



## تشخيص محل خطا در خطوط انتقال EHV براساس شبکه‌عصبی Fuzzy ARTmap

مهندس محسن چیت‌ساز<sup>۱</sup>، دکتر حسن رستگار<sup>۲</sup>

<sup>۱</sup> عضو هیئت‌علمی دانشگاه آزاد اسلامی واحد علی‌آباد کتول، <sup>۲</sup> عضو هیئت علمی دانشگاه صنعتی امیرکبیر

[Rastegar@aut.ac.ir](mailto:Rastegar@aut.ac.ir)

[Saba.sanat@gmail.com](mailto:Saba.sanat@gmail.com)

چکیده : در شبکه‌های انتقال تعیین محل خطا از اهمیت خاصی برخوردار است، در این راستا روشهای گوناگونی مورد بررسی قرار گرفته‌اند که هر کدام در جهت بهبود روشهای پیشین گام نهاده‌اند، در این مقاله نیز سعی شده است محل وقوع خطا در شبکه‌های انتقال با استفاده از شبکه‌های عصبی کارآمد Fuzzy ARTmap که دارای ویژگیهای مطلوب میباشد، تعیین گردد. در شبیه‌سازی خط انتقال از مقادیر ولتاژ و جریان خط انتقالی که در آن خطا اتفاق افتاده است، به همراه مؤلفه‌های اصلی دامنه آن استفاده شده است. نتایج بدست آمده توسط الگوهای مورد آزمون که شبکه آموزش ندیده است با الگوهای آموزش دیده شده مقایسه گردیده است و بیانگر تعیین دقیق‌تر محل خطا خواهد بود.

کلید واژه : سیستمهای قدرت، محل یابی خطا، شبکه‌های عصبی، تئوری تشدید و فقی.

### ۱- مقدمه

قوت بیشتری گرفت. در این راستا در دهه هشتاد میلادی روشهای گوناگونی جهت دستبندی خطا با استفاده از داده‌های اندازه‌گیری شده در نقاط مختلف یک خط انتقال صورت گرفت. سپس توسط برخی دیگر از محققین نقاط مختلف در چندین خط مورد بررسی قرار گرفت، اغلب این روشها براساس اندازه‌گیری یکی از پارامترهای اساسی ولتاژها و جریانه‌های یکی از انتهای خط می‌باشد که از دقت کافی برخوردار نمی‌باشد. در چنین روشهایی اثر مقاومت خط، زاویه رخداد خطا در محاسبات در نظر گرفته نمی‌شود. همچنین دقت آنها زمانیکه شبکه از دو سو تغذیه شود، کاهش خواهد یافت. در ادامه این روشها جهت توسعه، نیاز به استفاده از یک واسطه ارتباطی همزمان بین داده‌های ثبت شده در دو طرف شبکه، داشتند. سامانه موقعیت یاب جهانی (GPS) یکی از این

انرژی تولید شده همواره متأثر از رخداد خطا در شبکه‌های سه فاز می‌باشد، وجود این خطاها در شبکه باعث عدم کیفیت مناسب انرژی برق خواهد شد و در سیستم ایجاد اغتشاش خواهد نمود، لذا جایابی دقیق محل خطا به روند نگهداری و بهبود شبکه کمک شایانی خواهد کرد. جهت دستیابی به چنین اهدافی از روشهای مرسوم و قدیمی نمی‌توان استفاده نمود چرا که تشخیص چنین خطاهایی با توجه به امکان وقوع خطا در محلهای مختلف و شرایط رخداد خطا از دقت مناسبی برخوردار نمی‌باشد.

با ظهور منابع مبتنی بر پردازش دیجیتال این هدف که بتوان محل یابی خطا را با استفاده از روشهای دیجیتالی، بدقت آشکار نمود،

بالایی انواع خطاهای موجود را دسته‌بندی نموده و محل رخداد آنها را تعیین نماید.

## ۲- شبکه عصبی

شبکه عصبی مورد استفاده در این مقاله شبکه‌عصبی خانواده تئوری- تشدید وفقی (ART) Adaptive Resonance Theory می‌باشد.

اعضای این خانواده بصورت کلی شامل [۳] ART1، [۴] ART2، [۵] ART3، [۶] ARTMAP، [۷] Fuzzy ART و [۸-۹] Fuzzy ARTmap است.

شبکه‌های ART1 و ARTMAP الگوهای ورودی باینری را دسته بندی می‌کنند و شبکه‌های ART2، ART3، Fuzzy ART و Fuzzy ARTmap علاوه بر الگوهای باینری قادر به دسته‌بندی الگوهای آنالوگ نیز می‌باشند.

در این مقاله با توجه به اینکه الگوهای ورودی به شبکه‌های مذکور در برخی موارد با چند الگو در شبکه در حین آزمون مشابهت یکسانی پیدا می‌کنند، جهت رفع چنین حالتی در لایه پیش پردازش شبکه‌عصبی Fuzzy ARTmap از رابطه مورد نظر استفاده شده‌است. این شبکه‌ها دارای خاصیت عدم فراموشی، سرعت یادگیری بالا، آموزش بصورت زمان حقیقی، آموزش بصورت با ناظر و یا بدون ناظر، استفاده همزمان از الگو و متمم الگوی ورودی است که برای آموزش و آزمون انتخاب شده است.

## ۳- شبکه عصبی Fuzzy ARTmap

شبکه مذکور دارای الگوریتم آموزش باناظر است که منطق فازی و تئوری تشدید وفقی را با یکدیگر تلفیق می‌کند. از این شبکه عصبی جهت تشخیص دسته‌بندی الگو و نگاشت چند بعدی بازای بردارهای ورودی، استفاده می‌شود. این شبکه از قانون آموزشی minimax بهره می‌برد. هدف از این قانون تلفیق حداقل خطای پیشگویی همراه با حداکثر فشردگی می‌باشد، بنابراین می‌توان همه الگوها را که از دسته‌های عمومی به وجود آمده‌اند را یک شکل یا یک دسته نامید. جهت دستیابی به این موضوع از فرایند ردیابی تطبیقی استفاده شده است که در آن با افزایش پارامتر مراقبت ART (درجه فازی تابع عضویت ورودیها جهت نسبت به الگوهای درون یک دسته) حداقل مقدار مورد نیاز جهت خطای پیشگویی صحیح تامین می‌گردد. شبکه مذکور دو شبکه بفرض

روشهای نوین که با شبکه مخابراتی ماهواره‌ای برای همزمان سازی استفاده می‌نماید، می‌باشد. باتوجه به اینکه این روش از دقت بالایی برخوردار است، ولی بسیار گرانقیمت می‌باشد.

روشهای مبتنی بر شبکه‌های عصبی دارای قابلیت‌هایی می‌باشد که دقت محلیابی خطا را بهبود خواهد بخشید. علت این امر بدلیل ظرفیت شبکه عصبی در نگاشت غیر خطی، پردازش موازی و آموزش می‌باشد. این ویژگیها به شبکه عصبی این امکان را می‌دهد که با توجه به انواع مختلف سیستمها و شرایط خطاها دقت محل- یابی افزایش یابد. با این وجود شبکه‌های گوناگون دارای ویژگی- های خاصی می‌باشند که هر کدام در مواردی منجر به محلیابی‌های دقیقی می‌گردند. برخی از این شبکه‌ها با استفاده از شبکه‌های عصبی پرسپترون چند لایه (MLP) محل خطا را با توجه به تعیین مقاومت خطا مشخص نموده‌اند این شبکه‌ها بدلیل سرعت پایین آموزش زمان زیادی را برای آموزش صرف می‌کنند و آموزش آنها بصورت Off-line خواهد بود و بازای تغییر شرایط خطا و ارائه داده جدید، کلیه داده‌ها نیز مجددا آموزش دیده و نرونها مجددا تنظیم می‌گردند. برخی از این شبکه‌های چند لایه با توجه به داده‌های رخداد خطا در دو انتهای خط، خطاهای موجود را دسته‌بندی نموده‌اند [۱]. شبکه‌های عصبی دیگر بکار رفته در جهت دسته‌بندی خطا و جایابی آن شبکه عصبی تابع پایه‌ای شعاعی (RBF) می‌باشد [۲]. این شبکه‌عصبی در مقایسه با شبکه- های عصبی پس انتشار خطا و پرسپترون چند لایه از سرعت یادگیری بیشتر و افزایش فشردگی داده بهره می‌برد و متناسب با تعیین توابع مختلف از قدرت و دقت متفاوتی برخوردار است.

این مقاله طراحی و تکمیل جایابی خطا بر اساس شبکه‌عصبی-فازی را برای خطوط انتقال فشار قوی EHV تشریح می‌کند. در این روش از یک شبکه‌عصبی-فازی Fuzzy ARTmap جهت جایابی خطا استفاده شده است. در این روش از مقادیر اندازه‌گیری شده شکل موج ولتاژ و جریان دو انتهای خط و مؤلفه‌های اصلی فرکانس آن استفاده شده است. این شبکه عصبی دارای قابلیت‌هایی شامل آموزش بصورت باناظر، بدون ناظر، سرعت یادگیری بالا، فشرده سازی بالای داده‌ها، آموزش بصورت زمان حقیقی، عدم فراموشی، استفاده همزمان از الگو و متمم الگوی ورودی و استفاده از منطق فازی، می‌باشد و قادر است بادقت بالایی انواع خطاها را دسته‌بندی و تا حد امکان آنها را فشرده‌سازی نماید.

شبیه‌سازی‌های انجام شده نشان می‌دهد این شبکه می‌تواند با دقت

بصورت یک به یک بین مسیر  $F_2^b$  و  $F^{ab}$  برقرار می شود. اگر هردو شبکه  $ART_a$  و  $ART_b$  فعال باشند، سپس  $F^{ab}$  فقط اگر  $ART_a$  همان دسته را در  $ART_b$  پیشگویی نماینداز طریق وزنهای  $w_j^{ab}$  فعال می شود.

بردار خروجی  $x^{ab}$  در لایه  $F^{ab}$  از روال زیر پیروی می کند:

$$x^{ab} = \begin{cases} y^b \wedge w_j^{ab}, & \text{IF the } j\text{th } F_2^a \text{ node is} \\ & \text{active and } F_2^b \text{ is active.} \\ w_j^{ab} & \text{IF the } j\text{th } F_2^a \text{ node is} \\ & \text{active and } F_2^b \text{ is inactive.} \\ y^b & \text{IF } F_2^a \text{ is inactive and } F_2^b \\ & \text{is active.} \\ 0 & \text{IF } F_2^a \text{ is inactive and } F_2^b \\ & \text{is inactive.} \end{cases}$$

(۵-۱)

از رابطه (۵-۱)، در صورتیکه پیشگویی مشخص شده  $w_j^{ab}$  توسط  $y^b$  تأیید نشود،  $x^{ab} = 0$  خواهد بود. در چنین زمانی در شبکه  $ART_a$  الگوی بهتری را جستجو می نماید.

c. ردیابی تطبیقی

در زمان شروع ارائه ورودی، پارامتر مراقبت  $\rho_a$  معادل یک پارامتر مبنایی  $\rho_a$  می باشد. پارامتر مراقبت در لایه نگاشت معادل  $\rho_{ab}$  است

$$IF \quad |x^{ab}| < \rho_{ab} |y^b| \quad (۶-۱)$$

سپس  $\rho_a$  تا زمانیکه کمی بیشتر از  $|A \wedge w_j^a|^{-1}$  شود، افزایش می یابد، در اینجا  $A$  ورودی به لایه  $F_1^a$ ، که بصورت کنشده متمم می باشد، و

$$|x^a| = |A \wedge w_j^a| < \rho_a |A| \quad (۷-۱)$$

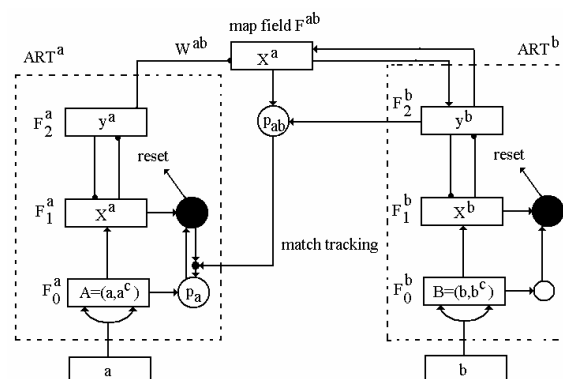
در اینجا،  $J$  اندیس نود فعال  $F_2^a$  می باشد. زمانیکه رابطه (۷-۱) برقرار شود، یا  $J$  امین نود در لایه  $F_2^a$  با شرایط زیر فعال می شود:

$$|x^a| = |A \wedge w_j^a| \geq \rho_a |A| \quad (۸-۱)$$

و

$fuzzy ART_b$  و  $fuzzy ART_a$  را با یکدیگر ترکیب میکند. این شبکه ها بطور نوعی در شکل ۱ نشان داده شده اند و اساسا یکسان می باشند [۲].

لایه نگاشت بین این شبکه ها  $F^{ab}$  نامیده می شود که مشخصات این شبکه برقرار زیر است:



شکل ۱: ساختار نوعی Fuzzy ARTmap

a.  $ART_a$  و  $ART_b$

ورودی به  $ART_a$  و  $ART_b$  بصورت متمم می باشند: برای  $ART_a$ ،  $I = A = (a, a^c)$ ؛ و برای  $ART_b$ ،  $I = B = (b, b^c)$ .

متغیرهای ترتیب برای شبکه های  $ART_a$  و  $ART_b$  معادل "a" و "b" می باشد. برای  $ART_a$  بردار خروجی  $F_1^a$

را بصورت  $x^a = \{x_1^a \dots x_{2Ma}^a\}$  و برای  $F_2^a$  بصورت  $y^a = \{y_1^a \dots y_{Na}^a\}$  بردار  $w_j^a = \{w_{j1}^a, w_{j2}^a, \dots, w_{j2Ma}^a\}$  و بردار  $w_j^b = \{w_{j1}^b, w_{j2}^b, \dots, w_{j2Mb}^b\}$  را بصورت  $x^b = \{x_1^b \dots x_{2Mb}^b\}$  و برای  $F_2^b$  بصورت  $y^b = \{y_1^b \dots y_{Nb}^b\}$  بردار  $w_k^b = \{w_{k1}^b, w_{k2}^b, \dots, w_{k2Mb}^b\}$  را که دلالت بر  $k$ th بردار وزن  $ART_b$  دارد، در نظر می گیریم. برای میدان نگاشت، بردار خروجی  $F^{ab}$  بصورت  $x^{ab} = \{x_1^{ab} \dots x_{Na}^{ab}\}$  و بردار وزنگذاری از  $j$ th نود  $F_2^a$  به  $F^{ab}$  بفرم  $w_j^{ab} = \{w_{j1}^{ab}, \dots, w_{jNb}^{ab}\}$  می باشد.

b. میدان نگاشت  $F^{ab}$

میدان نگاشت  $F^{ab}$  زمانیکه هر دسته از شبکه  $ART_a$  با شبکه  $ART_b$  فعال باشد، فعال خواهد بود. اگر نود  $J$  از لایه  $F_2^a$  انتخاب شود، سپس وزن آن  $w_j^{ab}$  در لایه  $F^{ab}$  فعال می شود. اگر نود  $K$  در  $F_2^b$  فعال شود، سپس نود  $K$  در لایه  $F^{ab}$

شکل (۲): شمای تعیین محل خطا با استفاده از شبکه FAM

سیگنالهای ولتاژ و جریان برای فازهای مختلف در نظر گرفته میشود. مقادیر بدست آمده ولتاژ و جریان از ترانسهای ولتاژ خازنی و ترانس جریان حاصل شده است. سیگنالهای جریان بدست آمده را بصورت دیجیتال تبدیل کرده و از تابع تبدیل فوریه گسسته (DFT) بخشهای با اهمیت سیگنالها جدا شدهاند. در ادامه با استفاده از شبکه عصبی Fuzzy ARTmap جهت دسته بندی محلهای خطا و خطایابی از آن استفاده می شود [۱۱].

ابتدا شبکه عصبی را آموزش داده و فازهایی که در آنها خطا رخ داده است مشخص می شود و پس از نگاشت به محل های رخداد خطا، محل های مختلف با توجه به یازده نوع خطای تعریف شده دسته بندی می شود. این خطاها شامل (AG: فاز a به زمین، BG: فاز b به زمین، CG: فاز c به زمین، AB: اتصال فاز a-b، BC: اتصال فاز a-b-c، AC: اتصال فاز a-c، ABG: اتصال فاز a-b-c، BCG: اتصال فاز b-c به زمین، ACG: اتصال فاز a-c به زمین، ABC: اتصال سه فاز، ABCG: اتصال سه فاز به زمین) می باشند.

#### ۵- لایه پیش پردازش جریانها و ولتاژهای خط

عموما در روشهای جایابی خطا از شکل موجهای ولتاژ و جریان برای مکانهای مختلف خطا در پایان خط استفاده می شود. بنابراین داده های مورد آموزش توسط مراحل ذیل تعیین می گردند:

۱- شبیه سازی سیستم انتقال.

۲- ایجاد شکل موجهای ولتاژ و جریان خطا

۳- پیش پردازش خطا و خارج نمودن اطلاعات مفید

۴- طراحی بهترین توپولوژی شبکه

۵- آموزش شبکه با استفاده از داده های آموزش

#### ۶- شبیه سازی سیستم انتقال توان

مطابق شکل (۳) شبیه سازی شبکه توان با استفاده از نرم افزار MATLAB انجام شده است. خط انتقال مورد استفاده مدل تک

$$|x^a| = |y^b \wedge w_{jk}^{ab}| \geq \rho_a |y^b| \quad (9-1)$$

یا اگر چنین نودی وجود نداشت، الگوی ورودی در لایه  $F_2^a$  مطابق با هیچ الگویی نبوده و بعنوان الگوی جدید دسته بندی می شود.

d. آموزش لایه نگاشت

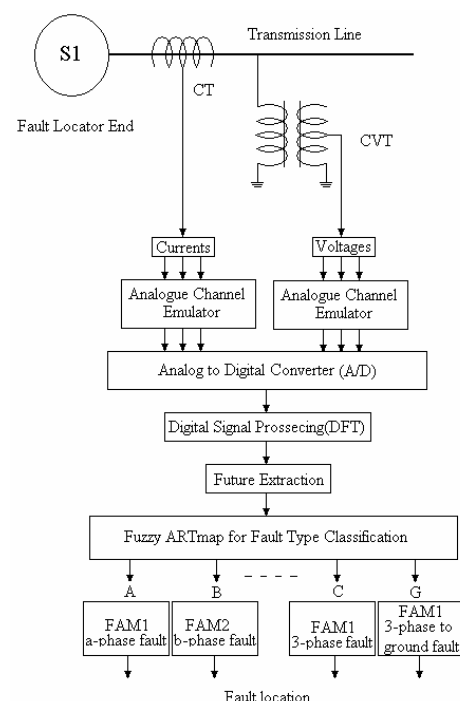
قوانین آموزش چگونگی تغییرات وزنهای لایه نگاشت  $w_{jk}^{ab}$  را در طول زمان آموزش تعیین می کند، وزنهای  $w_{jk}^{ab}$  از طریق مسیر  $F_2^a \rightarrow F^{ab}$  با توجه به رابطه زیر، تنظیم می شود

$$w_{jk}^{ab}(0) = 1 \quad (10-1)$$

در طول زمان تشدید بافعال شدن دسته J در شبکه  $ART_a$ ، بردار لایه نگاشت  $x^{ab}$  معادل  $w_{jk}^{ab}$  خواهد شد. در زمان آموزش سریع یکبار نود J دسته K از شبکه  $ART_b$  را پیش بینی می کند، که ارتباط بین این دو نود بصورت دائم معادل  $w_{JK}^{ab} = 1$  خواهد شد.

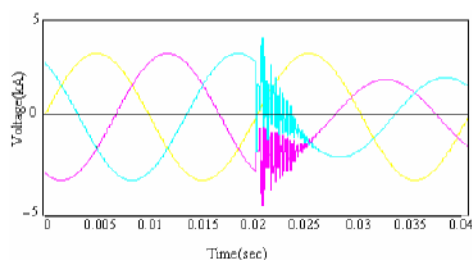
#### ۴- شمای مکان یابی خطا بر اساس شبکه Fuzzy ARTmap

شمای مکان یابی خطا در شکل (۲) نشان داده شده است. روش مورد استفاده بکارگیری شکل موجهای جریان و ولتاژ انتهای خط می باشد.

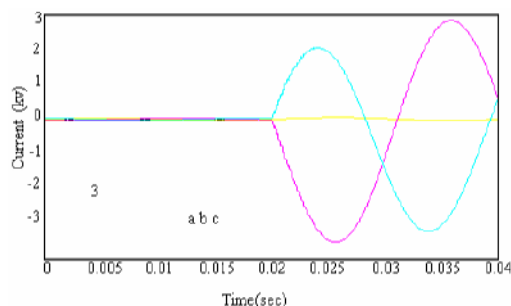


شکل موجهای ولتاژ و جریان را برای خطای رخ داده بین فازهای a و b نشان می‌دهد.

پس از شبیه سازی و تعیین شکل موجهای سیگنال خطا، طیف فرکانسی سیگنالهای بدست آمده را محاسبه نموده و مقادیر با ارزش آنرا جداول سازی می‌کنیم و بعنوان الگوی ورودی به شبکه عصبی ارائه خواهیم نمود. لازم بذکر است در شبکه عصبی یاد شده بردارالگوهای ورودی در لایه اولیه پیش پردازش دارای دو برابر ابعاد اولیه خواهند گردید، زیرا در این شبکه در بردارورودی علاوه بر خود الگوی ورودی اولیه از متمم درایه‌های نرمالیزه شده آن نیز استفاده می‌شود.



(a)



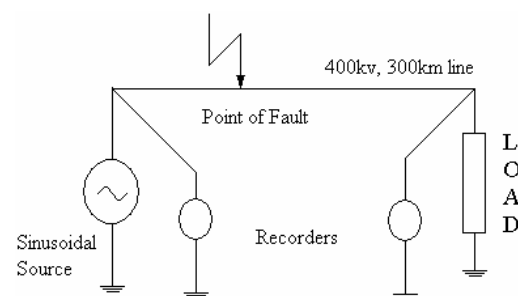
(b)

شکل (۴): شکل موج خطا بین فازهای a و b. (a) ولتاژهای سه فاز. (b) جریانهای سه فاز

## ۸- تحلیل نتایج داده‌های آزمون

به منظور تشریح عملکرد روش مذکور، ضرورتاً از دو دسته داده استفاده شده است. در این روش با توجه تغییر پارامتر مراقبت در شبکه می‌توان دقت یادگیری شبکه را تغییر داد و برای پارامترهای مراقبت نزدیک یک می‌توان دسته بندی مناسبی از الگوهای ورودی

خطی از شبکه ۴۰۰KV و ۱۰۰MVA می‌باشد. توانی صفر و مثبت پارامترهای خط انتقال بصورت زیر می‌باشند:  
 $X_o = 3.2508 \text{ mH/km}$ ,  $R_o = 0.38848 \text{ } \Omega/\text{km}$   
 $R_1 = 0.0233 \text{ } \Omega/\text{km}$ ,  $C_o = 0.0084 \text{ } \mu\text{F/km}$   
 $C_1 = 0.0123 \text{ } \mu\text{F/km}$ ,  $X_1 = 0.95102 \text{ mH/km}$   
ژنراتور و ترانسفورماتور با هم مقدار  $(0.2 + j4.49) \text{ } \Omega$  در نظر گرفته شده‌اند، در صورتیکه امپدانس بار معادل  $(720 + j1.111) \text{ } \Omega$  بوده و بار دارای توان ۲۰۰MVA با ضریب توان ۰.۹ پس فاز می‌باشد و فرکانس سیستم ۵۰Hz در نظر گرفته شده است. در شبیه سازی فرکانس نمونه برداری هر فاز ۸۰  $\mu\text{s}$  در زمان رخداد خطا در نظر گرفته شده است.



شکل (۳): سیستم خط انتقال ۴۰۰kv مورد استفاده در شبیه‌سازی

شبیه سازی های انجام شده نشان می‌دهد زاویه شروع رخداد خطا نیز موثر می‌باشد، بنابراین زاویه شروع خطا نیز در بین محدوده ۰-۱۸۰ در آزمایش مورد بررسی و مطالعه قرار گرفته است. برای هر یک از انواع خطا و یک زاویه شروع مشخص، شبیه سازی برای محل‌های خطا در فاصله ۱۰km برای یک خط بطول ۳۰۰km انجام شده است که تعداد این نقاط خطا معادل ۳۱ نقطه می‌باشد. همچنین زاویه شروع خطا در بازه مذکور برای هر ۴۵ درجه و از صفر درجه شروع گردیده است. بنابراین تعداد کل نمونه‌های بدست آمده معادل ۱۷۰۵ نمونه در نظر گرفته شده است که از این تعداد ۱۶۰۵ نمونه از آن بعنوان نمونه‌های قابل آموزش به شبکه و تعداد ۱۰۰ نمونه بعنوان نمونه‌هایی جهت آزمون در نظر گرفته شده است.

## ۷- نمونه‌های آموزشی و آزمون ارائه شده به شبکه

داده‌های آموزشی مطابق با شکل (۳) در یک شبکه ۴۰۰kv توسط نرم افزار MATLAB شبیه‌سازی گردیده‌اند. شکل (۴)



$$error \ (%) = \frac{actual \ location - desired \ location}{length \ of \ the \ line} \times 100 \quad (1)$$

نتایج بدست آمده جهت تعیین محل خطا در شبکه مذکور مطابق جدول (۱) بازای مقادیر مختلف پارامتر مراقبت بصورت ذیل میباشد.

بدست آورد. البته با توجه به افزایش پارامتر مذکور، تعداد انرونهاى شبکه افزایش خواهد یافت و بطور نوعی تعداد نرونهاى بدست آمده بازای پارامتر مراقبت معادل  $\rho = 0.9$  ، برابر ۳۵ نرون خواهد شد و بازای پارامتر مراقبت معادل  $\rho = 0.98$  ، این تعداد به ۵۷ نرون خواهد رسید. لازم بذکر است در این شبکه تعداد نرونها با توجه نوع آموزش با ناظر و تعیین پارامتر مراقبت و همچنین آموزش بصورت عدم فراموشی و زمان حقیقی توسط شبکه تعیین می گردد و با توجه به پارامترهای مذکور تعداد نرونهاى مورد نیاز توسط شبکه تعیین می شود.

همچنین خطای بدست آمده در نتایج شبیه سازی با استفاده از رابطه (۱) محاسبه گردیده است.

جدول (۱): نتایج حاصله تعیین محل خطا توسط داده های آزمون

خطا (%)	محل خطا (km)		زاویه خطا (°)	پارامتر مراقبت	نوع خطا
	خروجی مطلوب	خروجی واقعی			
۰	۴۰	۴۰	۴۵	۰,۹۸	AG
۰	۱۴۵	۱۴۵	۴۵	۰,۹۵	AC
۱,۶۶	۲۵۵	۲۶۰	۴۵	۰,۹۵	BG
۰,۶۶	۴۸	۵۰	۹۰	۰,۹۸	BC
۰,۳۳	۸۱	۸۰	۰	۰,۹۵	AB
۳,۳۳	۱۲۰	۱۱۰	۰	۰,۹	BCG
۰	۱۲۰	۱۲۰	۰	۰,۹۸	BCG
۱,۶۶	۱۰۵	۱۰۰	۰	۰,۹	ABG
۱,۳۳	۱۴	۱۰	۹۰	۰,۹۸	ABCG
۰,۶۶	۲۱۸	۲۲۰	۴۵	۰,۹۵	ABC

بیشتری پیشگوی می شوند، بنابراین همانطویکه مشاهده میشود در این حالت می توان به خطاهایی در حدود صفر نیز دست پیدا نمود که از لحاظ پیشگویی از اهمیت بسیاری برخوردار است.

همانطور که از نتایج جدول مشاهده می شود، بازای پارامتر های مراقبت نزدیک مقدار یک با توجه به تعداد بیشتر نرونها دقت پاسخگویی بسیار افزایش می یابد و الگوهای مورد آموزش در دسته هایی به مراتب کوچکتر قرار گرفته و الگوهای آزمون با دقت

## ۹- نتیجه گیری





recognition architectures,” Neural Networks, 3, 129-152.

[۶] **G. A Carpenter, S Grossberg, & J.H.Reynolds.** “ARTMAP: Supervised real time learning and classification of nonstationary data by a self-organizing neural network,” Neural Networks, 4, 565-588, (1990b).

[۷] **G. A Carpenter. S Grossberg, D. B. Rosen,** “Fuzzy ART: Fast Stable Learning and Categorization of Analog pattern by an adaptive resonance system,” Neural Networks, Vol 4, pp 759-771, June 1991.

[۸] **G. A Carpenter. S Grossberg, N Markuzon. J. H. Reynolds, and D. B. Rosen,** “Fuzzy ARTMAP: A neural network architecture for incremental supervised learning of analog multidimensional maps”, IEEE Trans.Neural Networks, vol, 3 pp. 698-705, sep. 1992.

[۹] **S. Marriot , Rpbert F .Harrisson** ”A Modified Fuzzy ARTMAP Architecture For The Approximation of Noisy Mapings”, IEEE Neural Networks, Vol.8, No.4, pp.619-641,1995.

[۱۰] **L, Zadeh (1965),** Fuzzy sets, Information and Control, 8, 338-353.

[۱۱] محسن چیت ساز، ناصر ساداتی، مهرداد عابدی، "تشخیص انواع خطا در شبکه‌های انتقال با استفاده از شبکه‌های عصبی Fuzzy ARTmap و PROBART". پایان نامه کارشناسی ارشد، ۱۳۸۱.

[۱۲] محسن چیت ساز، "روشی نو جهت ارائه الگوهای یابری به شبکه‌های عصبی Fuzzy ARTmap"، دوازدهمین کنفرانس بین‌المللی کامپیوتر، دانشگاه شهید بهشتی-۱۳۸۵.

در این مقاله یک شبکه عصبی مصنوعی که علاوه بر دسته بندی خطا، محل خطا را در خطوط انتقال EHV نیز تعیین می نماید شرح داده شد. از این روش میتوان بصورت سخت افزاری و همچنین بطور زمان حقیقی در شبکه های سراسری بهره جست. در اینجا ما از داده های ولتاژ و جریان خط در یک طرف خط استفاده نمودیم، که همانطوریکه در بخش قبل مشاهده شد این شبکه عصبی بازای افزایش پارامتر مراقبت دارای دقت بسیار بالایی می باشد و در برخی از موارد خطا به صفر خواهد رسید . همانطوریکه ملاحظه شد افزایش پارامتر مراقبت باعث افزایش تعداد نرونهای شبکه خواهد شد و در برخی از موارد که نیاز به دقت بسیار بالایی می باشد عموماً می توان پارامتر مراقبت را تا مقادیری نزدیک مقدار یک یا دقت تا حد صد در صد را در نظر گرفت تا دقت مورد نظر حاصل شود. استفاده از این روش باعث سرعت بالا در تشخیص محل خطا، دقت محل رخداد خطا و تعیین نوع خطا خواهد گردید، که در بهبود کیفیت شبکه توان موثر است.

#### ۴- مراجع

[۱] A.J. Mazon, I. Zamora, J.F. Minambres, M.A. Zorrozuza, J.J. Barandiaran, K. Sagastabeitia, “ A new approach to fault location in two-terminal transmission lines using artifical neural networks”, Electric Power Systems Research 56 (2000) 261-266.

[۲] M. Joorabian, S.M.A Taleghani Asl, R.K. Aggarwal “ Accurate fault locator for EHV transmission lies based on radial basis function neural networks” , Electrical Power Systems Research 71 (2004) 195-202.

[۳] **Georgiopolos, M. Heileman, G. L. & Hung, J (1990),** “Convergence properties of learning in ART1,” Neural Computation, 2(4), 502-509.

[۴] **G. A Carpenter, & S Grossberg, (1987b).** “ ART 2: Stable self organization of pattern recognition codes for analog input paterns.” Applied Optics, 26, 4919-4930.

[۵] **G. A Carpenter, & S Grossberg, (1990b).** “ ART 3: search using chemical transmitters in self – organization pattern