

## ارزیابی برون خط پایداری گذرا به وسیله تعیین دقیق CCT با استفاده از شبکه عصبی با ورودی‌های مبتنی بر توابع انرژی

فرید کربلایی<sup>۱</sup>، استادیار؛ حمیدرضا شهابانی<sup>۲</sup>، کارشناس ارشد؛ رضا ابراهیم‌پور<sup>۳</sup>، استادیار

۱- دانشکده مهندسی برق - دانشگاه تربیت دبیر شهید رجایی - تهران - ایران - f\_karbalaee@srttu.edu

۲- دانشکده مهندسی برق - دانشگاه تربیت دبیر شهید رجایی - تهران - ایران - h.shabani@srttu.edu

۳- دانشکده مهندسی کامپیوتر - دانشگاه تربیت دبیر شهید رجایی - تهران - ایران - rebrahimpour@srttu.edu

**چکیده:** یکی از مهم‌ترین مسائل در مطالعات امنیت دینامیکی سیستم‌های قدرت بزرگ، تعیین زمان بحرانی رفع خطا برای مجموعه‌ای از اغتشاش‌های محتمل است. با توجه به تغییر شرایط سیستم، محاسبه زمان بحرانی رفع خطا باید به صورت پی‌درپی و در فواصل زمانی کوتاه انجام شود. این محاسبه هر چند که در شرایط برون خط<sup>۱</sup> صورت می‌گیرد، اما با توجه به حجم بالای محاسبات و فاصله زمانی کوتاه بین دو محاسبه، نیاز به استفاده از روش‌های سریع و با دقت بالا است. در این مقاله با استفاده از شبکه عصبی، تخمین دقیقی از زمان بحرانی رفع خطا به دست می‌آید. ورودی‌های شبکه عصبی از جنس تابع انرژی بوده و فقط با انجام یک‌بار شبیه‌سازی زمانی حاصل می‌شوند. این ورودی‌ها، حداقل انرژی جنبشی، حداکثر انرژی پتانسیل و شیب منحنی حداقل انرژی جنبشی می‌باشند. شبیه‌سازی‌های انجام شده در دو سیستم ۹ و ۳۹ شینه IEEE نشان می‌دهد که شبکه عصبی طراحی شده با دقت قابل قبولی زمان بحرانی رفع خطا را تخمین می‌زند.

**واژه‌های کلیدی:** زمان بحرانی رفع خطا، انرژی بحرانی، سطح مرزی انرژی پتانسیل، نقاط تعادل ناپایدار، حداقل انرژی جنبشی، شبکه عصبی پرسپترون چندلایه.

## Critical Clearing Time Assessment in the Off-line Transient Stability Studies using Neural Network with Energy Functions-based Inputs

Farid Karbalaee, Assistant Professor<sup>1</sup>; Hamid Reza Shabani, MSc<sup>2</sup>; Reza Ebrahimpour, Assistant Professor<sup>3</sup>

1- Faculty of Electrical Engineering, University of Shahid Rajaee Teacher Training, Tehran, Iran, Email: f\_karbalaee@srttu.edu

2- Faculty of Electrical Engineering, University of Shahid Rajaee Teacher Training, Tehran, Iran, Email: h.shabani@srttu.edu

3- Faculty of Computer Engineering, University of Shahid Rajaee Teacher Training, Tehran, Iran, Email: rebrahimpour@srttu.edu

**Abstract:** One of the important subjects in the dynamic security of large power systems is transient stability assessment for a set of probable disturbances. Due to changing system conditions, the critical clearing time calculation must be performed sequentially and in short time intervals. Although the computation is performed off-line, quick and accurate methods are needed because the computation amount is high and it must be repeated in short time intervals. In this paper a neural network is used to obtain an accurate estimation of the critical clearing time. The neural network inputs are minimal kinetic energy, critical energy and the slope of minimal kinetic energy curve. They are obtained using only one time simulation. The proposed method has been simulated on 9 and 39 - bus test systems. The results show that the designed neural network accurately estimates the critical clearing time.

**Keywords:** Critical clearing time, Critical energy, Potential energy boundary surface, Unstable equilibrium point, Kinetic energy, Multi layer perceptron.

تاریخ ارسال مقاله: ۱۳۹۳/۰۸/۱۳

تاریخ اصلاح مقاله: ۱۳۹۳/۱۰/۰۹

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۳/۱۲/۲۴

نام نویسنده مسئول: فرید کربلایی

نشانی نویسنده مسئول: تهران - لویزان - خیابان شهید شعبانلو - دانشگاه تربیت دبیر شهید رجایی - دانشکده مهندسی برق.

## ۱- مقدمه

یکی از عوامل مهم در مطالعات ارزیابی امنیت دینامیکی شبکه، بررسی پایداری گذرای آن است. پایداری گذرا توانایی سیستم در حفظ سنکرونیسم، هنگام وقوع اغتشاش‌های بزرگ است. یکی از متغیرهای مهم در این زمینه، تعیین زمان بحرانی رفع خطا (CCT)<sup>۲</sup> است. زمان بحرانی رفع خطا حداکثر زمانی است که اگر کلیدها پس از بروز اغتشاش شدید تا آن زمان عمل نکنند، سیستم حالت سنکرونیسم خود را از دست خواهد داد [۱].

تا قبل از سال ۱۹۶۶ که روش تابع انرژی گذرا جهت تعیین پایداری سیستم‌های قدرت مطرح گردید، به‌منظور بررسی پایداری گذرا تنها از روش شبیه‌سازی زمانی استفاده می‌شد. در این روش، معادلات دیفرانسیل غیر خطی شبکه که شامل معادلات ماشین و معادلات سیستم می‌باشند، به‌صورت گام‌به‌گام حل شده و با توجه به تغییرات سرعت و زاویه روتور مولدها ارزیابی پایداری گذرا صورت می‌گیرد [۲]. روش شبیه‌سازی زمانی مطمئن‌ترین روش در ارزیابی پایداری گذرا است. با استفاده از این روش می‌توان از مدل با جزئیات بیشتر برای مولدهای شبکه استفاده کرد. اما استفاده از این روش، زمان‌بر بوده و بیشتر برای کاربردهای طراحی و برنامه‌ریزی شبکه مناسب است. در هنگام بهره‌برداری از سیستم قدرت، بررسی مجموعه بزرگی از اغتشاش‌های محتمل با استفاده از روش شبیه‌سازی زمانی امکان‌پذیر نیست.

جهت تعیین سریع زمان بحرانی رفع خطا، روش‌های مستقیم بر مبنای تابع انرژی لیاپانوف مطرح گردیده است. نتایج حاصله از روش‌های مستقیم نشان داده است که ارزیابی انجام‌شده بدین شکل علی‌رغم سرعت بالا و حجم محاسبات کم از دقت قابل قبولی برخوردار نیست [۳]. در ابتدای استفاده از روش‌های تابع انرژی، نتایج به‌دست‌آمده بسیار محافظه‌کارانه بودند. به‌طور نمونه می‌توان به روش پیشنهادی در مرجع [۴] که در آن، جهت محاسبه انرژی بحرانی از کمترین مقدار انرژی نقاط تعادل ناپایدار استفاده شده است؛ اشاره کرد. انرژی بحرانی حداکثر مقدار انرژی تزریق‌شده به سیستم در دوره حین خطا است که سبب خروج از سنکرونیسم نمی‌شود. در روش‌های بعدی به‌جای به‌کارگیری نقطه تعادل ناپایداری که دارای کمترین مقدار انرژی پتانسیل است، از نزدیک‌ترین نقطه تعادل ناپایدار به خط سیر سیستم استفاده شده است. با انجام این کار خطای محاسبات کمتر می‌شود، اما تعیین این نقطه تعادل ناپایدار کار دشواری است [۵]. روش دیگر این است که انرژی بحرانی برابر با حداکثر مقدار انرژی پتانسیل در دوره حین خطا انتخاب گردد. این کار با انجام یک‌بار شبیه‌سازی زمانی صورت می‌گیرد و نیازی به محاسبه نقطه تعادل ناپایدار نیست [۶]. مطالعات نشان می‌دهند که هیچ‌کدام از روش‌های تابع انرژی به‌تنهایی نمی‌توانند زمان بحرانی رفع خطا را با دقت قابل قبولی تعیین کنند.

در ادامه جهت توسعه و بهبود روش‌های ارزیابی پایداری گذرا، روش ترکیبی اولین بار توسط آقای ماریا در سال ۱۹۹۰ ارائه شد. در این روش، از ویژگی‌های مطلوب هر دو روش شبیه‌سازی زمانی و مستقیم استفاده شده است [۷]. یکی از روش‌های ترکیبی روش ارائه‌شده در مراجع [۸، ۹] است. بر پایه کارهای انجام‌شده در این مراجع مشخص گردید که بین حداقل انرژی جنبشی و زمان رفع خطا رابطه‌ای خطی وجود دارد. همچنین شیب منحنی حداقل انرژی جنبشی با شیب منحنی انرژی کل در دوره حین خطا یکسان است. این مطلب سرعت تخمین زمان بحرانی رفع خطا را نسبت به روش شبیه‌سازی زمانی افزایش می‌دهد و همچنین دارای دقت تخمین بهتری نسبت به روش‌های مستقیم است، اما همچنان نیاز به انجام چند مرحله شبیه‌سازی زمانی وجود دارد [۱۰]. علی‌رغم به‌کارگیری روش‌های ترکیبی، ارزیابی پایداری گذرا برای تمامی خطاهای محتمل در یک سیستم قدرت بزرگ بسیار مشکل است.

یکی دیگر از روش‌های ارزیابی پایداری گذرا مخصوصاً در کاربردهای عملی، استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی است. در این روش‌ها از متغیرهای شبکه اعم از ولتاژ، توان، سرعت و زاویه روتور مولدها به‌عنوان ورودی به شبکه‌های عصبی استفاده می‌شود. در سال‌های اخیر استفاده از شبکه‌های عصبی و تکنیک‌های تشخیص الگو خصوصاً برای کاربردهای برخط<sup>۳</sup> ارزیابی پایداری گذرا بسیار مورد توجه قرار گرفته است. از شبکه‌های عصبی در پایداری گذرا، به دو صورت برخط و برون خط استفاده می‌شود. در استفاده برخط، هدف تعیین وضعیت پایداری یا ناپایداری یک اغتشاش به وقوع پیوسته در کوتاه‌ترین زمان ممکن است. برای یک اغتشاش ناپایدار، حداکثر ۱ ثانیه زمان برای تشخیص و انجام اقدامات اضطراری وجود دارد. در این حالت، شبکه عصبی باید بتواند طی حداکثر چند سیکل، ناپایداری را تشخیص دهد. در این کاربرد نیازی به تعیین CCT نیست. در کاربرد برون خط، هدف تعیین سریع و دقیق CCT برای مجموعه‌ای از اغتشاش‌های محتمل است. این کار هرچند که به‌صورت برون خط انجام می‌شود اما با توجه به حجم بالای محاسبات و فاصله زمانی کوتاه بین دو محاسبه، نیاز به استفاده از روش‌های سریع و با دقت بالا است [۱۱]. در مرجع [۱۲] از شبکه عصبی جهت ارزیابی پایداری گذرا استفاده شده است که زمان بحرانی رفع خطا را تخمین می‌زند. نتایج شبیه‌سازی تنها برای یک سیستم قدرت کوچک آورده شده است. در مرجع [۱۳] یک روش تشخیص الگوی تطبیقی برای تخمین زمان بحرانی رفع خطا با استفاده از شبکه‌های عصبی ارائه می‌گردد. در کار انجام‌گرفته در مرجع [۱۴] از یک شبکه عصبی جهت طبقه‌بندی استفاده گردیده است. ورودی‌های شبکه عصبی حاشیه انرژی و زاویه نقاط تعادل ناپایدار مولدهای بحرانی بوده و خروجی آن وضعیت آسیب‌پذیری سیستم قدرت است. در مرجع [۱۵] جهت تعیین سریع زمان بحرانی رفع خطا در شبکه‌های عملی با الگوهای بار و خروجی خطوط متفاوت، از شبکه‌های عصبی استفاده شده است. در مرجع

شیب این منحنی نیز به عنوان ورودی شبکه عصبی در نظر گرفته شده است. در این ارزیابی تنها از یک شبکه عصبی برای شرایط کاری متفاوت و اتصال کوتاه‌های مختلف استفاده شده است. شبیه‌سازی‌های انجام شده نشان می‌دهند که زمان بحرانی رفع خطای تخمینی دارای دقت بسیار بالایی نسبت به روش‌های تابع انرژی و ترکیبی است. در ادامه، مطالب مقاله بدین شکل سازمان‌دهی گشته است. در بخش ۲ مدل‌سازی شبکه قدرت چندماشین در ارزیابی پایداری گذرا مطرح شده است. در بخش ۳ یک معرفی ساده از شبکه عصبی استفاده شده ارائه گردیده است. در بخش‌های ۴ و ۵ نحوه انتخاب و تعیین ورودی‌های شبکه عصبی تشریح شده و سرانجام در بخش ۶ نتایج شبیه‌سازی‌های انجام شده در دو سیستم نمونه ۹ و ۳۹ شینه IEEE آمده است.

## ۲- مدل‌سازی سیستم

در ارزیابی پایداری گذرای نوسان اول، از مدل کلاسیک برای مولدها استفاده می‌شود. بر این اساس، معادلات دینامیکی مولدها در قالب مرجع مرکز اینرسی (COI) به صورت رابطه (۱) بیان می‌گردد.

$$M_i \frac{d\tilde{\omega}_i}{dt} = p_i - \sum_{j=1, j \neq i}^m [C_{ij} \sin \theta_{ij} + D_{ij} \cos \theta_{ij}] - \frac{M_i}{M_T} P_{COI} \quad (1)$$

$$\frac{d\theta_i}{dt} = \tilde{\omega}_i \quad i = 1, 2, \dots, m$$

پارامترهای معادلات رابطه (۱) در رابطه (۲) نشان داده شده است.

$$P_{COI} = \sum_{i=1}^m P_i - 2 \sum_{i=1}^{m-1} \sum_{j=i+1}^m D_{ij} \cos \theta_{ij} \quad P_i = P_{mi} - |E_i|^2 G_{ii}$$

$$\delta_o = \frac{1}{M_T} \sum_{i=1}^m M_i \delta_i \quad \omega_o = \frac{1}{M_T} \sum_{i=1}^m M_i \tilde{\omega}_i$$

$$\tilde{\omega}_i \triangleq \omega_i - \omega_o \quad \theta_{ij} \triangleq \theta_i - \theta_j$$

$$\theta_i \triangleq \delta_i - \delta_o \quad C_{ij} = E_i E_j B_{ij} \quad (2)$$

$$M_i = \frac{2H_i}{\omega_s} \quad D_{ij} = E_i E_j G_{ij}$$

اگر سیستم پس از رفع خطا که توسط رابطه (۱) نشان داده شده است، در  $\theta = \theta^s$  و  $\tilde{\omega} = 0$  دارای نقطه تعادل پایدار باشد، تابع انرژی گذرا به صورت رابطه (۳) نشان داده می‌شود. تابع انرژی شامل هر دو بخش جنبشی و پتانسیل بوده و همواره برای سیستم پس از رفع خطا تعریف می‌گردد [۲۳].

$$V(\theta, \tilde{\omega}) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m M_i \tilde{\omega}_i^2 - \sum_{i=1}^m P_i (\theta_i - \theta_i^s)$$

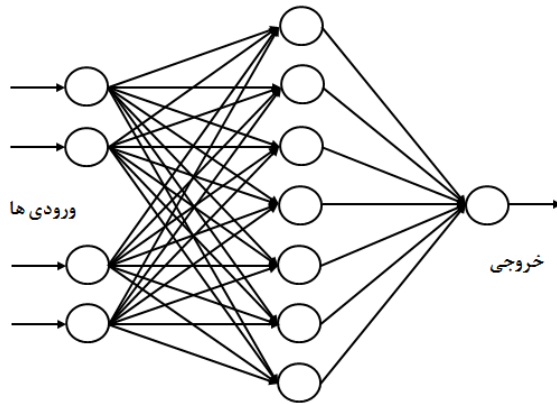
$$- \sum_{i=1}^{m-1} \sum_{j=i+1}^m \left[ C_{ij} (\cos \theta_{ij} - \cos \theta_{ij}^s) - \int_{\theta_i^s + \theta_j^s}^{\theta_i + \theta_j} D_{ij} \cos \theta_{ij} d(\theta_i + \theta_j) \right] \quad (3)$$

علائم اختصاری روابط در جدول ۱ آمده است.

[۱۶] با استفاده از یک الگوی آموزش ویژه جهت کاهش خطای طبقه‌بندی در سیستم‌های قدرت، ارزیابی پایداری گذرا برای یک شبکه ۵۳ ماشینه صورت گرفته است. با استفاده از دو نوع متفاوت شبکه عصبی، در مرجع [۱۷] مدل‌سازی دینامیکی سیستم صورت گرفته و با پیش‌بینی زاویه و سرعت مولدها ارزیابی پایداری گذرا انجام می‌شود. در مرجع [۱۸] ارزیابی پایداری گذرا بر اساس الگوریتم طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان (SVM) انجام می‌گردد. در این روش وضعیت پایداری گذرای سیستم قدرت، بعد از بروز یک اغتشاش بزرگ، بر اساس مقادیر اندازه‌گیری شده ولتاژ، سرعت و زاویه روتور مولدها پیش‌بینی می‌شود. این مقادیر در لحظه رفع خطا به عنوان ورودی به یک طبقه‌بندی کننده SVM اعمال می‌شود تا وضعیت پایداری گذرا را پیش‌بینی کند. در مرجع [۱۹] از یک طبقه‌بندی کننده دیگر که (BVM) نامیده می‌شود جهت ارزیابی پایداری گذرا استفاده شده است. BVM به فضا و زمان آموزش کمتری نسبت به SVM و سایر الگوریتم‌های آموزش ماشین، نیاز دارد.

در سال‌های اخیر نیز در بخش قابل توجهی از کارهای انجام شده در زمینه ارزیابی برخط پایداری گذرا از شبکه‌های عصبی استفاده شده است که در بیشتر آن‌ها هدف طبقه‌بندی حالت‌های پایدار از ناپایدار است. باید توجه داشت که در کاربردهای برخط، کاربر شبکه علاقه‌ای به محاسبه زمان بحرانی رفع خطا ندارد و معمولاً هدف، طبقه‌بندی حالت‌های پایدار/ناپایدار شبکه در کوتاه‌ترین زمان ممکن و به ازای خطاهای محتمل است [۲۰، ۲۱]. اما در مرجع [۲۲] جهت ارزیابی برخط پایداری گذرا از یک شبکه عصبی پرسپترون چندلایه (MLP) استفاده شده است که زمان بحرانی رفع خطا را تخمین می‌زند. در این مرجع، شبکه عصبی تنها برای یک اغتشاش آموزش داده می‌شود. به عبارتی برای هر اغتشاش باید یک شبکه عصبی مجزا آموزش داده شود. ورودی‌های این شبکه ولتاژ شین‌ها، توان اکتیو و راکتیو تمامی مولدها و بارها و دامنه ولتاژ سیستم تحریک مولدها است. در این مرجع از مدل دومحوری برای مولدها استفاده شده است.

در این مقاله هدف نویسندگان تعیین زمان بحرانی رفع خطا با بالاترین دقت و البته سرعت مناسب است. همان‌طور که بیان شد از شبکه‌های عصبی بیشتر در کاربردهای عملی و برخط، جهت طبقه‌بندی حالت‌های پایدار/ناپایدار استفاده شده است. در این مقاله جهت بالا بردن دقت و همچنین سرعت در تخمین زمان بحرانی رفع خطا برای کاربردهای برون خط، محاسبه زمان بحرانی رفع خطا برای مجموعه‌ای از اغتشاش‌های محتمل است. این کار هر چند که به صورت برون خط انجام می‌شود، اما از آنجائی که به صورت پی‌درپی و در فواصل زمانی کوتاه تکرار می‌گردد، باید علاوه بر دقت، دارای سرعت محاسبه بالا نیز باشد. ورودی‌های شبکه عصبی از جنس تابع انرژی بوده و فقط با انجام یک‌بار شبیه‌سازی زمانی حاصل می‌شوند. با توجه به نتایج روش‌های ترکیبی و ویژگی‌های مفید منحنی حداقل انرژی جنبشی،



لایه های پنهانی

شکل ۱: شبکه عصبی پرسپترون چندلایه با یک لایه پنهانی

جدول ۱: فهرست علائم اختصاری

$M_i$	ثابت اینرسی مولد نام
$\delta_i$	زاویه مولد نام نسبت به دستگاه مرجع سنکرون
$P_{mi}$	توان مکانیکی ورودی به مولد نام
$m$	تعداد مولدها
$\omega_f$	سرعت زاویه‌ای روتور مولد نام
$\omega_s$	سرعت سنکرون برحسب رادیان بر ثانیه
$E_i$	ولتاژ ثابت پشت راکتانس گذرای مولد نام
$B_{ij}$	عنصر موهومی ماتریس ادمیتانس
$G_{ij}$	عنصر حقیقی ماتریس ادمیتانس

### ۳- شبکه عصبی استفاده شده

شبکه‌های عصبی، نوعی مدل‌سازی ساده‌انگارانه از سیستم‌های عصبی واقعی هستند که کاربردهای فراوانی در حل مسائل مختلف دارند. ویژگی‌های شبکه‌های عصبی استفاده از آن‌ها را در بسیاری از مسائل مهندسی جذاب می‌کند. یکی از مرسوم‌ترین انواع شبکه‌های عصبی، پرسپترون چندلایه است. شبکه‌های عصبی با استفاده از مجموعه داده‌های واقعی ورودی و خروجی، الگوریتم‌های آموزشی را به‌کار می‌گیرند تا ارتباطات پنهانی میان داده‌های ورودی و خروجی را از طریق ضرایب وزنی، بایاس‌ها و توابع اعمالی به خروجی‌های هر لایه پیدا کنند.

از جمله الگوریتم‌های آموزش شبکه‌های عصبی الگوریتم پس انتشار خطا است. در این الگوریتم در هر مرحله مقدار خروجی محاسبه شده جدید، با مقدار واقعی مقایسه شده و با توجه به خطای به‌دست آمده به اصلاح وزن‌ها و بایاس‌های شبکه پرداخته می‌شود. به‌نحوی که در انتهای هر تکرار اندازه خطای حاصله کمتر از میزان به‌دست آمده در تکرار قبلی باشد. امروزه استفاده از شبکه‌های عصبی جهت ارزیابی پایداری گذرای سیستم قدرت مرسوم است [۱۱].

### شبکه عصبی پرسپترون چندلایه (MLP)

یکی از ساده‌ترین و درعین حال کارآمدترین چیدمان‌های پیشنهادی برای استفاده در مدل‌سازی عصب‌های واقعی، مدل پرسپترون چندلایه است. این شبکه شامل یک لایه ورودی و یک لایه خروجی (حاوی نرون‌های ورودی و خروجی) و یک یا چندلایه پنهانی (شامل نرون‌های پنهانی) است. تعداد نرون‌ها در لایه‌های ورودی و خروجی به نوع مسئله وابسته است، درحالی که تعداد نرون در لایه‌های پنهانی دلخواه بوده و با آزمون و خطا محاسبه می‌گردند.

شکل ۱ یک شبکه عصبی MLP را با یک لایه پنهانی نشان می‌دهد. در این ساختار، تمام نرون‌های یک لایه به تمام نرون‌های لایه بعد متصل هستند. این چیدمان اصطلاحاً یک شبکه با اتصالات کامل را تشکیل می‌دهد [۱۱].

### ۴- انتخاب ورودی‌های شبکه عصبی

نوع ورودی و تعداد آن در نحوه عملکرد و کارایی شبکه‌های عصبی بسیار تأثیرگذار است. در مسائل مربوط به ارزیابی پایداری گذرا، بیشتر از سرعت و زاویه مولدها به‌عنوان ورودی استفاده می‌شود. در برخی از کارها علاوه بر سرعت و زاویه، از ولتاژ و توان‌های اکتیو و راکتیو شین‌های سیستم نیز جهت اعمال به شبکه‌های عصبی استفاده شده است. در کاربردهای برخی نیاز به محاسبه زمان بحرانی رفع خطا احساس نمی‌شود و هدف، بیشتر تشخیص پایداری/ناپایداری شبکه در کوتاه‌ترین زمان است. بر این اساس هرچقدر زمان صرف شده برای تولید ورودی‌ها کمتر باشد ما به کاربردهای برخی نزدیک‌تر می‌شویم. در مقاله حاضر هدف، تعیین دقیق زمان بحرانی رفع خطا برای مجموعه‌ای از اغتشاش‌های محتمل است. این کار هرچند که به‌صورت برون خط انجام می‌شود، اما از آنجایی که به‌صورت پی‌درپی و در فواصل زمانی کوتاه تکرار می‌گردد باید علاوه بر دقت، دارای سرعت محاسبه بالا نیز باشد.

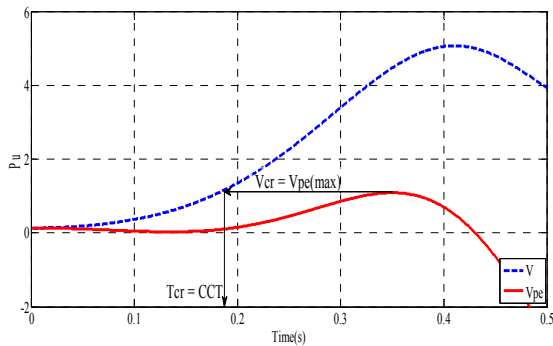
جهت انتخاب ورودی‌ها آزمون‌های متعددی انجام و نتایج مورد بررسی قرار گرفت. سرانجام با توجه به نتایجی که از انجام شبیه‌سازی‌های مختلف حاصل شد، ۳ ورودی برای شبکه عصبی انتخاب گردید. این ورودی‌ها عبارت‌اند از:

- ۱- حداکثر انرژی پتانسیل.
- ۲- مقدار حداقل انرژی جنبشی در لحظه برخورد با سطح مرزی انرژی پتانسیل (PEBS)<sup>۸</sup>.
- ۳- شیب منحنی حداقل انرژی جنبشی.

### ۵- نحوه تولید داده‌های ورودی

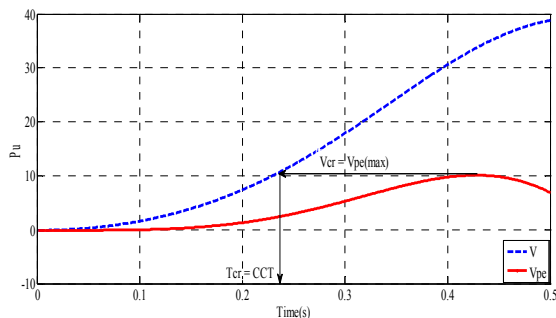
کاربرد شبکه‌های عصبی مستلزم این است که ابتدا شبکه با اطلاعات کافی تحت آموزش قرار گیرد. یکی از مزایای مهم روش مطرح شده این است که فقط با انجام یک‌بار شبیه‌سازی زمانی، اطلاعات ورودی حاصل

بحرانی) می‌شود. بر این اساس، با روش سطح مرزی انرژی پتانسیل، زمان بحرانی رفع خطا برابر با  $0/1818$  ثانیه تخمین زده می‌شود. در صورتی که زمان بحرانی رفع خطای واقعی محاسبه شده با استفاده از روش شبیه‌سازی زمانی برابر  $0/163$  ثانیه است. مشاهده می‌شود که در زمان به‌دست آمده از این روش نزدیک به ۱۱ درصد خطا وجود دارد.



شکل ۲: منحنی انرژی پتانسیل و انرژی کلی سیستم در حین خطا

شکل ۳، نمونه‌ای از نتایج شبیه‌سازی بر روی شبکه ۳۹ شینه IEEE را نشان می‌دهد. در این شبیه‌سازی اتصال کوتاه بر روی شین ۱۱ اتفاق افتاده است.



شکل ۳: منحنی انرژی پتانسیل و انرژی کلی سیستم در حین خطا

با استفاده از روش سطح مرزی انرژی پتانسیل، زمان بحرانی رفع خطا برابر  $0/23$  ثانیه به‌دست می‌آید، در حالی که مقدار واقعی زمان بحرانی رفع خطا برابر  $0/247$  ثانیه است. در این شبکه نیز اختلاف نسبتاً زیادی در تخمین زمان بحرانی رفع خطا دیده می‌شود. مشاهده گردید که اطلاعات موجود در نقطه حداکثر انرژی پتانسیل که هم‌زمان با حداقل انرژی جنبشی اتفاق می‌افتد نمی‌تواند منجر به تعیین دقیق زمان رفع خطای بحرانی گردد. از این رو برای ورودی شبکه عصبی از اطلاعات موجود در منحنی حداقل انرژی جنبشی نیز استفاده شده است که در ادامه شرح داده می‌شود.

#### ۲-۵- تعیین شیب منحنی حداقل انرژی جنبشی

سومین ورودی شبکه عصبی شیب منحنی حداقل انرژی جنبشی است. با توجه به نتایج مطرح شده در مراجع [۹،۸] شیب منحنی انرژی کل در دوره حین خطا با شیب منحنی حداقل انرژی جنبشی که به ازای

می‌شود که این امر سبب کاهش محاسبات و تسریع در تخمین دقیق زمان بحرانی رفع خطا نسبت به روش شبیه‌سازی زمانی خواهد شد.

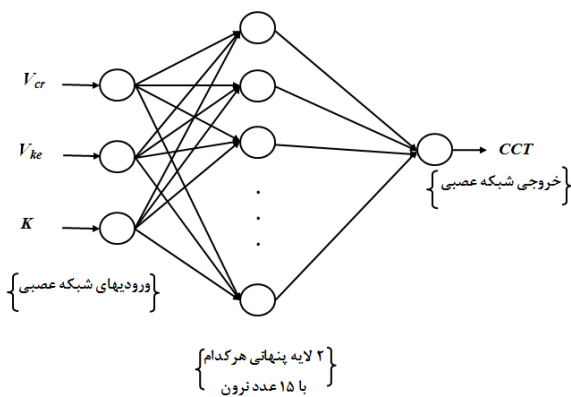
#### ۵-۱- تعیین حداکثر انرژی پتانسیل و حداقل انرژی جنبشی

در روش سطح مرزی انرژی پتانسیل، مقدار انرژی بحرانی برابر با حداکثر مقدار انرژی پتانسیل است. بر این اساس، برای هر اغتشاش، شبیه‌سازی زمانی با حضور خطا ادامه می‌یابد و منحنی‌های انرژی کل، جنبشی و پتانسیل پایش می‌شوند. لحظه‌ای که خط سیر سیستم در دوره حین خطا، سطح مرزی انرژی پتانسیل PEBS را قطع می‌کند، انرژی پتانسیل حداکثر مقدار خود را خواهد داشت که همان انرژی بحرانی است. به این طریق، انرژی بحرانی به‌عنوان اولین ورودی شبکه عصبی حاصل می‌شود. سطوح انرژی پتانسیل فضای چندبعدی است که محورهای مختصات این فضا زاویه روتور مولدها هستند. لبه‌های این سطوح که از اتصال نقاط تعادل ناپایدار حاصل می‌شوند سطح مرزی انرژی پتانسیل را می‌سازند.

در مطالعات ارزیابی پایداری گذرا، ضریب میرایی در مدل دینامیکی مولد برابر صفر فرض می‌شود. بنابراین، مجموع انرژی جنبشی و پتانسیل پس از رفع خطا ثابت می‌ماند. در نتیجه حداکثر مقدار انرژی پتانسیل دقیقاً زمانی اتفاق می‌افتد که انرژی جنبشی حداقل مقدار خود را دارد. بر این اساس، در لحظه برخورد خط سیر سیستم با سطح مرزی انرژی پتانسیل، مقدار انرژی جنبشی حداقل خواهد بود. بدین شکل با استفاده از روش سطح مرزی انرژی پتانسیل، علاوه بر ورودی اول، دومین ورودی شبکه عصبی نیز حاصل می‌گردد. مقدار غیر صفر انرژی جنبشی در لحظه برخورد با سطح مرزی انرژی پتانسیل، به سبب حضور مولدهایی است که در خروج از حالت سنکرونیزم نقشی ندارند.

در روش سطح مرزی انرژی پتانسیل همان‌طور که گفته شد، فرض می‌کنیم اتصال کوتاه تا لحظه برخورد خط سیر سیستم به سطح مرزی انرژی پتانسیل ادامه پیدا کند. انرژی پتانسیل در لحظه برخورد به‌عنوان انرژی بحرانی در نظر گرفته می‌شود. باید توجه داشت که در روش سطح مرزی انرژی پتانسیل نیز همانند روش پیشنهادی مقاله، مقدار زمان بحرانی رفع خطا با انجام یک‌بار شبیه‌سازی زمانی به‌دست می‌آید، اما نتیجه حاصل دارای خطای زیادی نسبت به روش شبیه‌سازی زمانی است. بنابراین لزوم ایجاد یک روش دقیق اما با حجم محاسبات کم و سرعت بالا احساس می‌شود. در ادامه، این موضوع با انجام شبیه‌سازی‌های متعدد نشان داده شده است. به‌عنوان نمونه نتیجه شبیه‌سازی با فرض اتصال کوتاه روی شین شماره ۷ در سیستم ۹ شینه IEEE در شکل ۲ نشان داده شده است.

شکل ۲ منحنی انرژی پتانسیل به همراه انرژی کلی سیستم در دوره حین خطا را نشان می‌دهد. منحنی توپر بیانگر انرژی پتانسیل و منحنی خط‌چین نشان‌دهنده انرژی کل است. زمان بحرانی رفع خطا، زمانی است که انرژی کل برابر با حداکثر مقدار انرژی پتانسیل (انرژی



شکل ۵: نمایش ساختار ورودی‌ها و خروجی شبکه عصبی

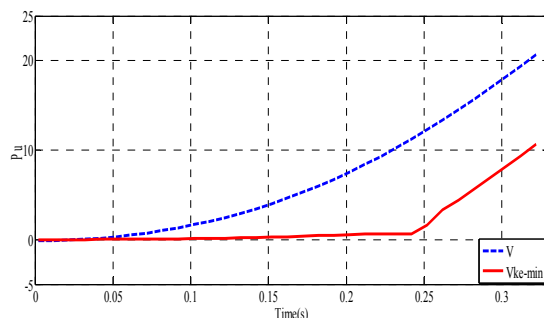
### ۶- شبیه‌سازی

برای تولید اطلاعات کافی جهت آموزش و آزمایش شبکه عصبی، اتصال کوتاه روی شین‌های مختلف ایجاد شده و به ازای هر اتصالی، توان‌های مختلفی برای مولدها در نظر گرفته شده است. رفع اتصالی در شین‌های مختلف به دو صورت انجام شده است. در حالت اول، اتصالی با قطع خط رفع می‌شود و در حالت دوم، اتصالی خودبه‌خود و بدون قطع خط برطرف می‌گردد. شبیه‌سازی‌ها در دو سیستم ۹ و ۳۹ شینه IEEE انجام شده است.

#### ۶-۱- شبیه‌سازی روی سیستم ۹ شینه IEEE

در این سیستم با فرض وقوع اتصال کوتاه در نقاط مختلف سیستم قدرت در مجموع برای ۱۶۰ حالت مختلف کاری، شبیه‌سازی زمانی صورت گرفته و ۱۶۰ نمونه اطلاعات ورودی و خروجی ایجاد شده است. از مجموع اطلاعات ایجاد شده، ۷۰ درصد برای آموزش شبکه عصبی و ۳۰ درصد باقی‌مانده جهت آزمایش استفاده می‌شود. برای انجام شبیه‌سازی از قسمت برازش منحنی در بخش شبکه عصبی نرم‌افزار MATLAB استفاده شده است. بعد از انجام مراحل آموزش، شبکه با ۳۰ درصد باقی‌مانده اطلاعات ایجاد شده، جهت تخمین زمان بحرانی رفع خطا تحت آزمایش قرار می‌گیرد. نتایج در شکل ۶ آمده است. محور افقی، خروجی مطلوب (CCT واقعی) بوده که با Target نمایش داده شده و محور عمودی خروجی شبکه عصبی یا مقدار تخمینی CCT است که با  $y$  مشخص شده است. همان‌طور که در شکل ۶ مشاهده می‌شود، ضریب هم‌بستگی در قسمت آزمایش برابر  $0.98349$  و در حالت کلی برابر با  $0.98454$  می‌گردد. نتایج، نشان‌دهنده کارایی خوب شبکه عصبی جهت تخمین زمان بحرانی رفع خطا است.

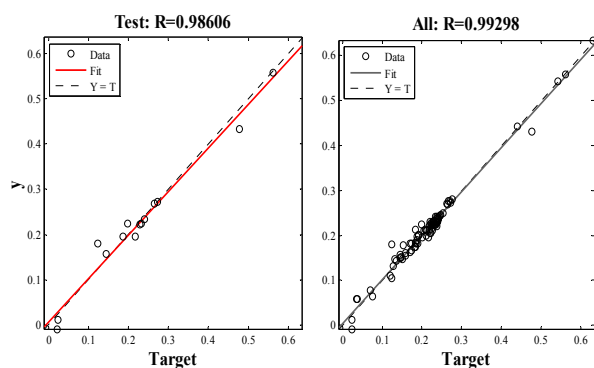
زمان‌های مختلف رفع خطا حاصل می‌شود برابر است. این موضوع در شکل ۴ با انجام شبیه‌سازی روی شبکه ۳۹ شینه نشان داده شده است. در این شکل می‌توان برای تعیین شیب منحنی حداقل انرژی جنبشی، منحنی انرژی کل را در دوره حین خطا ترسیم کرد. با توجه به شکل ۴ منحنی توپر معرف حداقل مقدار انرژی جنبشی و منحنی خط‌چین نشان‌دهنده انرژی کل است.



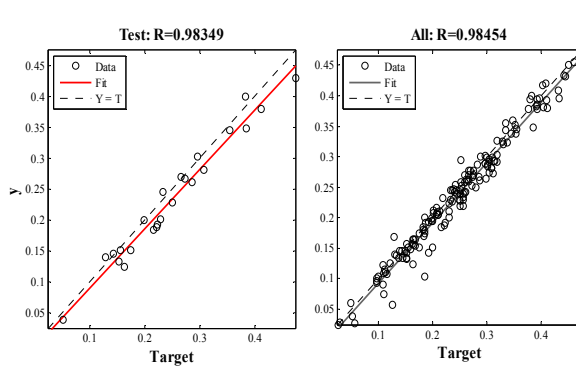
شکل ۴: منحنی حداقل انرژی جنبشی و انرژی کل بر حسب زمان رفع خطا

تفاوت معنی‌داری بین دو بخش منحنی حداقل انرژی جنبشی دیده می‌شود. اگر سیستم پایدار باشد تقریباً تمام انرژی جنبشی، توسط سیستم جذب می‌شود. در نتیجه شیب منحنی در قسمت پایدار کم بوده و مقدار حداقل انرژی جنبشی در این حالت نزدیک به صفر است. اما در حالت ناپایدار هنگامی که خط سیر سیستم به سطح مرزی انرژی پتانسیل برخورد می‌کند، هنوز تمام انرژی جنبشی به‌وسیله سیستم جذب نشده است. بنابراین، در حالت ناپایدار مقدار حداقل انرژی جنبشی غیر صفر و بیشتر از حالت پایدار خواهد بود. افزایش شیب منحنی حداقل انرژی جنبشی، در حوالی زمان بحرانی رفع خطا اتفاق می‌افتد. بنابراین، با داشتن شیب این منحنی می‌توان نقطه برخورد با محور زمان را که تقریبی از زمان بحرانی رفع خطا است، تعیین کرد. در برخی از مراجع از این روش جهت تعیین زمان بحرانی رفع خطا استفاده شده است. اما با وجود دقت مناسب همچنان نیاز به انجام چند مرحله شبیه‌سازی زمانی وجود دارد [۱۰].

با توجه به رابطه خطی که بین حداقل انرژی جنبشی و زمان رفع خطا وجود دارد، از شیب حداقل انرژی جنبشی نیز به‌عنوان یکی از ورودی‌های شبکه عصبی استفاده شده است. بدین شکل در روش پیشنهادی مقاله فقط با انجام یک‌بار شبیه‌سازی زمانی، ورودی‌های شبکه عصبی ایجاد می‌شود و تخمین زمان بحرانی رفع خطا با دقت بالایی حاصل می‌گردد. در شکل ۵ نمایش ساختار ورودی‌ها و خروجی شبکه عصبی طراحی شده آمده است. در این شکل  $V_{cr}$  انرژی بحرانی،  $V_{ke}$  حداقل انرژی جنبشی و  $K$  برابر شیب منحنی حداقل انرژی جنبشی است.

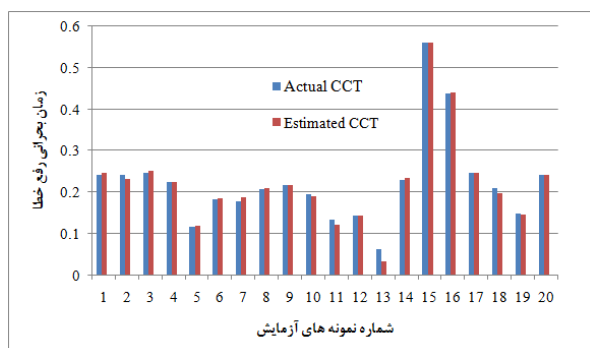


شکل ۸: ضریب همبستگی داده‌ها



شکل ۶: ضریب همبستگی داده‌ها

نتایج نشان‌دهنده تخمین دقیق زمان بحرانی رفع خطا با استفاده از شبکه عصبی است. در شکل ۹ نیز مقایسه‌ای بین زمان‌های واقعی و تخمینی رفع خطای بحرانی در شبکه ۳۹ شینه صورت گرفته است.



شکل ۹: مقدار واقعی و تخمینی زمان بحرانی رفع خطا به ازای ۲۰ نمونه داده آزمایش

مشاهده می‌گردد که خطای تخمین بسیار کم است. در این حالت متوسط خطا برابر ۴/۱ درصد است. همان‌طور که مشاهده می‌شود روش پیشنهادی دارای خطای بسیار کمتری نسبت به روش سطح مرزی انرژی پتانسیل است. از طرف دیگر چون تولید داده‌های ورودی شبکه عصبی در این روش فقط با انجام یکبار شبیه‌سازی زمانی حاصل می‌گردد، نسبت به روش ترکیبی دارای سرعت ارزیابی بالاتری خواهد بود.

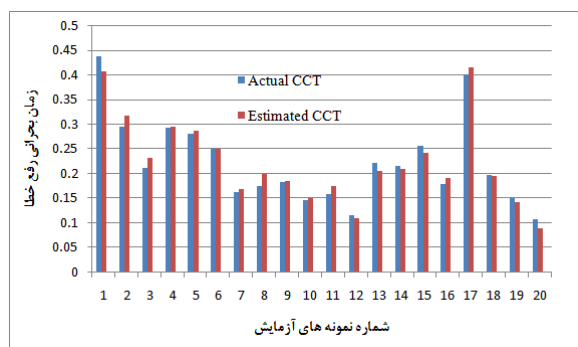
برای نشان دادن کارایی خوب روش پیشنهادی، مقدار ریشه متوسط مربعات خطا (RMSE) نیز محاسبه شده است. نحوه محاسبه RMSE به صورت رابطه (۴) است [۱۱، ۲۲].

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{NP} \sum_{P=1}^{NP} (actual(CCT(P)) - estimated(CCT(P)))^2} \quad (4)$$

که در آن،  $P$  معرف داده‌ها و  $NP$  معرف تعداد داده‌ها در مجموعه اطلاعات آموزش و آزمایش است. برای ۲۰ داده آزمایش نشان داده شده در شکل‌های ۷ و ۹ که مربوط به انجام شبیه‌سازی در شبکه‌های ۹ و ۳۹ شینه IEEE می‌باشند، مقدار ریشه متوسط مربعات خطا محاسبه

در شکل ۷ مقایسه‌ای بین مقدار واقعی و مقدار تخمینی زمان بحرانی رفع خطا انجام شده است. مقدار واقعی با استفاده از روش شبیه‌سازی زمانی و مقدار تخمینی با استفاده از روش پیشنهادی مقاله به دست آمده است.

محور افقی شکل ۷، ۲۰ نمونه از داده‌های آزمایش است که این نمونه‌ها در روند آموزش شبکه عصبی شرکت نداشته‌اند. محور عمودی نیز مقدار زمان بحرانی رفع خطا برحسب ثانیه است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، دقت شبکه عصبی در تخمین زمان بحرانی رفع خطا قابل قبول بوده و در اکثر نمونه‌ها اختلاف بین زمان واقعی و تخمینی بسیار کم است. در این ۲۰ نمونه آزمایش متوسط خطای تخمین زمان بحرانی رفع خطا برابر ۵/۷۲ درصد است.

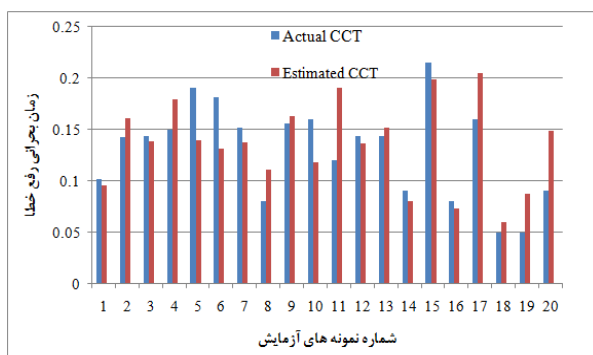


شکل ۷: مقدار واقعی و تخمینی زمان بحرانی رفع خطا به ازای ۲۰ نمونه داده آزمایش

#### ۶-۲- شبیه‌سازی روی سیستم ۳۹ شینه IEEE

در این سیستم برای ۹۵ حالت مختلف اتصال کوتاه شبیه‌سازی زمانی صورت گرفته و داده‌های ورودی و خروجی تولید می‌شوند. از مجموع نمونه داده‌های ایجاد شده همانند حالت قبل ۷۰ درصد به عنوان آموزش و ۳۰ درصد جهت آزمایش استفاده می‌گردد. همان‌طور که در شکل ۸ مشاهده می‌شود، ضریب همبستگی در قسمت آزمایش برابر ۰/۹۸۶۰۶ و در حالت کلی برابر ۰/۹۹۲۹۸ به دست می‌آید.

است. همان طور که مشاهده می شود شبکه عصبی طراحی شده با رویکرد مرجع [۲۲] دارای خطای زیادی بوده و در اکثر نمونه ها اختلاف بین مقدار واقعی و تخمینی زیاد است.



شکل ۱۰: مقدار واقعی و تخمینی زمان بحرانی رفع خطا به ازای ۲۰ نمونه داده آزمایش

در این حالت مقدار متوسط خطا برای ۲۰ داده آزمایش برابر ۲۲/۸۱ درصد است. مقدار ریشه متوسط مربعات خطا نیز برای داده های آزمایش برابر ۰/۰۳۲۹ است. نتایج مقایسه در جدول ۳ آمده است. مشاهده می شود که شبکه عصبی طراحی شده در مقاله حاضر با دقت بسیار بالاتری قادر است مقدار زمان بحرانی رفع خطا را تخمین بزند.

جدول ۳: نتایج شبیه سازی سیستم ۳۹ شینه IEEE

متوسط خطا	RMSE	محل وقوع خطا	روش شبیه سازی
۲۲/۸۱	۰/۰۳۲۹	۳۱(۲۵-۳۱)	رویکرد مرجع [۲۲]
۴/۱	۰/۰۰۸۳	۳۱(۲۵-۳۱)	روش پیشنهادی مقاله

## ۷- نتیجه گیری

در این مقاله از شبکه عصبی برای تخمین زمان بحرانی رفع خطا استفاده شده است. ورودی های شبکه عصبی مقدار انرژی بحرانی، حداقل انرژی جنبشی و شیب منحنی حداقل انرژی جنبشی به ازای زمان های رفع خطای متفاوت است. این ورودی ها با انجام یک بار شبیه سازی زمانی به دست می آیند. ورودی های شبکه عصبی بر اساس نتایج حاصل از روش های مستقیم و ترکیبی انتخاب شده اند. شبیه سازی بر روی دو سیستم ۹ و ۳۹ شینه IEEE نشان می دهد که دقت تخمین زمان بحرانی رفع خطا کاملاً قابل قبول است. متوسط خطا در شبکه ۹ شینه برابر ۵/۷۲ درصد و در شبکه ۳۹ شینه ۴/۱ درصد است.

## مراجع

- [1] A.A. Fouad, V. Vittal, and T.K. Oh, "Critical energy for direct transient stability assessment of a multimachine power system," *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, vol. PAS-103, no. 8, pp. 2199-2206, 1984.

شده و در جدول ۲ آمده است. همان طور که مشاهده می شود مقدار خطا در هر دو سیستم نمونه خیلی کم است. در صورتی که مقدار RMSE برای داده های تست در شبکه ۳۹ شینه در مرجع [۲۲] برابر ۰/۰۵۹۳ به دست آمده است.

جدول ۲: ریشه متوسط مربعات خطا برای داده های آزمایش

سیستم قدرت	۹ شینه	۳۹ شینه
RMSE	۰/۰۱۴۳	۰/۰۰۸۳

در ادامه نتایج حاصله از روش پیشنهادی مقاله، با نتایج ارائه شده در مرجع [۲۲] مقایسه می شود. در مرجع [۲۲] از شبکه عصبی برای تخمین زمان بحرانی رفع خطا برای کاربردهای برخط استفاده شده است. تعیین زمان بحرانی رفع خطا یک موضوع اساسی در ارزیابی پایداری گذرا است که به منظور برنامه ریزی و بهره برداری سیستم قدرت مورد استفاده قرار می گیرد. در واقع می توان با تخمین CCT، خطاهای بحرانی را شناسایی کرده و جهت جلوگیری از وقوع ناپایداری گذرا اقدامات لازم را انجام داد [۶]. البته همان طور که بیان شد در کاربردهای برخط تعیین CCT خیلی موضوعیت نداشته و کاربرد شبکه تمایل دارد در کوتاه ترین زمان، وضعیت پایداری یا ناپایداری شبکه را مشخص کند. رویکرد مطرح شده در مرجع [۲۲] بدین شکل است که زمان بحرانی رفع خطا، تابعی از شرایط سیستم قبل از وقوع خطا، نوع خطا، محل خطا و ساختار سیستم پس از رفع خطا است. بنابراین، برای یک خطای معین که دارای نوع و محل وقوع خطای مشخص و همچنین ساختار سیستم پس از رفع خطای معین و ثابت است، CCT فقط تابعی از شرایط قبل از وقوع خطا خواهد بود. بر این اساس، زمانی که نقطه کار سیستم قبل از وقوع خطا تغییر کند، CCT نیز تغییر خواهد کرد. بدین شکل برای هر خطای معین، یک شبکه عصبی طراحی شده و به ازای شرایط قبل از وقوع خطای متفاوت، آموزش داده می شود.

در این قسمت نتایج شبیه سازی روش ارائه شده در مرجع [۲۲] بر روی شبکه ۳۹ شینه IEEE ارائه می گردد.

فرض بر این است که یک خطای سه فاز در شین شماره ۳۱ اتفاق افتاده و با قطع خط ۲۵-۳۱ برطرف می شود. این خطا همان خطایی است که در مرجع [۲۲] مورد شبیه سازی واقع شده است. برای ایجاد ورودی های شبکه عصبی نیازی به انجام شبیه سازی زمانی در حضور خطا نبوده و همگی آن ها با انجام پخش بار به ازای شرایط مختلف کاری سیستم حاصل می شوند. ورودی های شبکه عصبی عبارتند از اندازه ولتاژ شین ها و توان های اکتیو و راکتیو مولدها و مصرف کننده ها. بر این اساس، شبکه با حدود ۸۰ داده تولید شده تحت آموزش قرار گرفته و ضریب همبستگی برابر با ۰/۹۷۵۳۳ به دست می آید. برای بررسی کارایی شبکه عصبی در تخمین زمان بحرانی رفع خطا، ۲۰ نمونه آزمایش که در فرآیند آموزش شرکت نکرده اند به عنوان ورودی به شبکه عصبی داده می شود. نتایج به دست آمده از مقایسه مقدار زمان بحرانی رفع خطای تخمینی و واقعی در شکل ۱۰ نشان داده شده



- security assessment," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 7, no. 2, pp. 878-884, 1992.
- [14] Q. Zhou, J. Davidson, and A.A. Fouad, "Application of artificial neural networks in power system security and vulnerability assessment," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 9, no. 1, pp. 525-532, 1994.
- [15] E. Hobson, and G.N. Allen, "Effectiveness of artificial neural networks for first swing stability determination of practical systems," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 9, no. 2, pp. 1062-1068, 1994.
- [16] F. Aboytes, and R. Ramirez, "Transient stability assessment in longitudinal power systems using artificial neural networks," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 11, no. 4, pp. 2003-2010, 1996.
- [17] A.G. Bahbah, and A.A. Girgis, "New method for generators' angles and angular velocities prediction for transient stability assessment of multimachine power systems using recurrent artificial neural network," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 19, no. 2, pp. 1015-1022, 2004.
- [18] R. Gomez, D. Rajapakse, D. Annakkage, and T. Fernando, "Support vector machine-based algorithm for post-fault transient stability status prediction using synchronized measurements," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 26, no. 3, pp. 1474-1483, 2011.
- [19] M. Mohammadi, and G.B. Gharehpetian, "On-line transient stability assessment of large-scale power systems by using ball vector machines," *ELSEVIER Energy Conversion and Management*, pp. 640-647, 2009.
- [20] H. Sawhney, and B. Jeyasurya, "A feed-forward artificial neural network with enhanced feature selection for power system transient stability assessment," *ELSEVIER Electric Power Systems Research*, pp. 1047-1054, 2005.
- [21] N.I.A. Wahab, A. Mohamed, and A. Hussain, "Fast transient stability assessment of large power system using probabilistic neural network with feature reduction techniques," *ELSEVIER Expert Systems with Applications*, pp. 11112-11119, 2011.
- [22] A. Karami, and S.Z. Esmaili, "Transient stability assessment of power systems described with detailed models using neural networks," *ELSEVIER Electrical Power and Energy Systems*, pp. 279-292, 2012.
- [23] A.A. Fouad, and S.E. Stanton, "Transient stability of a multi-machine power system part I: investigation of system trajectories," *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, vol. PAS-100, no. 7, pp. 3408-3416, 1981.
- [2] F.A. Rahlmi, M.G. Lauby, J.N. Wrubei, and K.L. Lee, "Evaluation of the transient energy function method for on-line dynamic security analysis," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 8, no. 2, pp. 497-507, 1993.
- [3] Y. Mansour, E. Vaahedi, A.Y. Chang, B.R. Corns, B.W. Garrett, K. Demaree, T. Athay, and K. Cheung, "B.C. hydros on line transient stability assessment (TSA) model development, analysis and post-processing," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 10, no. 1, pp. 241-253, 1995.
- [4] A.H. El-abiad, and K. Nagappan, "Transient stability regions of multimachine power systems," *IEEE Transactions on Power Apparatus And Systems*, vol. PAS-85, no. 2, pp. 169-179, 1966.
- [5] H.D. Chiang, F.F. Wu, and P. Varaiya, "A BCU method for direct analysis of power system transient stability," *IEEE Transactions on Power System*, vol. 9, no. 3, pp. 1194-1202, 1994.
- [6] T. Athay, R. Podmore, and S. Virmani, "A practical method for the direct analysis of transient stability," *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, vol. PAS-98, no. 2, pp. 573-584, 1979.
- [7] G.A. Maria, C. Tang, and J. Kim, "Hybrid transient stability analysis," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 5, no. 2, pp. 384-393, 1990.
- [8] D.Z. Fang, T.S. Chung, Y. Zhang, and W. Song, "Transient stability limit conditions analysis using a corrected transient energy function," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 15, no. 2, pp. 804-810, 2000.
- [9] D.Z. Fang, A.K. David, C. Kai, and C. Yunli, "Improved hybrid approach to transient stability assessment," *IEEE Proceedings Gener. Transm. Distrib.*, vol. 152, no. 2, pp. 201-207, 2005.
- [10] D.Z. Fang, and A.K. David, "A normalized energy function for fast transient stability assessment," *ELSEVIER Electric Power Systems Research* 69, pp. 287-293, 2003.
- [11] A. Karami, "Power system transient stability margin estimation using neural networks," *ELSEVIER Electrical Power and Energy Systems*, pp. 983-991, 2011.
- [12] D.J. Sobajic, and Y.H. Pao, "Artificial neural-net based dynamic security assessment for electric power systems," *IEEE Transactions Power System*, vol. 4, no. 1, pp. 220-228, 1989.
- [13] Y.H. Pao, and D.J. Sobajic, "Combined use of unsupervised and supervised learning for dynamic

## زیر نویس ها

<sup>5</sup> Ball Vector Machine

<sup>6</sup> Multi Layer Perceptron

<sup>7</sup> Center Of Inertia

<sup>8</sup> Potential Energy Boundary Surface

<sup>1</sup> Off-line

<sup>2</sup> Critical Clearing Time

<sup>3</sup> On-line

<sup>4</sup> Support Vector Machine