

## **Utilizing a Combination of Prony Analysis and Singular Value Decomposition for Intelligent Fault Locating in Bipolar High Voltage Direct Current Transmission Lines**

**Mohammad Farshad**

Assistant Professor, Department of Electrical Engineering, Faculty of Basic Sciences and Engineering, Gonbad Kavous University, Gonbad Kavous, Iran

### **Abstract:**

High voltage direct current (HVDC) transmission lines can be used to transfer bulk power over long distances. Accurate estimation of fault location in these transmission lines is very essential to speed up the maintenance operations. This paper presents a new approach for intelligent fault locating in bipolar HVDC transmission lines using the pattern recognition techniques and the machine learning algorithms. In the proposed approach, using a combination of Prony analysis (PA) and the singular value decomposition (SVD), some useful features are extracted from the post-fault voltage signals measured at one the line terminals. Then, a pre-trained generalized regression neural network (GRNN) receives the extracted features and estimates the corresponding fault location. Tests conducted on a sample bipolar system show that the proposed fault locator has accurate and appropriate performance despite changes in fault location, fault resistance, and pre-fault current. The obtained average percentage fault location errors for the positive-pole-to-ground (PG), positive-pole-to-negative-pole (PN), and positive-pole-to-negative-pole-to-ground (PNG) faults in the sample system under study are 0.264%, 0.287%, and 0.225%, respectively.

**Keywords:** Prony Analysis, Singular Value Decomposition, Generalized Regression Neural Network, Fault Location, Direct Current.

## بهره‌گیری از ترکیب تحلیل پرونی و تجزیه مقدار تکین برای مکان‌یابی هوشمند خطا در خطوط انتقال جریان مستقیم فشارقوی دوقطبی

محمد فرشاد<sup>۱</sup>

استادیار، گروه مهندسی برق، دانشکده علوم پایه و فنی مهندسی، دانشگاه گنبد کاووس، گنبد کاووس، ایران

farshad@gonbad.ac.ir

**چکیده:** تعیین دقیق مکان وقوع خطا و تسریع عملیات تعمیراتی در خطوط انتقال جریان مستقیم فشارقوی (HVDC)، به دلیل حجم بالای توان عبوری آنها اهمیت خاصی دارد. این مقاله شیوه‌ای جدید برای مکان‌یابی هوشمند خطاهای اتصال کوتاه در خطوط انتقال جریان مستقیم فشارقوی دوقطبی با استفاده از تکنیک‌های شناسایی الگو و الگوریتم‌های یادگیری ماشین ارائه می‌دهد. در شیوه پیشنهادی، با استفاده از ترکیب تحلیل پرونی (PA) و تجزیه مقدار تکین (SVD)، برخی ویژگی‌های مفید از سیگنال‌های ولتاژ پس از خطای یک پایانه استخراج می‌شوند. شبکه عصبی رگرسیون تعمیم‌یافته (GRNN) نیز که قبلاً آموزش دیده است، ویژگی‌های استخراج شده را دریافت می‌کند و محل وقوع خطای اتصال کوتاه متناظر را تخمین می‌زند. ارزیابی‌های انجام شده بر سیستم نمونه دوقطبی نشان می‌دهند مکان‌یاب پیشنهادی با وجود تغییرات محل وقوع خطا، مقاومت خطا و جریان پیش از خطا، عملکرد دقیق و مناسبی دارد. متوسط درصد خطای به دست آمده برای مکان‌یابی انواع خطاهای اتصال کوتاه قطب مثبت به زمین (PG)، قطب مثبت به منفی (PN) و قطب مثبت به منفی به زمین (PNG) در سیستم نمونه به ترتیب برابر 0.264%، 0.287% و 0.225% است.

**واژه‌های کلیدی:** تحلیل پرونی، تجزیه مقدار تکین، شبکه عصبی رگرسیون تعمیم‌یافته، مکان‌یابی خطا، جریان مستقیم

### ۱- مقدمه

است. مکان‌یابی دقیق این خطاهای اتصال کوتاه منجر به کاهش زمان خروج سیستم‌های HVDC از مدار و به دنبال آن، باعث کاهش زمان وقفه در انتقال حجم بالایی از توان می‌شود؛ زیرا این امکان را فراهم می‌کند که گروه‌های تعمیرات در کوتاه‌ترین زمان ممکن به محل وقوع خطا، مراجعه و عملیات تعمیراتی لازم را اجرا کنند.

یکی از کاربردهای مهم و اقتصادی سیستم‌های جریان مستقیم فشارقوی (HVDC)<sup>۱</sup> انتقال حجم بالای توان در مسافت‌های طولانی است [۱]. از طرفی، وقوع خطاهای اتصال کوتاه در خطوط انتقال HVDC بلند اموری محتمل

تا کنون روش‌های متعددی برای مکان‌یابی خطا در خطوط انتقال HVDC ارائه شده‌اند که بیشتر آنها بر پایه نظریه امواج سیار بوده‌اند. برخی از این روش‌های مبتنی بر نظریه امواج سیار از اطلاعات اندازه‌گیری شده در هر دو پایانه خط بهره می‌برند [۲-۴] و برخی نیز بر اساس اطلاعات یک پایانه خط پایه‌ریزی شده‌اند [۵-۷]. درخور ذکر است در حالت ایدئال، استفاده از اطلاعات دو پایانه

<sup>۱</sup> تاریخ ارسال مقاله: ۱۳۹۶/۰۵/۲۵

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۶/۱۱/۲۳

نام نویسنده مسئول: محمد فرشاد

نشانی نویسنده مسئول: ایران - گلستان - گنبد کاووس - خیابان شهید فلاحی - انتهای بولوار بصیرت - دانشگاه گنبد کاووس - دانشکده علوم پایه و فنی مهندسی

بردار پشتیبان (SVM) نیز برای تعیین بخش مورد خطا (کابل زیرزمینی یا خط هوایی) بهره‌گیری شده است. در این روش، تبدیل موجک روی سیگنال‌های جریان و ولتاژ یک پایانه اعمال شده و در نهایت از مقادیر نرمال‌شده انرژی موجک به‌عنوان ویژگی‌های ورودی استفاده شده است. در [۸]، یک طرح حفاظتی برای آشکارسازی، طبقه‌بندی و مکان‌یابی خطاهای اتصال کوتاه در خطوط انتقال HVDC بر اساس SVM طبقه‌بند و رگرسیون بردار پشتیبان (SVR)<sup>۵</sup> ارائه شده است. در این روش، از اطلاعات ولتاژ و جریان مستقیم و ولتاژ متناوب مؤثر اندازه‌گیری شده از یک پایانه استفاده شده است. در واقع، مقادیر انحراف معیار نصف سیکل قبل و نصف سیکل پس از وقوع خطای این سیگنال‌ها، ویژگی‌های ورودی مکان‌یاب هوشمند خطا در نظر گرفته شده‌اند. شایان ذکر است تأثیر تغییر پارامترهای مهمی همچون جریان بار پیش از خطا و مقاومت خطا بر دقت این روش ارزیابی قرار نشده است. در [۱۲] نیز، از SVR برای مکان‌یابی خطا استفاده شده است. در این روش، انرژی فرکانس بالا، ضریب میرایی انرژی، فرکانس مشخصه و تأخیر زمانی با اعمال تبدیل هیلبرت - هوانگ (HHT)<sup>۶</sup> بر اطلاعات جریان یک پایانه استخراج شده و ویژگی‌های ورودی مکان‌یاب هوشمند خطا در نظر گرفته شده‌اند. در [۱۳]، طرح حفاظتی برای آشکارسازی، طبقه‌بندی و مکان‌یابی خطا در سیستم‌های HVDC بر اساس شبکه عصبی پرسپترون چند لایه (MLPNN)<sup>۷</sup> پیشنهاد شده است. در این روش، مؤلفه‌های فرکانس بالای سیگنال جریان پس از خطای یک پایانه با اعمال تبدیل فوریه استخراج شده و به‌عنوان ویژگی‌های ورودی به مکان‌یاب هوشمند خطا ارائه شده‌اند. در [۱۴]، روشی برای مکان‌یابی خطا در خطوط انتقال HVDC پیشنهاد شده است که در آن، یک پنجره زمانی از نمونه‌های خام با میانگین صفر سیگنال ولتاژ، ویژگی‌های ورودی در نظر گرفته شده است. در این روش، امکان بهره‌گیری از تخمین‌گرهای شبکه عصبی رگرسیون تعمیم‌یافته (GRNN)<sup>۸</sup> و جنگل تصادفی (RF)<sup>۹</sup> بررسی شده است.

در این مقاله نیز برای حل مسئله مکان‌یابی خطا در خطوط انتقال HVDC از قابلیت‌ها و مزایای ذاتی

برای مکان‌یابی خطا با دقت بالاتری نسبت به روش‌های مبتنی بر اطلاعات یک پایانه همراه است؛ ولی روش‌های مکان‌یابی مبتنی بر اطلاعات یک پایانه به دلیل نیازنداشتن به سیستم موقعیت‌یابی جهانی (GPS)<sup>۱۰</sup> و سنکرون‌سازی اطلاعات، اقتصادی‌تر است و دقت آنها نیز از عواملی همچون خطای سنکرون‌سازی و خطای عملکردی سیستم مخابراتی تأثیر نمی‌گیرد؛ البته در روش‌های مکان‌یابی مبتنی بر امواج سیار که از اطلاعات یک پایانه استفاده می‌کنند، به شناسایی موج سیار برگشتی نیاز دارد که با مشکلاتی همراه است و بر دقت روش تأثیر می‌گذارد [۸].

در کنار روش‌های معمول مبتنی بر امواج سیار، روش‌هایی نیز وجود دارند که به‌شکلی متفاوت و یا به‌صورت ترکیبی، از نظریه امواج سیار برای مکان‌یابی بهره گرفته‌اند. در [۹]، روشی در حوزه زمان با استفاده از اطلاعات غیرسنکرون دو پایانه خط انتقال به‌منظور مکان‌یابی خطا در خطوط HVDC پیشنهاد شده است؛ البته در این روش، مکان‌یاب خطا در حوزه زمان که بر اساس مدل خط برگرون<sup>۱۱</sup> پایه‌ریزی شده، با نظریه امواج سیار ترکیب شده است. در [۱۰]، روشی مبتنی بر استخراج فرکانس طبیعی موج سیار از سیگنال جریان یک پایانه پیشنهاد شده است. در این روش، از سرعت موج سیار و ضریب انعکاس فرکانس شده طبیعی غالب برای مکان‌یابی خطا در خطوط HVDC بهره‌گیری شده است.

در [۱۱]، برخی از مشکلات ذاتی روش‌های مبتنی بر امواج سیار از جمله نیاز به تجربه و مهارت در شناسایی پیشانی موج و وابستگی شدید دقت به فرکانس نمونه‌برداری و به دنبال آن، نیاز به فرکانس نمونه‌برداری بسیار بالا اشاره شده است؛ سپس روشی در حوزه زمان و متفاوت از روش‌های مبتنی بر امواج سیار پیشنهاد شده است. در این روش، برای مکان‌یابی خطا در خطوط انتقال HVDC از اطلاعات هر دو پایانه استفاده شده است.

در سال‌های اخیر، بهره‌گیری از الگوریتم‌های یادگیری ماشین و تکنیک‌های شناسایی الگو نیز برای مکان‌یابی خطا در خطوط انتقال HVDC شایان توجه قرار گرفته است. در [۶]، هر چند مکان‌یابی خطا در خطوط انتقال HVDC بر پایه نظریه امواج سیار انجام شده است؛ از طبقه‌بند ماشین

است. همچنین، پارامترهای  $b_k$  و  $z_k$  نیز به صورت زیر تعریف می‌شوند:

$$b_k = A_k e^{j\theta_k} \quad (2)$$

$$z_k = e^{(\alpha_k \Delta t + j2\pi f_k \Delta t)} \quad (3)$$

در روابط فوق،  $A_k$  دامنه مؤلفه نمایی  $k$  ام سیگنال تخمینی،  $\theta_k$  زاویه فاز مؤلفه نمایی  $k$  ام سیگنال تخمینی،  $\alpha_k$  ضریب میرایی مؤلفه نمایی  $k$  ام سیگنال تخمینی،  $f_k$  فرکانس مؤلفه نمایی  $k$  ام سیگنال تخمینی و  $\Delta t$  فاصله زمانی نمونه برداری است.

باید دقت کرد روش معمول PA حساسیت زیادی نسبت به نویز دارد [۱۷]. از سوی دیگر، سیگنال‌های ولتاژ و جریان پس از خطای اتصال کوتاه معمولاً دارای گذراهای بسیار کوچک نسبت به مؤلفه اصلی غالب‌اند؛ بنابراین روش معمول PA ممکن است در هنگام استخراج مؤلفه‌های سیگنال‌های گذرای پس از خطای اتصال کوتاه با مشکل مواجه شود. در این مقاله، برای مواجهه‌نشدن با مشکل حساسیت زیاد PA نسبت به نویز، از ترکیب PA و SVD استفاده می‌شود. مراحل اجرای این روش ترکیبی که در این مقاله SVD-PA نامیده می‌شود، در ادامه بیان می‌شوند [۱۷]:

۱- میانگین نمونه‌های سیگنال گسسته ورودی با رابطه زیر از آن کسر شود:

$$x[n] \leftarrow x[n] - \frac{1}{N} \sum_{t=0}^{N-1} x[t], \quad n = 0, 1, 2, \dots, N-1 \quad (4)$$

۲- مرتبه  $p$  برابر یک سوم تعداد نمونه‌های سیگنال گسسته ورودی (یعنی برابر  $N/3$ ) در نظر گرفته شود [۱۵].  
۳- ماتریس  $C$  با استفاده از تابع نمونه  $c$  به صورت زیر تشکیل شود:

$$c(m, l) = \sum_{n=p}^{N-1} x[n-l] x^*[n-m] \quad (5)$$

$$C = \begin{bmatrix} c(1,0) & c(1,1) & \Lambda & c(1,p) \\ c(2,0) & c(2,1) & \Lambda & c(2,p) \\ \text{M} & \text{M} & \text{M} & \text{M} \\ c(p,0) & c(p,1) & \Lambda & c(p,p) \end{bmatrix} \quad (6)$$

الگوریتم‌های یادگیری ماشین و تکنیک‌های شناسایی الگو بهره‌گیری می‌شود. در این راستا، شیوه جدیدی ارائه می‌شود که دقت و کارایی مناسبی دارد و می‌تواند یکی از راه‌حل‌های مناسب باشد. در روش پیشنهادی، تنها از سیگنال‌های ولتاژ یک پایانه استفاده می‌شود. در این روش، برخی ویژگی‌های مفید موجود در سیگنال‌های ولتاژ پس از خطا با استفاده از ترکیب تحلیل پرونی (PA) و تجزیه مقدار تکین (SVD) استخراج می‌شوند. سپس این ویژگی‌های استخراج شده به یک تخمین‌گر آموزش دیده GRNN ارائه می‌شوند تا مکان خطای متناظر تخمین زده شود. لازم به تأکید است تا کنون از ترکیب PA و SVD و ویژگی‌های مفید جدید حاصل از آن برای مکان‌یابی خطا در خطوط انتقال HVDC استفاده نشده است.

در ادامه مقاله، در بخش دوم، ضمن تشریح نحوه ترکیب PA و SVD، توضیحات خلاصه‌ای نیز درباره تخمین‌گر GRNN ارائه می‌شوند. در بخش سوم، شیوه پیشنهادی مکان‌یابی خطا در خطوط HVDC تشریح می‌شود. در بخش چهارم، روش پیشنهادی با شبیه‌سازی انواع خطاها در یک سیستم HVDC دوقطبی نمونه در شرایط مختلف ارزیابی می‌شود. بخش پنجم نیز به نتیجه‌گیری اختصاص یافته است.

## ۲- ابزار استخراج ویژگی و یادگیری ماشین

در این بخش، توضیحاتی درباره ابزار استخراج ویژگی و تخمین‌گر استفاده شده در روش پیشنهادی ارائه می‌شوند.

### ۲-۱- ترکیب PA و SVD

در PA، مقادیر دامنه، زاویه فاز، ضریب میرایی و فرکانس مؤلفه‌های سیگنال گسسته ورودی  $x[n]$  با برآزش یک ترکیب خطی از مؤلفه‌های نمایی استخراج می‌شوند [۱۵، ۱۶]. شکل کلی ترکیب خطی مزبور به صورت زیر است:

$$\hat{x}[n] = \sum_{k=1}^p b_k z_k^n, \quad n = 0, 1, 2, \dots, N-1 \quad (1)$$

در رابطه فوق،  $\hat{x}[n]$  سیگنال تخمینی،  $N$  تعداد نمونه‌های سیگنال و  $p$  مرتبه یا تعداد مؤلفه‌های سیگنال

بهره‌گیری از ترکیب تحلیل پرونی و تجزیه مقدار تکین برای مکان‌یابی هوشمند خطا ...

۱۱- مقادیر تخمینی  $\hat{x}[n]$  بر اساس رابطه زیر محاسبه

شوند:

$$\hat{x}[n] = \begin{cases} x[n], & n = 0, 1, 2, \dots, q-1 \\ -\sum_{i=1}^q a_i x[n-i], & n = q, q+1, \dots, N-1 \end{cases} \quad (14)$$

۱۲- مقادیر  $b_k$ ، عناصر بردار  $B$ ، به کمک رابطه زیر

محاسبه شوند:

$$B = (Z^H Z)^{-1} Z^H \hat{x} \quad (15)$$

۱۳- مقادیر دامنه و زاویه فاز مؤلفه  $k$  ام بر اساس

مقادیر به دست آمده  $b_k$  به صورت رابطه زیر محاسبه شوند:

$$A_k = |b_k|, \quad k = 1, 2, \dots, q \quad (16)$$

$$\theta_k = \text{Arg}(b_k), \quad k = 1, 2, \dots, q \quad (17)$$

## ۲-۲- تخمین گر GRNN

GRNN برای تخمین توابع و بهره‌گیری در مسائل

رگرسیون مناسب است. این تخمین‌گر دارای یک لایه

ورودی، یک لایه تابع پایه شعاعی (RBF)<sup>۱۰</sup> و یک لایه

خطی خروجی است. GRNN به لحاظ ساختاری شباهت

زیادی به شبکه عصبی تابع پایه شعاعی (RBFNN)<sup>۱۱</sup> دارد؛

البته لایه خروجی GRNN کمی متفاوت از لایه خروجی

RBFNN است و یک نوع لایه خطی ویژه محسوب

می‌شود [۱۴، ۲۰، ۲۱].

نحوه آموزش GRNN بسیار سریع و بدون طی مراحل

تکراری انجام می‌شود. تعداد نرون‌های لایه ورودی آن برابر

تعداد ویژگی‌های ورودی است و تمامی نرون‌های لایه

ورودی به تمامی نرون‌های لایه RBF اتصال دارند. تعداد

نرون‌های لایه RBF برابر تعداد الگوهای یادگیری موجود

$N_{lr}$  در نظر گرفته می‌شوند. هر نرون  $i$  ام در لایه RBF بر

اساس رابطه زیر عمل می‌کند [۱۴، ۲۰، ۲۱]:

$$RBF_i = e^{-\frac{\ln(0.5) \cdot \|X - X_i\|^2}{\sigma^2}} \quad (18)$$

۴- ماتریس  $C$  از طریق اعمال SVD به ماتریس‌های  $U$ ،

$\Gamma$  و  $V$  تجزیه شود. اگر  $(.)^H$  نشان‌دهنده ترانزپوز مزدوج<sup>۱۲</sup>

ماتریس باشد، رابطه زیر برقرار خواهد شد:

$$C = U \cdot \Gamma \cdot V^H \quad (7)$$

که  $U$  و  $V$  ماتریس‌های یکانی<sup>۱۳</sup> هستند و ماتریس‌های

تکین سمت چپ و راست ماتریس  $C$  شناخته می‌شوند.

ماتریس  $\Gamma$  نیز ماتریسی قطری است که عناصر قطری  $\gamma_i$  آن

مقادیر تکین ماتریس  $C$  هستند؛ به طوری که

$\gamma_1 \geq \gamma_2 \geq \dots \geq \gamma_p \geq 0$  برقرار است.

۵- رتبه مؤثر  $q$ ، انتخاب و ماتریس  $M$  با ابعاد

$(q+1) \times (q+1)$  بر اساس رابطه زیر تشکیل شود [۱۹]:

$$M = \sum_{i=1}^q \sum_{w=1}^{p-q+1} (\gamma_i)^2 \cdot v_i^w \cdot (v_i^w)^H \quad (8)$$

که  $v_i^w$  برداری با اندازه  $1 \times (q+1)$  است و شامل عناصر

سطر  $w$  ام الی سطر  $(w+q)$  ام از ستون  $i$  ام ماتریس تکین

$V$  است.

۶- معکوس ماتریس  $M$  یعنی  $M_I$  محاسبه شود.

۷- ضرایب  $a_k$  بر اساس عناصر  $M_I$  و به کمک رابطه زیر

محاسبه شوند [۱۹]:

$$a_k = \frac{M_I(k+1,1)}{M_I(1,1)}, \quad k = 1, 2, \dots, q \quad (9)$$

۸- ریشه‌های  $z_k$  از معادله زیر استخراج شوند:

$$z^q + a_1 z^{q-1} + a_2 z^{q-2} + \dots + a_q = 0 \quad (10)$$

۹- ضریب میرایی و فرکانس مؤلفه  $k$  ام بر اساس

مقادیر به دست آمده  $z_k$  به صورت رابطه زیر محاسبه شوند:

$$\alpha_k = \frac{\ln(|z_k|)}{\Delta t}, \quad k = 1, 2, \dots, q \quad (11)$$

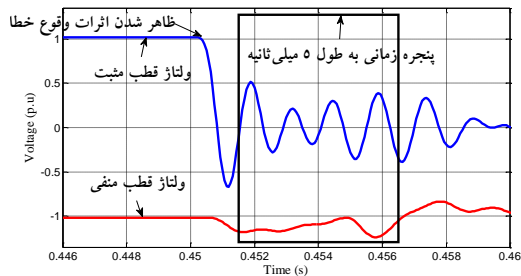
$$f_k = \frac{\text{Arg}(z_k)}{2\pi\Delta t}, \quad k = 1, 2, \dots, q \quad (12)$$

۱۰- ماتریس واندروموند<sup>۱۴</sup> زیر یعنی  $Z$  به صورت زیر

تشکیل داده شود:

$$Z = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \Lambda & 1 \\ z_1 & z_2 & \Lambda & z_q \\ M & M & M & M \\ z_1^{N-1} & z_2^{N-1} & \Lambda & z_q^{N-1} \end{bmatrix} \quad (13)$$

شکل (۱)، نمونه‌ای از سیگنال‌های ولتاژ قطب مثبت و منفی را به‌ازای یک خطای قطب مثبت به زمین در خط انتقال HVDC نمایش می‌دهد. طبق این شکل، در لحظات اولیه پس از ظاهر شدن اثرات وقوع خطا، شیب کاهشی شدید در ولتاژ قطب خطادار وجود دارد؛ بنابراین برای تضمین عملکرد بهتر الگوریتم SVD-PA، نقطه شروع پنجره زمانی ۵ میلی‌ثانیه‌ای استفاده‌شده برای استخراج ویژگی‌ها حدود ۱ میلی‌ثانیه پس از ظاهر شدن اثرات وقوع خطا در نظر گرفته می‌شود. این امر در شکل (۱) نشان داده شده است.



شکل (۱): نمونه‌ای از سیگنال‌های ولتاژ قطب مثبت و منفی به‌ازای یک خطای قطب مثبت به زمین در خط انتقال HVDC درخور ذکر است ویژگی‌های تمامی الگوها بر اساس رابطه ذیل نرمال‌سازی می‌شوند:

$$F'_n = \frac{F_n - F_n^{\min}}{F_n^{\max} - F_n^{\min}} \quad (20)$$

که  $F_n$  و  $F'_n$  مقادیر ویژگی  $n$  ام الگوی مدنظر به ترتیب قبل و پس از نرمال‌سازی و  $F_n^{\max}$  و  $F_n^{\min}$  به ترتیب حداکثر و حداقل مقدار ویژگی  $n$  ام در مجموعه الگوهای یادگیری‌اند.

در روش پیشنهادی، برای هر یک از انواع خطاهای قطب مثبت به زمین (PG)<sup>۱۸</sup>، قطب منفی به زمین (NG)<sup>۱۹</sup>، قطب مثبت به منفی (PN)<sup>۲۰</sup> و قطب مثبت به منفی به زمین (PNG)<sup>۲۱</sup> یک تخمین‌گر GRNN بر اساس الگوهای یادگیری موجود و بهترین پارامتر تنظیمی آماده می‌شود. این تخمین‌گرها برای تخمین مکان خطای متناظر با هر الگوی ورودی جدید، بر اساس نوع خطا استفاده می‌شوند. روند کلی روش پیشنهادی در شکل (۲) نمایش داده شده است.

که  $X_i$  الگوی یادگیری  $i$  ام و  $X$  الگوی جدید ورودی است.  $\sigma$  نیز میزان پراکندگی<sup>۲۲</sup> توابع پایه شعاعی است که باید به‌طور مناسب تنظیم شود.

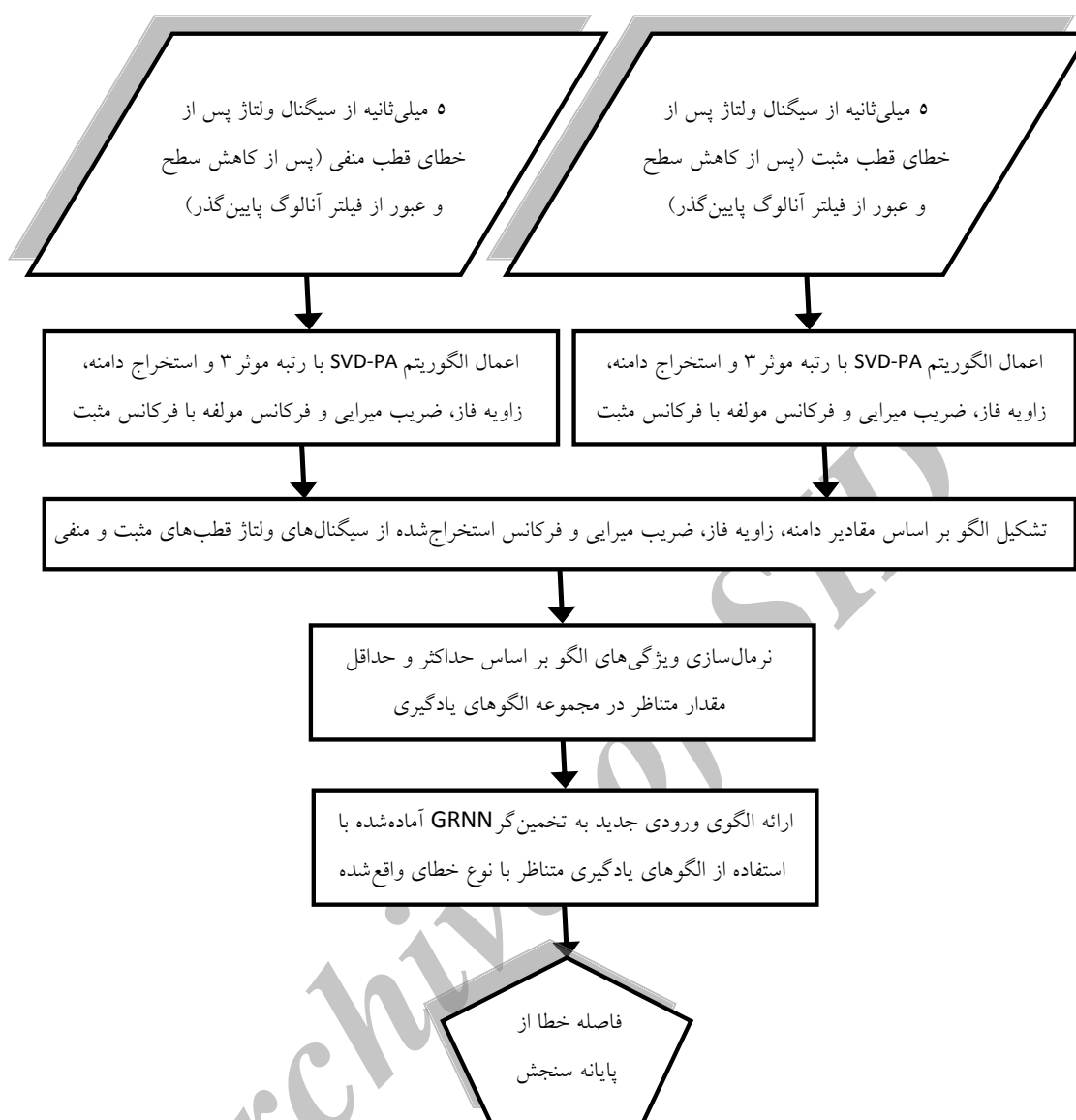
لایه خطی خروجی GRNN نیز به‌صورت زیر عمل می‌کند و مقدار  $O$  را در خروجی تحویل می‌دهد [۱۴، ۲۰، ۲۱]:

$$O = \frac{\sum_{i=1}^{N_{tr}} w_i \cdot RBF_i}{\sum_{i=1}^{N_{tr}} RBF_i} \quad (19)$$

مقدار وزنی  $w_i$  مابین لایه RBF و لایه خطی خروجی برابر مقدار متغیر هدف متناظر با الگوی یادگیری  $i$  ام در نظر گرفته می‌شود؛ بنابراین مشخص است با داشتن مقدار مناسب پارامتر تنظیمی  $\sigma$  و در دسترس بودن الگوهای یادگیری، فرآیند آموزش و در واقع ساختار بندی تخمین‌گر GRNN بدون نیاز به تکرار انجام می‌شود. جزئیات بیشتر درباره GRNN در [۱۴، ۲۰، ۲۱] در دسترس‌اند.

### ۳- شیوه پیشنهادی مکان‌یابی خطا

در شیوه پیشنهادی این مقاله برای مکان‌یابی هوشمند خطا در خطوط انتقال HVDC دوقطبی، از سیگنال‌های ولتاژ اندازه‌گیری‌شده در یک پایانه استفاده می‌شود. سیگنال‌های ولتاژ دو قطب مثبت و منفی پس از کاهش سطح، از یک فیلتر آنالوگ پایین‌گذر عبور داده می‌شوند. سپس، الگوریتم SVD-PA روی پنجره زمانی ۵ میلی‌ثانیه از سیگنال‌های ولتاژ پس از خطای قطب‌های مثبت و منفی اعمال می‌شود. در روش پیشنهادی، مقدار رتبه مؤثر  $q$  که در مرحله پنجم اجرای الگوریتم SVD-PA به آن اشاره شد، برابر ۳ در نظر گرفته می‌شود؛ بنابراین، در نتیجه اعمال این الگوریتم، یک مؤلفه با فرکانس صفر و دو مؤلفه قرینه با فرکانس‌های  $f$  و  $-f$  استخراج خواهند شد که در روش پیشنهادی، مقادیر دامنه، زاویه فاز، ضریب میرایی و فرکانس مؤلفه با فرکانس مثبت  $f$  و ویژگی‌های ورودی در الگوها مدنظر قرار می‌گیرند. با توجه به اینکه الگوریتم SVD-PA روی ولتاژهای هر دو قطب اعمال می‌شود، هر الگو شامل ۸ ویژگی خواهد بود.



شکل (۲): روند کلی روش پیشنهادی مکان‌یابی خطا

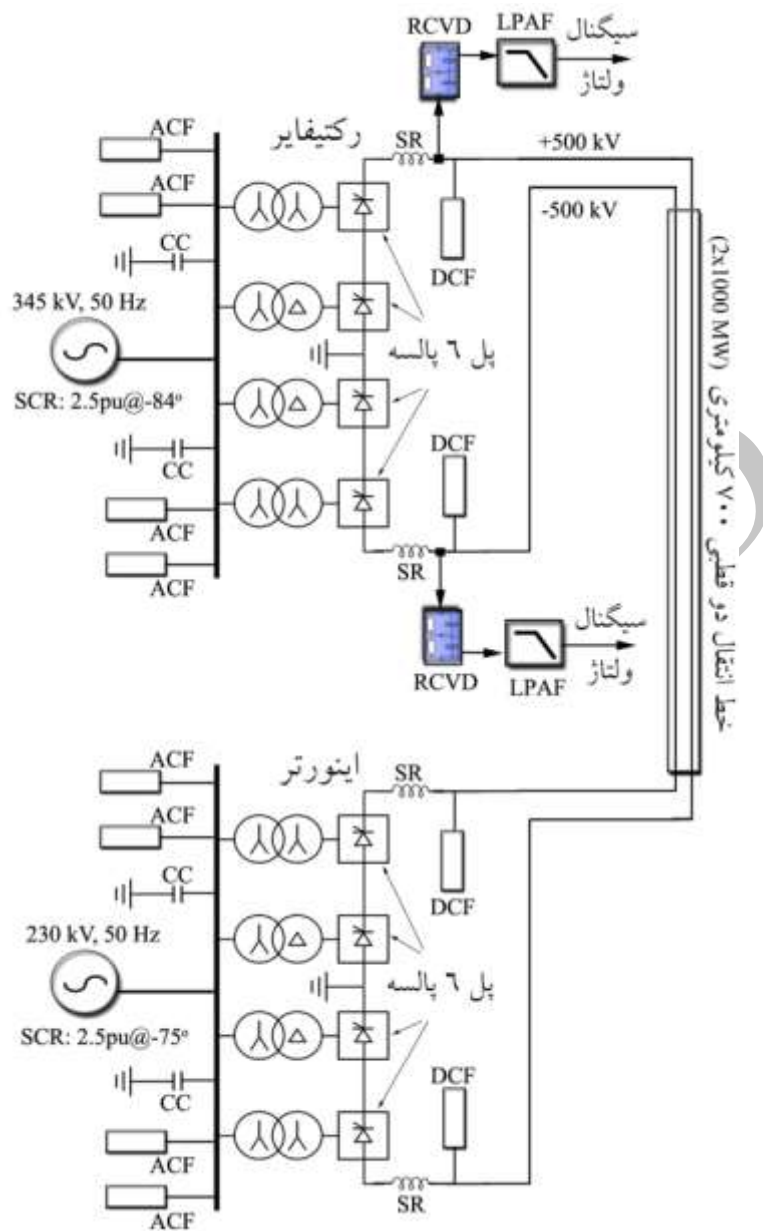
انتقال حداکثر 2000 MW را در ولتاژ نامی  $\pm 500$  kV دارد. برای شبیه‌سازی این سیستم از نرم‌افزار PSCAD/EMTDC [۲۲] استفاده می‌شود. پارامترهای اجزایی نظیر فیلتر جریان متناوب (ACF)<sup>۲۳</sup>، فیلتر جریان مستقیم (DCF)<sup>۲۴</sup>، راکتور صاف‌کننده (SR)<sup>۲۵</sup> و خازن جبران‌ساز (CC)<sup>۲۶</sup> و همچنین مقادیر نسبت اتصال کوتاه (SCR)<sup>۲۷</sup> از سیستم تک‌قطبی CIGRE [۲۳] اقتباس شده‌اند.

درخور ذکر است تمرکز روش پیشنهادی این مقاله بر مکان‌یابی خطا است و زمان آشکارشدن اثرات خطا در پایانه سنجش و نوع آن، اطلاعات در دسترس ورودی مکان‌یاب خطا در نظر گرفته می‌شوند.

#### ۴- مطالعات عددی

##### ۴-۱- سیستم نمونه مطالعه‌شده

دیگرام تک‌خطی سیستم HVDC دوقطبی نمونه در شکل (۳) نمایش داده شده است. سیستم مزبور توانایی



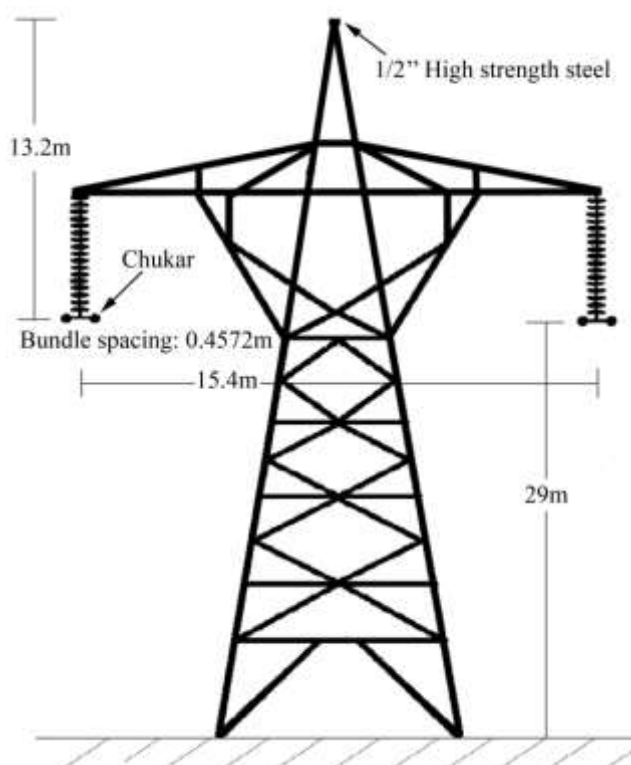
شکل (۳): دیاگرام تک خطی سیستم مطالعه شده

در فرکانس 1 kHz و باند توقف آن نیز، -74 dB در فرکانس 8 kHz است. شایان ذکر است فرکانس نمونه برداری سیگنال‌های مورد نیاز در سیستم نمونه مطالعه شده برابر ۱۶ کیلوهرتز است. برای شبیه‌سازی خط انتقال هوایی ۷۰۰ کیلومتری در سیستم نمونه، از مدل وابسته به فرکانس و آرایش نشان داده شده در شکل (۴) [۲۵] بهره‌گیری می‌شود.

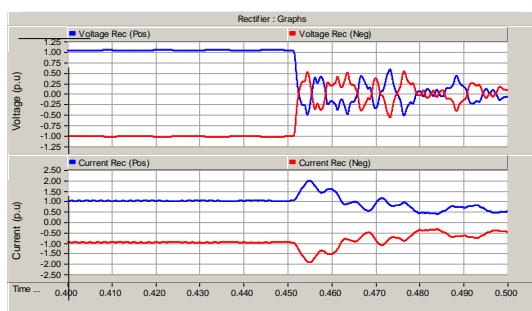
با توجه به شکل (۳)، سیگنال‌های ولتاژ قطب مثبت و منفی سمت رکتیفایر<sup>۳۷</sup> در جلوی راکتور صاف‌کننده پس از کاهش سطح با مقسم ولتاژ مقاومتی - خازنی (RCVD)<sup>۳۸</sup>، از یک فیلتر آنالوگ پایین‌گذر (LPAF)<sup>۳۹</sup> عبور داده می‌شوند. برای تعیین پارامترهای RCVD مزبور از اطلاعات ارائه شده در [۲۴] استفاده شده است. فیلتر آنالوگ استفاده شده در سیستم نمونه، یک فیلتر اکتیو پایین‌گذر بسل<sup>۳۰</sup> مرتبه ششم است. باند عبوری فیلتر مزبور، -3 dB



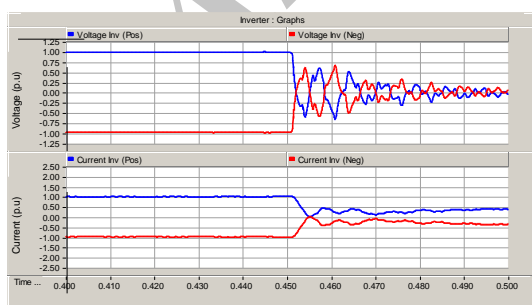
بهره‌گیری از ترکیب تحلیل پرونی و تجزیه مقدار تکین برای مکان‌یابی هوشمند خطا ...



شکل (۴): آرایش خط انتقال سیستم مورد مطالعه [۲۵]



(الف)



(ب)

شکل (۵): سیگنال‌های ولتاژ و جریان به‌ازای یک اتصال کوتاه PNG در زمان حدود ۰/۴۵ ثانیه در وسط خط انتقال HVDC در سمت الف) رکتیفایر؛ ب) اینورتر.

سیگنال‌های ولتاژ و جریان قطب‌های مثبت و منفی اندازه‌گیری شده در سمت رکتیفایر و اینورتر<sup>۳</sup> سیستم نمونه به‌ازای یک اتصال کوتاه PNG در زمان حدود ۰/۴۵ ثانیه در وسط خط انتقال HVDC در شکل (۵) نشان داده شده‌اند. همانطور که قبلاً نیز اشاره شد زمان آشکار شدن اثرات خطا در پایانه سنجش و نوع آن، اطلاعات در دسترس ورودی مکان‌یاب خطا در نظر گرفته می‌شوند؛ البته در شبیه‌سازی‌ها، برای اینکه لحظه ظاهر شدن اثرات خطا بر سیگنال ولتاژ پایانه، به دلیل زمان سیر امواج ناشی از خطا در طول خط انتقال، متفاوت از زمان وقوع خطا است، از روش ساده‌افت ولتاژ در پایانه استفاده می‌شود. بدین ترتیب که لحظه‌افت ولتاژ پایانه به کمتر از یک حد مشخص آستانه‌ای به‌عنوان لحظه ظاهر شدن اثرات خطا در سیگنال ولتاژ در نظر گرفته می‌شود.

مقادیر پارامتر تنظیمی  $\sigma$  آماده می‌شوند. سپس، الگوهای تست که در شرایط متفاوت از الگوهای یادگیری تولید شده‌اند، به تخمین گرهای مربوطه ارائه می‌شوند. درصد خطای تخمین مکان خطای اتصال کوتاه یا به عبارت دیگر، درصد خطای مکان‌یابی،  $e$  شاخصی استاندارد برای تحلیل نتایج است که بر اساس رابطه ذیل محاسبه می‌شود [۲۶]:

$$e = \frac{\left| \text{فاصله واقعی} - \text{فاصله تخمینی} \right|}{\text{طول کل خط}} \times 100 \quad (21)$$

با توجه به شرایط تولید الگوهای تست، برای هر یک از انواع اتصال کوتاه PNG، PG و PN و به‌ازای هر مقدار فاصله خط، تعداد ۲۴ الگوی تست وجود دارد. جدول (۱) مقادیر متوسط ( $\mu_e$ ) و انحراف معیار ( $\sigma_e$ ) درصد خطای مکان‌یابی انواع خطاهای اتصال کوتاه را به‌ازای مقادیر مختلف فاصله خط نشان می‌دهد.

جدول (۱): نتایج مکان‌یابی انواع خطاهای اتصال کوتاه به‌ازای مقادیر مختلف فاصله خط از پایانه سنجش

فاصله خط (km)	خطاهای PG		خطاهای PN		خطاهای PNG	
	$\mu_e$ (%)	$\sigma_e$ (%)	$\mu_e$ (%)	$\sigma_e$ (%)	$\mu_e$ (%)	$\sigma_e$ (%)
17.25	0.108	0.017	0.308	0.264	0.143	0.036
35.15	0.123	0.089	0.166	0.127	0.087	0.048
58.85	0.174	0.135	0.046	0.029	0.038	0.036
75.20	0.169	0.134	0.182	0.175	0.181	0.147
101.10	0.187	0.155	0.170	0.132	0.073	0.048
114.75	0.199	0.195	0.059	0.043	0.076	0.040
135.25	0.407	0.357	0.293	0.191	0.179	0.072
159.00	0.316	0.329	0.650	0.396	0.449	0.253
173.05	0.678	0.539	0.206	0.158	0.126	0.119
201.20	0.337	0.325	0.266	0.221	0.337	0.304
239.10	0.074	0.051	0.244	0.208	0.177	0.178
267.05	0.164	0.119	0.238	0.169	0.283	0.134
285.00	0.196	0.144	0.186	0.124	0.141	0.036
305.25	0.112	0.098	0.145	0.118	0.169	0.089
321.35	0.235	0.172	0.487	0.345	0.258	0.217
377.00	0.287	0.199	0.294	0.202	0.183	0.184
395.05	0.282	0.264	0.303	0.276	0.220	0.193
403.00	0.288	0.271	0.298	0.283	0.206	0.192
429.10	0.168	0.134	0.168	0.093	0.093	0.082
440.95	0.162	0.170	0.382	0.315	0.296	0.139
461.20	0.159	0.061	0.178	0.136	0.133	0.084
573.05	0.451	0.424	0.643	0.583	0.451	0.330
596.95	0.662	0.495	0.331	0.348	0.273	0.231
603.15	0.439	0.347	0.385	0.321	0.403	0.317
651.35	0.215	0.134	0.541	0.409	0.639	0.469
کل	<b>0.264</b>	<b>0.293</b>	<b>0.287</b>	<b>0.298</b>	<b>0.225</b>	<b>0.236</b>

#### ۴-۲- شرایط تولید الگوهای یادگیری و تست

الگوهای یادگیری و تست با شبیه‌سازی انواع خطاهای PNG و PN، PG در سیستم نمونه مطالعه‌شده و با تغییر محل وقوع خطا، مقاومت خطا و جریان پیش از خطا، به همان روش پیشنهادی تولید می‌شوند. شرایط تولید الگوهای یادگیری برای هر یک از انواع خطاهای PNG و PN، PG به‌صورت زیرند:

- فواصل مختلف محل وقوع خطا از ۱۰ کیلومتری تا ۶۹۰ کیلومتری پایانه سنجش با گام ۲ کیلومتر؛
  - مقادیر مختلف مقاومت خطا شامل  $0.01 \Omega$ ،  $10 \Omega$ ،  $20 \Omega$ ،  $30 \Omega$ ،  $40 \Omega$ ،  $50 \Omega$  و  $60 \Omega$ ؛
  - مقادیر مختلف جریان پیش از خطا در خط HVDC شامل  $1200 \text{ A}$  و  $1800 \text{ A}$ .
- با توجه به شرایط فوق، برای هر یک از انواع خطاهای PNG، PN و PG به تعداد ۷۱۶۱ الگوی یادگیری وجود دارد. شرایط تولید ۶۰۰ الگوی تست برای هر یک از انواع خطاهای PNG، PN و PG نیز به‌شرح زیرند:

- وقوع خطا در ۲۵ فاصله تصادفی در طول خط انتقال؛
- مقادیر مختلف مقاومت خطا شامل  $5 \Omega$ ،  $15 \Omega$ ،  $25 \Omega$ ،  $35 \Omega$ ،  $45 \Omega$  و  $55 \Omega$ ؛
- مقادیر مختلف جریان پیش از خطا در خط HVDC شامل  $800 \text{ A}$ ،  $1000 \text{ A}$ ،  $1400 \text{ A}$  و  $1600 \text{ A}$ .

#### ۴-۳- تعیین میزان پراکندگی توابع پایه شعاعی

بهترین میزان پراکندگی توابع پایه شعاعی،  $\sigma$ ، برای تخمین گرهای GRNN با اجرای فرآیند اعتبارسنجی ۱۰ تایی بر الگوهای یادگیری مربوطه و جستجوی پله‌به‌پله پارامتر مزبور تعیین می‌شود. پس از اجرای فرآیند فوق، بهترین مقدار پارامتر  $\sigma$  برای تخمین گر مربوط به خطاهای نوع PG، برابر 0.0129 و برای هر دو تخمین گر مربوط به خطاهای نوع PNG و PN، برابر 0.0084 به دست آمد.

#### ۴-۴- نتایج مکان‌یابی خطا در سیستم نمونه

در این مرحله، ابتدا تخمین گرهای GRNN مربوط به هر نوع خطا بر اساس الگوهای یادگیری موجود و بهترین

با بررسی نتایج ارائه شده در جدول (۲)، تأثیر مقاومت خطا بر دقت روش پیشنهادی، بسیار ناچیز و حتی شایسته چشم‌پوشی بوده است. بر اساس نتایج این جدول، اختلاف بین بیشترین و کمترین مقدار  $\mu_e$  برای انواع اتصال کوتاه PN, PG و PNG به ترتیب برابر 0.059%، 0.090% و 0.077% بوده است که تأییدی بر تأثیرپذیری اندک روش پیشنهادی از پارامتر مهم مقاومت خطا است.

#### ۴-۶- استفاده از تخمین گرهای دیگر

تخمین گر پیشنهادی این مقاله در الگوریتم مکان‌یابی خطا GRNN است. در اینجا، عملکرد MLPNN و SVR نیز در الگوریتم پیشنهادی بررسی شده‌اند. برای پیاده‌سازی MLPNN از جعبه ابزار MATLAB و برای پیاده‌سازی SVR از LibSVM [۲۷] استفاده می‌شود. در این مطالعات، ساختار مناسب تخمین گر MLPNN شامل تعداد لایه‌های مخفی و تعداد نرون‌های آنها با اجرای چندباره و سعی و خطا تعیین می‌شود. همچنین بهترین مقادیر پارامترهای تنظیمی تخمین گر SVR که از نوع  $\epsilon$ -SVR با کرنل RBF است، با اجرای فرآیند اعتبارسنجی ۱۰ تایی بر الگوهای یادگیری و جستجوی پله‌به‌پله پارامترهای مزبور انتخاب می‌شوند. ساختار تعیین شده برای تخمین گرهای MLPNN مربوط به انواع خطاهای اتصال کوتاه شامل دو لایه مخفی هر کدام با ۶ نرون است. برای تخمین گرهای SVR مربوط به انواع خطاهای اتصال کوتاه نیز پارامترهای تعیین شده بدین شرح‌اند: پارامتر کرنل RBF برابر ۸، پارامتر  $\epsilon$  در تابع تلفات برابر 0.01 و پارامتر تنظیمی C برابر 680.

پس از آموزش تخمین گرهای MLPNN و SVR مربوط به هر نوع خطا بر اساس الگوهای یادگیری موجود و بهترین ساختار و پارامترهای تنظیمی مربوطه، الگوهای تست به آنها، ارائه و نتایج، تحلیل می‌شوند. مقادیر متوسط درصد خطای مکان‌یابی انواع خطاهای اتصال کوتاه با استفاده از تخمین گرهای MLPNN، SVR و GRNN برای مقایسه در شکل (۶) ارائه شده‌اند.

بر اساس نتایج کلی ارائه شده در جدول (۱)، متوسط درصد خطای مکان‌یابی برای انواع اتصال کوتاه PG, PN و PNG به ترتیب برابر 0.264%، 0.287% و 0.225% بوده است که تأییدی بر عملکرد و دقت مناسب روش پیشنهادی است. همچنین، بر اساس نتایج این جدول، روش پیشنهادی به‌ازای فواصل مختلف وقوع خطا دقتی پذیرفتنی از خود نشان داده است. برای اتصال کوتاه نوع PG، بیشترین مقدار  $\mu_e$  برابر 0.678% است که مربوط به فاصله 173.05 کیلومتری از پایانه سنجش است. برای اتصال کوتاه نوع PN نیز، بیشترین مقدار  $\mu_e$  برابر 0.650% است که مربوط به فاصله 159 کیلومتری است. همچنین برای اتصال کوتاه نوع PNG، بیشترین مقدار  $\mu_e$  برابر 0.639% است که مربوط به فاصله 651.35 کیلومتری است. مشاهده می‌شود دقت روش پیشنهادی در برخی فواصل تا حدودی کاهش پیدا کرده است؛ ولی این کاهش دقت، ضمن قراردادن در یک بازه پذیرفتنی، از روند ثابتی تبعیت نکرده و تا حدودی تصادفی بوده است.

#### ۴-۵- تأثیر مقاومت خطا

در اینجا، تأثیر مقاومت خطا بر دقت روش مکان‌یابی پیشنهادی بررسی می‌شود. بر اساس شرایط تولید الگوهای تست، برای هر یک از انواع اتصال کوتاه PG, PN و PNG و به‌ازای هر مقدار مقاومت خطا، تعداد ۱۰۰ الگوی تست وجود دارد. نتایج مکان‌یابی انواع خطاهای اتصال کوتاه بر حسب مقادیر مختلف مقاومت خطا در جدول (۲) ارائه شده‌اند.

جدول (۲): نتایج مکان‌یابی انواع خطاهای اتصال کوتاه به‌ازای

مقادیر مختلف مقاومت خطا

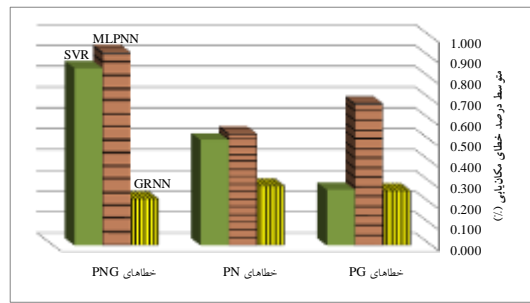
مقاومت خطا ( $\Omega$ )	خطاهای PG		خطاهای PN		خطاهای PNG	
	$\mu_e$ (%)	$\sigma_e$ (%)	$\mu_e$ (%)	$\sigma_e$ (%)	$\mu_e$ (%)	$\sigma_e$ (%)
5	0.297	0.344	0.254	0.250	0.182	0.182
15	0.269	0.319	0.240	0.256	0.222	0.215
25	0.253	0.244	0.248	0.255	0.215	0.268
35	0.238	0.258	0.329	0.346	0.234	0.237
45	0.268	0.301	0.330	0.328	0.236	0.217
55	0.257	0.286	0.318	0.326	0.259	0.280

اندازه‌گیری سیگنال‌های دیگر و ترکیب خطاها مطرح نخواهد بود؛ برای مثال، در صورتی که علاوه بر سیگنال ولتاژ از سیگنال جریان استفاده شود، خطاهای اندازه‌گیری مربوط به جریان در ترکیب با خطاهای اندازه‌گیری ولتاژ باعث کاهش مضاعف دقت روش پیشنهادی می‌شوند؛ بنابراین دستیابی به دقت مناسب با استفاده از حداقل اندازه‌گیری‌ها یکی از مزایای مهم روش پیشنهادی این مقاله محسوب می‌شود.

موضوع مهم دیگر، عدم کفایت لازم سیگنال جریان برای استفاده در روش پیشنهادی این مقاله است. با توجه به سیگنال جریان سمت رکتیفایر در شکل (۵-الف)، بلافاصله پس از وقوع خطا در خط انتقال HVDC، مقدار جریان به‌طور گذرا افزایش می‌یابد. پس از این مرحله گذرا، سیستم کنترلی وارد عمل می‌شود و جریان را با نوساناتی تا مقدار حداقلی تعیین شده کاهش می‌دهد؛ یعنی علاوه بر عوامل مرتبط با محل وقوع خطا، عامل کنترلی نیز بر نوسانات و تغییرات سیگنال جریان تأثیرگذار خواهد بود. این امر متعاقباً بر دقت مکان‌یابی روش پیشنهادی تأثیر می‌گذارد که بر پایه استخراج مؤلفه‌های فرکانس صفر و اصلی سیگنال نوسانی پس از خطا استوار است؛ درحالی‌که این موضوع در سیگنال ولتاژ کمتر مشهود است؛ زیرا سیستم کنترلی تأثیر مستقیم برای کنترل سیگنال ولتاژ نخواهد داشت. علاوه بر این، چون روش پیشنهادی بر استخراج مؤلفه‌های فرکانس صفر و اصلی سیگنال نوسانی پس از خطا بنا شده است، در صورت استفاده از سیگنال جریان، دقت مکان‌یابی از مقدار جریان بار پیش از خطا نیز متأثر خواهد شد؛ درحالی‌که در صورت استفاده از سیگنال ولتاژ، به دلیل تغییر نکردن شایان توجه مقادیر نامی ولتاژ در حالت‌های مختلف بهره‌برداری عادی، چنین مشکلی وجود نخواهد داشت. با توجه به این دلایل، در این مقاله، تنها از سیگنال ولتاژ، استفاده و از سیگنال جریان چشم‌پوشی شده است.

## ۵- نتیجه‌گیری

در این مقاله، شیوه‌ای جدید برای مکان‌یابی خطاهای اتصال کوتاه در خطوط انتقال جریان مستقیم فشارقوی (HVDC) دوقطبی با استفاده از ترکیب تحلیل پرونی (PA) و تجزیه مقدار تکین (SVD) و همچنین بهره‌گیری از شبکه



شکل (۶): متوسط درصد خطای مکان‌یابی انواع خطاهای اتصال کوتاه با استفاده از تخمین گرهای مختلف

با توجه به شکل (۶)، تخمین گر GRNN در مقایسه با دو تخمین گر MLPNN و SVR عملکرد بهتری دارد و تنها در اتصال کوتاه نوع PG، تخمین گر SVR دقتی نزدیک به این تخمین گر داشته است؛ البته تخمین گرهای MLPNN و SVR نیز جزء ابزارهای قدرتمند در مسائل رگرسیون محسوب می‌شوند؛ ولی در الگوریتم پیشنهادی این مقاله، استفاده از تخمین گر GRNN با توجه به عملکرد دقیق‌تر آن، مناسب‌تر به نظر می‌رسد.

## ۴-۷- تأثیر خطای اندازه‌گیری

در اینجا، تأثیر خطاهای اندازه‌گیری بر عملکرد روش پیشنهادی بررسی می‌شوند. در این راستا،  $\pm 3\%$  خطای تصادفی با توزیع یکنواخت به مقادیر ویژگی‌های الگوهای تست اضافه می‌شوند؛ در حالی‌که الگوهای یادگیری همانند قبل و بدون خطای اندازه‌گیری‌اند. پس از اجرای روش پیشنهادی برای این حالت، متوسط درصد خطای مکان‌یابی به‌ازای الگوهای تست مربوط به انواع اتصال کوتاه PG، PN و PNG به‌ترتیب برابر  $0.309\%$ ،  $0.352\%$  و  $0.291\%$  بوده است که نسبت به حالت بدون خطای اندازه‌گیری یعنی  $0.264\%$ ،  $0.287\%$  و  $0.225\%$  افزایش چشمگیری مشاهده نمی‌شود. به عبارت دیگر، روش پیشنهادی در مواجهه با خطاهای اندازه‌گیری در حد معمول نیز عملکرد خوبی داشته‌اند.

## ۴-۸- امکان استفاده از سیگنال جریان

در این مقاله، تنها از سیگنال ولتاژ اندازه‌گیری شده در یک پایانه استفاده می‌شود؛ بنابراین مشکلات ناشی از خطای

- [7] Ando, M., Schweitzer, E. O., Baker, R. A., "Development and field-data evaluation of single-end fault locator for two-terminal HVDC transmission lines-part 2: algorithm and evaluation", IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, Vol. PAS-104, No. 12, pp. 3531-3537, December 1985.
- [8] Johnson, J. M., Yadav, A., "Complete protection scheme for fault detection, classification and location estimation in HVDC transmission lines using support vector machines", IET Science, Measurement & Technology, Vol. 11, No. 3, pp. 279-287, May 2017.
- [9] Yuansheng, L., Gang, W., Haifeng, L., "Time-domain fault-location method on HVDC transmission lines under unsynchronized two-end measurement and uncertain line parameters", IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 30, No. 3, pp. 1031-1038, June 2015.
- [10] He, Z.-Y., Liao, K., Li, X.-P., Lin, S., Yang, J.-W., Mai, R.-K., "Natural frequency-based line fault location in HVDC lines", IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 29, No. 2, pp. 851-859, April 2014.
- [11] Suonan, J., Gao, S., Song, G., Jiao, Z., Kang, X., "A novel fault-location method for HVDC transmission lines", IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 25, No. 2, pp. 1203-1209, April 2010.
- [12] Hao, Y., Wang, Q., Li, Y., Song, W., "An intelligent algorithm for fault location on VSC-HVDC system", International Journal of Electrical Power & Energy Systems, Vol. 94, No. Supplement C, pp. 116-123, January 2018.
- [13] Yang, Q., Le Blond, S., Aggarwal, R., Wang, Y., Li, J., "New ANN method for multi-terminal HVDC protection relaying", Electric Power Systems Research, Vol. 148, No. Supplement C, pp. 192-201, July 2017.
- [14] Farshad, M., Sadeh, J., "Fault locating in HVDC transmission lines using generalized regression neural network and random forest algorithm", Computational Intelligence in Electrical Engineering, Vol. 4, No. 2, pp. 1-14, 2013.
- [15] Qi, L., Woodruff, S., Qian, L., Cartes, D., "Prony analysis for time-varying harmonics", in Time-Varying Waveform Distortions in Power Systems, P. F. Ribeiro, Ed., Chichester, UK: John Wiley & Sons, Ltd, 2009, pp. 317-330.
- [16] Hauer, J. F., Demeure, C. J., Scharf, L. L., "Initial results in Prony analysis of power system response signals", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 5, No. 1, pp. 80-89, February 1990.
- [17] Donghong, L., Wenlong, H., Zhijie, C., "SVD-TLS extending Prony algorithm for extracting UWB radar target feature", Journal of Systems Engineering and Electronics, Vol. 19, No. 2, pp. 286-291, April 2008.
- [18] Zhao, Y., Gao, Y., Hu, Z., Yang, Y., Zhan, J., Zhang, Y., "A new method of identifying the low frequency oscillations of power systems", ICEET International Conference on Energy and Environment Technology, Guilin, Guangxi, pp. 19-22, 2009.
- عصبی رگرسیون تعمیم‌یافته (GRNN) ارائه شد. روش پیشنهادی با شبیه‌سازی یک سیستم HVDC دوقطبی نمونه در شرایط مختلف و تولید الگوهای یادگیری و تست متعدد ارزیابی شده است. نتایج مکان‌یابی به‌ازای الگوهای تست که شرایط تولید آنها متفاوت از الگوهای یادگیری بود، نشان‌دهنده دقت و قابلیت تعمیم‌پذیری مناسب روش پیشنهادی است. نتایج آزمایش‌های مربوط به بررسی تأثیر مقاومت خطا نیز نشان‌دهنده تأثیرناپذیری درخور توجه دقت روش پیشنهادی از مقادیر مختلف مقاومت خطا است. در این مقاله، عملکرد تخمین‌گرهای دیگری نیز در مقایسه با تخمین‌گر GRNN ارزیابی شده است که در نهایت، عملکرد تخمین‌گر GRNN در الگوریتم پیشنهادی، بهتر و دقیق‌تر بود. از مشخصه‌های اصلی روش پیشنهادی، عدم نیاز به ارسال و سنکرون‌سازی اطلاعات هر دو پایانه و عدم نیاز به فرکانس نمونه‌برداری بسیار بالا در مقایسه با روش‌های معمول مبتنی بر امواج سیار و همچنین بهره‌گیری از مزایای ذاتی تکنیک‌های شناسایی الگو و الگوریتم‌های یادگیری ماشین از قبیل انعطاف و تعمیم‌پذیری‌اند.

## مراجع

- [1] Meah, K., Ula, S., "Comparative evaluation of HVDC and HVAC transmission systems", IEEE Power Engineering Society General Meeting, Tampa, FL, pp. 1-5, 2007.
- [2] Nanayakkara, O. M. K. K., Rajapakse, A. D., Wachal, R., "Location of DC line faults in conventional HVDC systems with segments of cables and overhead lines using terminal measurements", IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 27, No. 1, pp. 279-288, January 2012.
- [3] Nanayakkara, O. M. K. K., Rajapakse, A. D., Wachal, R., "Traveling-wave-based line fault location in star-connected multiterminal HVDC systems", IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 27, No. 4, pp. 2286-2294, October 2012.
- [4] Dewe, M. B., Sankar, S., Arrillaga, J., "The application of satellite time references to HVDC fault location", IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 8, No. 3, pp. 1295-1302, July 1993.
- [5] Kwon, Y.-J., Kang, S.-H., Lee, D.-G., Kim, H.-K., "Fault location algorithm based on cross correlation method for HVDC cable lines", IET 9th International Conference on Developments in Power System Protection, pp. 360-364, 2008.
- [6] Livani, H., Evrenosoglu, C. Y., "A single-ended fault location method for segmented HVDC transmission line", Electric Power Systems Research, Vol. 107, pp. 190-198, February 2014.

- a new proposal with revised parameters", *Electra*, No. 157, pp. 61-65, December 1994.
- [24] "High-voltage dc voltage divider", CN202710634 U, January 30, 2013. Available: <http://www.google.com/patents/CN202710634U?cl=en>
- [25] "The lower churchill project-DC1010-voltage and conductor optimization", Newfoundland and Labrador Hydro, Muskrat Falls Project-CE-01 Rev.1 (Public), April 2008. Available: [http://www.pub.nf.ca/applications/muskratfalls2011/files/exhibits/abridged/CE-01\(R1\)-Public.pdf](http://www.pub.nf.ca/applications/muskratfalls2011/files/exhibits/abridged/CE-01(R1)-Public.pdf)
- [26] Saha, M. M., Izykowski, J. J., Rosolowski, E., *Fault Location on Power Networks*, 1st ed. London, UK: Springer-Verlag, 2010.
- [27] Chang, C.-C., Lin, C.-J., "LIBSVM: A library for support vector machines", *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, Vol. 2, No. 3, pp. 1-27, April 2011. Software available at <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>
- [19] Zhang, X. D., Zhang, Y. S., "Singular value decomposition-based MA order determination of non-Gaussian ARMA models", *IEEE Transactions on Signal Processing*, Vol. 41, No. 8, pp. 2657-2664, August 1993.
- [20] Haykin, S., *Neural Networks-A Comprehensive Foundation*, 2nd ed. NJ, USA: Prentice Hall PTR, 1998.
- [21] Beale, M. H., Hagan, M. T., Demuth, H. B., *Neural Network Toolbox User's Guide*. Natick, MA, USA: MathWorks Inc, R2012.
- [22] "PSCAD/EMTDC User's Guide", Manitoba HVDC Research Ctr., Winnipeg, MB, Canada, 2005.
- [23] Szechtman, M., Margaard, T., Bowles, J. P., Thio, C. V., Woodford, D., Wess, T., Joetten, R., Liss, G., Rashwan, M., Krishnayya, P. C., Pavlinec, P., Kovalev, V., Maier, K., Gleadow, J., Haddock, J. L., Kaul, N., Bunch, R., Johnson, R., Dellepiane, G., Vovos, N., "The CIGRE HVDC benchmark model-

---

<sup>1</sup> High Voltage Direct Current

<sup>2</sup> Global Positioning System

<sup>3</sup> Bergeron

<sup>4</sup> Support Vector Machine

<sup>5</sup> Support Vector Regression

<sup>6</sup> Hilbert-Huang Transform

<sup>7</sup> Multilayer Perceptron Neural Network

<sup>8</sup> Generalized Regression Neural Network

<sup>9</sup> Random Forest

<sup>10</sup> Prony Analysis

<sup>11</sup> Singular Value Decomposition

<sup>12</sup> Conjugate Transpose

<sup>13</sup> Unitary Matrices

<sup>14</sup> Vandermonde

<sup>15</sup> Radial Basis Function

<sup>16</sup> Radial Basis Function Neural Network

<sup>17</sup> Spread

<sup>18</sup> Positive-Pole-to-Ground

<sup>19</sup> Negative-Pole-to-Ground

<sup>20</sup> Positive-Pole-to-Negative-Pole

<sup>21</sup> Positive-Pole-to-Negative-Pole-to-Ground

<sup>22</sup> AC Filter

<sup>23</sup> DC Filter

<sup>24</sup> Smoothing Reactor

<sup>25</sup> Compensating Capacitor

<sup>26</sup> Short Circuit Ratio

<sup>27</sup> Rectifier

<sup>28</sup> Resistive-Capacitive Voltage Divider

<sup>29</sup> Low-Pass Analog Filter

<sup>30</sup> Bessel

<sup>31</sup> Inverter

<sup>32</sup> 10-fold Cross Validation