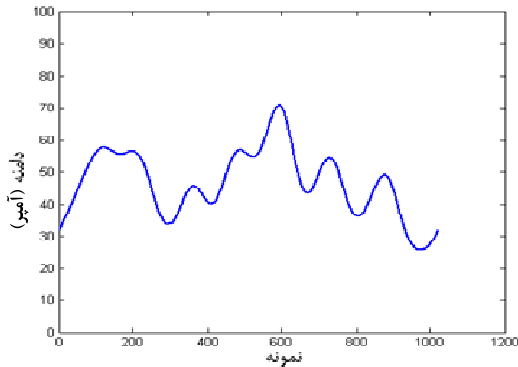
همانطور که گفته شد، خروجی تبدیل S ماتریس $N \times N$ است که سطرها بیانگر اطلاعات فرکانسی و ستون‌ها نشان دهنده اطلاعات زمانی می‌باشند (N تعداد نمونه‌های سیگنال است). ویژگی‌های مورد نظر با تبدیل S گرفتن از یک سیکل جریان HIF و جریان غیرخطی استخراج می‌شوند (در اینجا $N=64$ و در نتیجه ابعاد ماتریس S ، 64×64 است). اطلاعات فرکانسی را می‌توان به کمک رابطه (۱۴) از ماتریس S استخراج کرد [14]:

$$A = \max(\text{abs}(S^T)) \quad (14)$$

بیست و چهارمین کنفرانس بین‌المللی برق

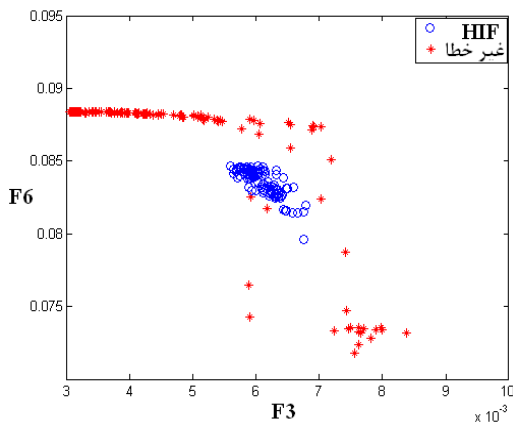


شکل ۷: پارامتر A (دامنه بر حسب فرکانس) برای جریان شکل (۶) بر حسب فرکانس



شکل ۸: پارامتر B (تغییرات دامنه) برای جریان شکل (۶) بر حسب نمونه

شکل (۹) ویژگی F6 بر حسب F3 را برای سیگنال HIF (o) و سیگنال غیرخطا (*) نشان می‌دهد. همانطور که در این شکل مشاهده می‌شود، داده‌های دو کلاس به صورت خطی جدایی ناپذیرند و بر این اساس به تابع کرنل برای جداسازی کلاس‌های مورد نظر نیاز است.



شکل ۹: ویژگی F6 در برابر ویژگی F3

که S^T ترانهاده ماتریس S است. رابطه (۱۴) نشان دهنده اطلاعات دامنه بر حسب فرکانس است، یعنی A برداری است که دامنه را بر حسب فرکانس نشان می‌دهد. به طریق مشابه، جهت استخراج اطلاعات زمانی از ماتریس S از رابطه (۱۵) استفاده می‌شود:

$$B = \max(\text{abs}(S)) \quad (15)$$

که B نشان دهنده اطلاعات دامنه بر حسب زمان (نمونه) می‌باشد. به عبارتی دیگر B برداری است که تغییرات دامنه سیگنال مورد نظر را با زمان (نمونه) نشان می‌دهد. انرژی، انحراف معیار و میانگین اطلاعات زمانی و فرکانسی با استفاده از رابطه‌های زیر به دست می‌آیند:

$$F1 = \text{Energy}(\text{frequency}) = \sum(A^2) \quad (16)$$

$$F2 = \text{Standard deviation}(\text{frequency}) = \text{std}(A) \quad (17)$$

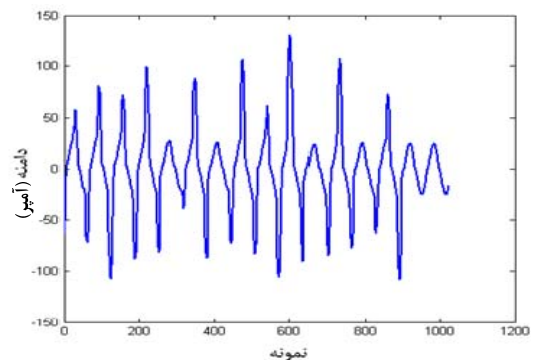
$$F3 = \text{mean}(\text{frequency}) = \text{mean}(A) \quad (18)$$

$$F4 = \text{Energy}(\text{time}) = \sum(B^2) \quad (19)$$

$$F5 = \text{Standard deviation}(\text{time}) = \text{std}(B) \quad (20)$$

$$F6 = \text{mean}(\text{time}) = \text{mean}(B) \quad (21)$$

ویژگی‌های F1، F2، F3 به ترتیب انرژی، انحراف معیار و میانگین اطلاعات فرکانسی و ویژگی‌های F4، F5، F6 به ترتیب انرژی، انحراف معیار و میانگین اطلاعات زمانی هستند. از این شش ویژگی استخراج شده از تبدیل S برای تمایز جریان غیر خطا از جریان HIF استفاده می‌شود. شکل (۶) سیگنال HIF و شکل‌های (۷) و (۸) دامنه بر حسب فرکانس و دامنه بر حسب زمان (نمونه) سیگنال HIF را نشان می‌دهند.



شکل ۱۰: نمونه‌ای از جریان واقعی HIF

بیست و چهارمین کنفرانس بین‌المللی برق

نتایج و تحلیل

جدول ۳: نتایج حاصل از دسته‌بندی

ماشین بردار تکیه‌گاه	میزان دسته بندی به درصد	
	چند جمله ای	غیر خطی
RBF	۹۹/۲۶	۹۹/۱۳
MLP	۹۸	۹۷
خطی		

جدول ۴: امنیت و قابلیت اتکای روش پیشنهادی

ماشین بردار تکیه‌گاه	امنیت به درصد		میانگین
	چند جمله ای	قابلیت اتکا به درصد	
RBF	۹۹/۱۲	۹۹/۴۲	۹۹/۲۶
MLP	۹۸/۷۴	۹۸/۷۹	۹۸
خطی	۹۵/۴۷	۹۸/۷۶	۹۷

نتیجه گیری

در این مقاله، روشی نوین مبتنی بر شناسایی آماری الگو برای آشکارسازی خطای امپدانس بالا در شبکه‌های توزیع پیشنهاد شده است. ویژگی‌های مورد نظر با استفاده از تبدیل S که نوعی تبدیل زمان-فرکانسی است، از یک سیکل جریان استخراج شده که شامل انرژی، انحراف معیار و میانگین هستند و از اطلاعات فرکانسی و زمانی ماتریس حاصل از تبدیل S به دست می‌آیند. سپس این ویژگی‌ها به منظور تشخیص خطای امپدانس بالا به ماشین بردار تکیه‌گاه اعمال گردیده‌اند. نتایج حاصل از بکارگیری الگوریتم پیشنهادی بر روی داده‌های واقعی بدست آمده از آزمایشات عملی خطای امپدانس بالا و داده‌های شبیه‌سازی شده برای سایر اتفاقات مشابه با این نوع خطا، نشان می‌دهند که روش ارائه شده دارای دقت قابل قبولی با استفاده از تابع کرنل چندجمله‌ای است.

مراجع

- [1] "High Impedance Fault Detection Technology," Report of IEEE PSRC Working Group D15, March 1996. [online] Available on: <http://grouper.ieee.org/groups/td/dist/documents/highz.pdf>.
- [2] C.L. Huang, H.Y. Chu and M.T. Chen, "Algorithm Comparison for High Impedance Fault Detection Based on Staged Fault Tests," IEEE Transaction on Power Delivery, vol. 3, no.4, pp. 1427-1435, Oct 1988.

بعد از استخراج ویژگی از یک سیکل سیگنال جریان، برای ارزیابی روش پیشنهادی، مجموعه داده‌های تولیدی به دو دسته نمونه‌های آموزشی و تست تقسیم‌بندی شده‌اند. در این مقاله از ۶۰ درصد کل داده‌ها برای مرحله آموزش و از ۴۰ درصد باقی مانده برای مرحله تست استفاده شده است.

به منظور تشخیص خطای امپدانس بالا، مجموعه داده‌های تست و آموزش به ماشین بردار تکیه‌گاه خطی و غیرخطی با کرنل‌های RBF، MLP و چندجمله‌ای اعمال شده است. همانطور که گفته شد، ماشین بردار تکیه‌گاه (خطی و غیرخطی) دارای پارامتر C است که پهنای ناحیه مرزی را مشخص می‌کند. علاوه بر این پارامتر، پارامترهای دیگری در ماشین بردار تکیه‌گاه غیرخطی وجود دارد که تنظیم آن‌ها به عهده کاربر است. این پارامترها عبارتند از: σ در کرنل RBF، $[p1, p2]$ در MLP و درجه کرنل چندجمله‌ای. تنظیم این پارامترها تاثیر زیادی در دقت دسته‌بندی ماشین بردار تکیه‌گاه دارد. یکی از روش‌های معمول در انتخاب پارامترها استفاده از روش cross-validation است. در این روش از مجموعه داده‌های آموزش برای انتخاب این پارامترها استفاده می‌شود.

جدول (۳) نتایج حاصل از دسته‌بندی و جدول (۴) امنیت^۱ و قابلیت اتکای^۲ روش پیشنهادی با استفاده از ماشین بردار تکیه‌گاه (خطی و غیرخطی) برای حالتی که ویژگی‌های F1 تا F6 اعمال شده‌اند را نشان می‌دهد. پارامترهای ماشین بردار تکیه‌گاه با استفاده از روش cross-validation به دست آمده‌اند. با توجه به جدول (۳) مشاهده می‌شود که بهترین دسته‌بندی برای حالتی بوده است که از ماشین بردار تکیه‌گاه غیرخطی با تابع کرنل چندجمله‌ای استفاده شده است. در این حالت ماشین بردار تکیه‌گاه توانسته تا ۹۹/۲۶ درصد کلاس‌ها را دسته‌بندی کند. همانطور که از جدول (۴) مشاهده می‌شود بهترین امنیت مربوط به کرنل چندجمله‌ای و بهترین قابلیت اتکا مربوط به کرنل RBF است.

¹ Security
² Dependability

بیست و چهارمین کنفرانس بین‌المللی برق

[3] A.V. Mamishev, B.D. Russell, Carl L. Benner, "Analysis of High Impedance Fault Using Fractal Techniques", IEEE Power Industry Computer Application Conference (PICA 1995), pp. 401-406, May 1995.

[4] A.V. Mamishev, B.D. Russell, Carl L. Benner, "Analysis of High Impedance Fault Using Fractal Techniques", IEEE Transactions on power Delivery, vol. 11, no. 1, pp. 435-440, Feb 1996.

[5] S.M. Shahrtaash, M. Sarlak, "High Impedance Fault Detection Using Harmonics Energy Decision Tree Algorithm", International Conference on Power System Technology (PowerCon 2006), pp. 1-5, Oct 2006.

[6] A.H. Etemadi, M. Sanaye-Pasand, "High Impedance Fault Detection Using Multi-Resolution Signal Decomposition and Adaptive Neural Fuzzy Inference System," IET General Transmission Distribution, vol. 2, no. 1, pp.110-118, 2008.

[7] روح اله عسکری و حمید رضا سیاهکوهی "تبدیل S تعمیم یافته و به کارگیری آن در برآورد زمان اولین رسیده‌ها در رکوردهای لرزه‌ای"، مجله فیزیک زمین و فضا، دوره ۳۳، شماره ۲، ۱۳۸۶.

[8] R.G. Stockwell, L. Mansinha, and R. P. Lowe, "Localization of the complex spectrum: The S-transform," IEEE Trans. Signal Processing, vol. 44, pp. 998-1001, Apr 1996.

[9] M.J. Dehghani, "Comparison of S-transform and Wavelet Transform in Power Quality Analysis," PWASET, vol. 38, Feb 2009.

[10] S.S. Sahuw, G. Panda and N.V. George, "An Improved S-Transform for Time-Frequency Analysis," 2009 IEEE International Advance Computing Conference (IACC 2009) Patiala, March 2009.

[11] C. Cortes and V. Vapnik, "Support Vector Networks," Machine Learning, vol. 20, pp. 293-297, 1995.

[12] J. C. Burges, "A Tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition," Data Mining and Knowledge Discovery, vol. 2, no. 2, pp. 121-167, 1998.

[۱۳] رسول خلیلی و همکاران " بررسی رفتار خطای امپدانس بالا بر روی سطوح مختلف مبتنی بر آزمایشات واقعی"، چهاردهمین کنفرانس شبکه‌های توزیع نیروی برق، کرمان، اردیبهشت ۱۳۸۸.

[14] S.R. Samantaray, B.K. Panigrahi and P.K. Dash, "High Impedance Fault Detection in Power Distribution Networks Using Time-Frequency Transform and Probabilistic Neural Network," IET General Transmission Distribution, vol. 2, no. 2, pp. 261-270, 2008.