

## Identifying Change Point in a Bivariate Normal Process Mean Vector with Monotonic Changes

Karim Atashgar & Rassoul Noorossana\*

Karim Atashgar: PhD student of Industrial Eng-Iran University of Science and Technology

Rassoul Noorossana: Professor of Industrial Eng-Iran University of Science and Technology

### Keywords

Change point,  
Artificial neural networks,  
Control chart,  
Average run length

### ABSTRACT

When a control chart shows an out-of-control condition, a search begins to identify and eliminate the root cause(s) of the process disturbance. The time when the disturbance has manifested itself to the process is referred to as change point. Identification of the change point is considered as an essential step in analyzing and eliminating the disturbance source(s) effectively. When a process control is based on a quality characteristic vector, identification of the change point alone would not help practitioners to an effective elimination of the source(s) contributing to the out-of-control condition. This paper provides a control scheme based on artificial neural networks to identify the change point in a mean vector when the change type is monotonic and at the same time allows one to perform effective diagnostic analysis to identify the variable(s) responsible for the change in a bivariate process. To the best of our knowledge, this the first time that an artificial neural networks scheme is presented to identify the change point and simultaneously perform diagnostic analysis in a multivariate environment when a monotonic change appears in the mean vector. Average run length criterion is used as a vehicle to investigate the performance of the proposed scheme numerically under different correlation structure. Simulation results indicate effective performance for the proposed scheme.

© (نشریه بین المللی مهندسی صنایع و مدیریت تولید) شماره ۱، جلد ۲۱، ۱۳۸۹

## شناسایی نقطه تغییر در بردار میانگین فرآیند نرمال دومتغیره با تغییرات مونوتونیک

کریم آتشگر و رسول نورالسناء

### چکیده:

زمانی که نمودار کنترل شرایط خارج از کنترل را نشان می دهد، جستجو برای شناسایی و حذف علت/علل انحراف آغاز می شود. شناسایی زمان ایجاد انحراف در فرآیند که از آن به عنوان "نقطه تغییر" نام برده می شود می تواند یک اقدام موثر در شناسایی و حذف اثربخش علت/علل ایجاد

### کلمات کلیدی

نقطه تغییر، شبکه عصبی، نمودار کنترل، متوسط طول دنباله

تاریخ وصول: ۸۸/۶/۲۲

تاریخ تصویب: ۸۸/۱۲/۱۲

کریم آتشگر، دانشجوی دکتری دانشکده مهندسی صنایع، دانشگاه علم و صنعت ایران، [Atashgar@iust.ac.ir](mailto:Atashgar@iust.ac.ir)

دکتر رسول نورالسناء، استاد دانشکده مهندسی صنایع، دانشگاه علم و صنعت ایران، [Rassoul@iust.ac.ir](mailto:Rassoul@iust.ac.ir)

انحراف در یک فرآیند محسوب شود. زمانی که از یک بردار مشخصه‌های کیفی جهت کنترل یک فرآیند استفاده می‌شود آنگاه شناسایی نقطه تغییر به تنهایی نمی‌تواند در شناسایی و حذف علت/علل ایجاد شرایط خارج از کنترل موثر واقع شود. بعبارت دیگر، در فرآیندهای چند متغیره لازم است علاوه بر شناسایی نقطه تغییر، متغیر(هایی) که موجب ایجاد حالت خارج از کنترل شده‌اند نیز شناسایی شوند تا بتوان به طور اثربخش اقدامات بهبود را انجام داد. در این مقاله برای اولین بار با استفاده از شبکه عصبی مدلی ارائه می‌شود که بدون آنکه نوع تغییرات بردار میانگین یک فرآیند دانسته انگاشته شود، با فرض آنکه تغییرات فوق وابسته به تغییرات مونوتونیک باشند و یا تغییرات بصورت نامنظم افزایشی/کاهشی در فرآیند ظاهر شوند، می‌تواند علاوه بر تشخیص متغیری که موجب خارج از کنترل شدن فرآیند شده است، نقطه تغییر را نیز برای یک فرآیند نرمال دو متغیره شناسایی نماید. مدل فوق برای ترکیبات مختلف تغییر در میانگین متغیرها با ضرایب همبستگی متعدد، با دو شاخص "نرخ خطا" و "متوسط طول دنباله" مورد ارزیابی قرار گرفته است.

### ۱. مقدمه

نمودارهای کنترل، یکی از متداول ترین ابزارهای پایش و ارزیابی عملکرد فرآیندهای تولیدی و خدماتی محسوب می‌شود. هنگامی که یک نمودار کنترل شرایط خارج از کنترل را در یک فرآیند نشان می‌دهد، کارشناسان کیفیت اقدامات لازم جهت شناسایی و حذف علت/علل خارج از کنترل را آغاز می‌کنند. اما شناسایی علت/علل تاثیر گذار در انحراف فرآیند هنگامی می‌تواند به صورت اثربخش انجام شود که زمان ایجاد تغییر به درستی شناسایی شود. زمانی که انحراف در فرآیند آغاز می‌شود را "نقطه تغییر" می‌نامند. در ادبیات موضوع، شناسایی نقطه تغییر در فرآیندهای تک متغیره به عنوان مهمترین گام در تشخیص عوامل تاثیر گذار در انحراف فرآیند ذکر شده است. محققانی مانند ساموئل و همکاران [۱]، پری و همکاران [۲] [۳] و نورالسنا و همکاران [۴] [۵] انواع نقطه تغییر (مانند تغییر پله ای، تغییر خطی و تغییرات مونوتونیک) را در یک فرآیند تک متغیره مورد توجه و بررسی قرار داده‌اند. حال اگر در فرآیندی چند مشخصه کیفی بطور همزمان پایش و کنترل شود، بطوریکه مشخصه‌های کیفی از یکدیگر مستقل نباشند، شناسایی علت/علل موثر در انحراف فرآیند فوق صرفاً با شناسایی نقطه تغییر امکان پذیر نیست. به عبارت دیگر، در یک فرآیند چند متغیره که در حالت خارج از کنترل بسر می‌برد، شناسایی و حذف علت/علل مؤثر بر ایجاد انحراف در فرآیند برای کارشناسان کیفیت هنگامی به شکلی اثربخش امکان پذیر است که علاوه بر شناسایی نقطه تغییر، متغیر(هایی) که باعث انحراف در فرآیند شده‌اند نیز شناسایی شوند.

روش پایش و کنترل فرآیندهایی که دارای چند مشخصه کیفی وابسته هستند، اولین بار توسط "هتلینگ" [۶] ارائه شد. نمودار کنترل چند متغیره  $T^2$  که توسط هتلینگ ارائه شد فقط برای شناسایی شرایط خارج از کنترل یک فرآیند چند متغیره قابل استفاده است و توانایی شناسایی نقطه تغییر را ندارد. این مهم باعث شد که

بکارگیری روشهای جمع تجمعی<sup>۱</sup> و میانگین متحرک موزون نمایی<sup>۲</sup> در فرآیندهای چند متغیره مورد توجه محققان قرار گیرد. محققانی مانند "وودال" و "ان کیوبی" [۷] و "کروسیر" [۸] بکارگیری روش جمع تجمعی را در فرآیندهای چند متغیره ارائه دادند. محققانی دیگر نیز مانند "لوری" و همکاران [۹] و "پن" [۱۰] بکارگیری روش میانگین موزون نمایی را در فرآیندهای چند متغیره پیشنهاد دادند. دو روش فوق بعنوان روشهایی که شناسایی نقطه تغییر را در ذات خود دارند، شناخته می‌شوند. بمنظور شناسایی دقیق تر نقطه تغییر در فرآیندهای چند متغیره، "سولیوان" و "وودال" [۱۱] روشی را برای شناسایی تغییر پله ای که در میانگین فرآیند و یا در ماتریس کوواریانس و یا در هر دو آنها پدید می‌آید ارائه کردند. مدل فوق یک نوع عمومیت بخشیدن به روش تست "اسریواستاوا" و "ورسلی" [۱۲] بود. گزارش ارائه شده نشان می‌دهد که مدل پیشنهادی در شناسایی تغییرات ماتریس کوواریانس بهتر از شناسایی تغییرات میانگین عمل می‌کند. بمنظور افزایش دقت در شناسایی نقطه تغییر فرآیندهای چندمتغیره، "ندوماران" و همکاران [۱۳] یک تخمین زننده ماکزیمم درست نمایی<sup>۳</sup> ارائه دادند که می‌تواند نقطه تغییر تک پله ای<sup>۴</sup> را برای میانگین یک فرآیند چند متغیره با توزیع نرمال شناسایی نماید. آنها در مقاله خود توضیح می‌دهند هنگامی که نمودار کنترل  $\chi^2$  شرایط خارج از کنترل را هشدار می‌دهد، تخمین زننده پیشنهادی چگونه می‌تواند برای آورد نقطه تغییر بکار گرفته شود.

تغییر تک پله ایی که در مقالات فوق بعنوان یکی از مبانی عملکردی مدل در نظر گرفته شده است، فقط یکی از انواع تغییراتی است که می‌تواند در فرآیند ظاهر شود. نوع دیگری از تغییر که فرآیند می‌تواند با آن مواجه شود، تغییر خطی است، مانند زمانی که ابزار ماشین بتدریج سائیده می‌شود. نورالسنا و همکاران [۱۴]

<sup>1</sup> Cumulative Sum (CUSUM)

<sup>2</sup> Exponentially Weighted Moving Average (EWMA)

<sup>3</sup> Maximum Likelihood Estimator (MLE)

<sup>4</sup> Step change Point

شناسایی عامل تغییر و مقدار تغییر برای میانگین را در یک فرآیند دو متغیره دارد. او فرض کرده است که فرآیند فوق از توزیع نرمال پیروی می کند و نوع تغییر بردار میانگین تک پله ای و ماتریس کوواریانس ثابت و بامقدار مشخص است. "هوانگ" [۲۵] نیز یک شبکه عصبی ارائه کرد که شرایط خارج از کنترل و متغیره را که موجب شرایط فوق شده است را در یک فرآیند دو متغیره نرمال و با تغییرات تک پله ای شناسایی می کند. او تمامی ترکیبات تغییراتی که برای متغیرها متصور است را گزارش کرده است (مانند تغییرات کاهشی)، مضافاً آنکه ضرایب همبستگی گزارش شده از جامعیت لازم بر خوردار نیست. در حوزه "درخت تصمیم" نیز "گه" و "شیو" [۲۷] مدلی را ارائه کرده اند که در یک فرآیند چند متغیره می تواند عامل تاثیر گذار در انحراف فرآیند را شناسایی کند.

در این مقاله، برای اولین بار مدلی جامع مشتمل بر یک مجموعه شبکه عصبی، معرفی می شود که در یک فرآیند منطقی می تواند علاوه بر نقطه تغییر، عواملی را که موجب انحراف فرآیند شده اند را نیز شناسایی نماید. این مدل با فرض مونوتونیک بودن نوع تغییرات، اعم از غیرکاهشی<sup>۳</sup> و یا غیرافزایشی<sup>۴</sup> و یا حتی ترکیب نامنظم خطی- پله ای و افزایشی- کاهشی تغییرات در هر یک از متغیرها، توانایی دارد انواع تغییرات بردار میانگین فرآیند دو متغیره را در شرایطی که از توزیع نرمال پیروی کند را تشخیص دهد.

در بخش بعدی این مقاله، مبانی تاثیرگذار در طراحی مدل پیشنهادی، که رابطه مستقیمی با عملکرد شبکه ها دارد، ارائه می شود. در بخش سوم، ساختار مدل مورد بررسی قرار می گیرد. بخش چهارم مقاله، فرآیند آموزش شبکه های طراحی شده را بحث می نماید، و سپس در بخش پنجم چگونگی انجام ارزیابی از عملکرد مدل و نتایج آن ارائه می شود. نتیجه گیری آخرین قسمت این گزارش تحقیقی را تشکیل می دهد.

## ۲. مبانی مدل پیشنهادی

فرض کنید  $X_1, X_2, \dots, X_r, X_{r+1}, \dots, X_T$  یک سری مشاهدات مستقل برای فرآیندی باشد که دارای تابع توزیع شناخته شده  $f_1(x, \Theta_1)$  است. اگر در زمان  $\tau$  توزیع احتمال  $X_r$  از  $f_1(x, \Theta_1)$  به  $f_2(x, \Theta_2)$  تغییر نماید، یکی از دو حالت زیر می تواند اتفاق افتد:

I-  $f_1 \neq f_2$ : در این حالت تابع توزیع قبل و بعد از زمان  $\tau$  یکسان نیست ولی پارامترهای هر دو تابع شناخته شده هستند.

II-  $f_1 = f_2$  و  $\Theta_1 \neq \Theta_2$ : در این حالت بعد از زمان  $\tau$  تابع توزیع تغییر نمی کند، ولی پارامترهای توزیع تغییر می کند.

در هر دو حالت فوق،  $\tau$  بعنوان نقطه تغییر فرآیند شناخته می شود. بعبارت دیگر، قبل از زمان  $\tau$  فرآیند تحت کنترل می باشد ولی بعد

تخمین زنده ایی را برای شناسایی نقطه تغییر خطی برای میانگین فرآیند چندمتغیره، با استفاده از روش درستنمایی بیشینه ارائه کردند. گزارش عملکرد تخمین زنده فوق حکایت از صحت ودقت بسیار مناسب آن برای کلیه اندازه های روند خطی دارد. علاوه بر تغییر تک پله ای و تغییر خطی، فرآیند می تواند با انواع دیگری از تغییرات مونوتونیک نیز مواجه شود. مشاهده تغییرات در فرآیند بصورت چند پله ای<sup>۱</sup> و درعین حال نامنظم، نمونه ایی دیگر از تغییرات مونوتونیک است. مثلاً تغییرات متناوب امپر دستگاه جوش، می تواند به صورت چند پله ای، متناسب با نوع سیم جوش استفاده شده، بر میزان مقاوت جوش اثر گذارد.

در مقالاتی که بدان اشاره شد، فرض بر آنست که نوع تغییرات فرآیند دقیقاً مشخص است، حال آنکه در عرصه اجرا بندرت ممکن است نوع تغییرات از قبل مشخص باشد، و لذا لازم است با کاهش پیش فرض ها و به واقعیت نزدیک کردن آنها، مدلی طراحی و توسعه یابد که در اجرا قابلیت کاربرد بیشتری برای شناسایی نقطه تغییر در یک فرآیند چند متغیره داشته باشد. ازسوی دیگر شناسایی نقطه تغییر به تنهایی برای تشخیص و حذف عواملی که موجب انحراف فرآیند چند متغیره شده اند، کفایت نمی کند. لذا برای انجام اقدامات اصلاحی در یک فرآیند چند متغیره که در آن انحرافی پدیدار گشته است، لازم است، متغیر یا متغیرهایی که موجب انحراف فرآیند شده اند نیز شناسایی شود.

اهمیت موضوع فوق موجب شده که درسالهای اخیر تحقیق در رابطه با شناسایی متغیری که موجب انحراف فرآیند چند متغیره شده است، مورد توجه محققان قرار گیرد. محققانی مانند "چوا" و "مونتگومری" [۱۵]، "وید" و "وودال" [۱۶]، "هاوکینز" [۱۷]، "هایتر" و "توسی" [۱۸]، "ماسون" و همکاران [۱۹]، "کورتی" و "مک گری گور" [۲۰]، "نویتینگ هام" و همکاران [۲۱]، "ماراولاکیس" و همکاران [۲۲]، "نیاکی و عباسی" [۲۳]، "گه" [۲۴] و "هوانگ" [۲۵] تفسیر و تشخیص عامل انحراف در فرآیند چند متغیره را مورد توجه قرار داده اند. "برسی میس" و همکاران [۲۶] با انجام یک مرور ادبیات جامع، تحقیقات مرتبط با تشخیص عامل تغییر در فرآیند چند متغیره را مورد بررسی قرار دادند. در این بررسی نتیجه گیری شده است، که هر چند روش تجزیه  $T^2$  امید بخش ترین روش در میان روشهای موجود است، ولی انجام تحقیق در رابطه با شناسایی عامل تغییر در یک فرآیند چند متغیره یک نیاز در این حوزه می باشد. در بررسی فوق روشهای محاسباتی نرم<sup>۲</sup> مانند شبکه های عصبی و درخت تصمیم مورد توجه قرار نگرفته است. در حالی که روشهای محاسباتی نرم یکی از روشهایی است که اخیراً محققان برای تشخیص عامل تغییر فرآیند های چند متغیره به آن روی آورده اند. "گه" [۲۴] در تحقیق خود یک شبکه عصبی را ارائه داد که توانایی

<sup>3</sup> Isotonic

<sup>4</sup> Antitonic

<sup>1</sup> Multi-Step change

<sup>2</sup> Soft Computing

اگر در یک شبکه عصبی اندازه پنجره کوچک باشد، ممکن است شبکه زودتر از زمان واقعی هشدار دهد و در نتیجه خطای آن بالا می رود و متوسط طول دنباله تحت کنترل کاهش می یابد. حال اگر اندازه پنجره افزایش یابد، قابلیت تمایز شبکه بالا می رود، ولی عکس العمل شبکه را کند و موجب افزایش مقدار متوسط طول دنباله خارج از کنترل می شود. در این تحقیق اندازه پنجره ۱۲ در نظر گرفته شده است. (برای مطالعه جزئیات بیشتر در رابطه با اندازه پنجره به مرجع "زوالریاستین" [۲۸] مراجعه نمایید)

ج- منطقه بندی<sup>۳</sup>: اگر یک سری اعداد مجاور هم را بلوک بندی کرده و به هر بلوک یک مقدار مشخص (کد) برای شناسایی اعداد داخل آن بلوک تخصیص دهیم، به این عمل منطقه بندی می گویند. منطقه بندی موجب کاهش اغتشاش<sup>۴</sup> در شبکه عصبی می شود. در این تحقیق فاصله بین دو عدد  $-3.25$  تا  $3.25$  را که در آموزش شبکه عصبی پیشنهادی استفاده شده است، ابتدا به ۱۳ بلوک مساوی تقسیم کرده و سپس بر اساس الگوریتم زیر منطقه بندی انجام شده است:

$$\begin{aligned} X_i > 3.25 & Z_i = +7 \\ -3.25 + 0.5(k-1) \leq X_i \leq -3.25 + 0.5k & Z_i = -7+k \quad ; k=1,2,\dots,13 \quad (2) \\ X_i < -3.25 & Z_i = -7 \end{aligned}$$

در این الگوریتم،  $t$  زمان نمونه گیری،  $X_t$  مقدار متغیر در زمان  $t$ ،  $Z_t$  مقدار کد شده برای  $X_t$ ، و  $k$  شماره بلوک برای منطقه بندی است.

### ۳. ساختار مدل پیشنهادی

ساختار، تعداد شبکه های عصبی مورد نیاز و نقشی را که هر یک از آنها در فرآیند مدل ایفا می نماید را مشخص می کند. بعبارت دیگر ساختار بر عملکرد مدل تاثیر مستقیم دارد. ساختار مدل پیشنهادی بر اساس شکل ۱ دارای سه ماژول اصلی می باشد. شبکه ۱ در ماژول اصلی ۱ بعد از آموزش قادر است در صورتی که در میانگین یک فرآیند دو متغیره تغییری حادث شود، به گونه ایی که فرآیند در شرایط خارج از کنترل قرار گیرد، آنرا هشدار دهد. این شبکه با هشدار خود مشخص می کند که هر دو مشخصه کیفی موجب انحراف فرآیند شده است یا یکی از مشخصه ها شرایط فوق را پدیدآورده است. درمدل پیشنهادی، ماژول اصلی ۲ مشتمل بر دو شبکه عصبی ۲ و ۳ وظیفه تشخیص متغیری که موجب انحراف بردار میانگین فرآیند شده است را به همراه تعیین جهت تغییر، برعهده دارد. به گونه ایی که، اگر براساس خروجی ماژول اصلی ۱ هر دو متغیر عامل انحراف میانگین باشند، شبکه ۲ جهت مثبت یا منفی

از زمان  $t$  فرآیند از کنترل خارج شده و این شرایط تا زمان  $T$  که شرایط خارج از کنترل شناسایی می شود، بر رفتار فرآیند حاکم می باشد.

حال اگر فرض شود که تعداد  $P$  مشخصه کیفی تاثیر گذار برهم در فرآیند وجود دارد که باید کنترل شوند، آنگاه:

$\mathbf{X} = (X_1, X_2, \dots, X_p)'$  یک بردار تصادفی  $1 \times P$  می باشد که  $Z$  امین عنصر بیانگر  $Z$  امین مشخصه کیفی است. در اینجا فرض بر آنست که  $\mathbf{X}$  از یک توزیع نرمال  $P$  متغیره پیروی می کند و دارای بردار میانگین  $\boldsymbol{\mu} = (\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_p)$  و ماتریس کوواریانس  $\boldsymbol{\Sigma}$  می باشد. در اینصورت  $\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_n$  نمونه  $n$  تایی تصادفی از بردارهای مشخصه های کیفی است. از آنجاییکه پیش فرض این تحقیق انجام تجزیه و تحلیل تغییر بردار میانگین در فاز دو می باشد، لذا برای زمانی که بردار میانگین دارای مقدار مشخص  $\boldsymbol{\mu}_0$  و اندازه نمونه  $n$  باشد، آماره  $\chi^2$  برای پایش تحت کنترل بودن فرآیند از فرمول زیر محاسبه می شود:

$$\chi^2 = n (\bar{\mathbf{X}} - \boldsymbol{\mu}_0)' \boldsymbol{\Sigma}^{-1} (\bar{\mathbf{X}} - \boldsymbol{\mu}_0) \quad (1)$$

در این تحقیق برای سهولت کار، فرآیندی را با دو مشخصه کیفی که دارای توزیع نرمال دو متغیره است را در نظر می گیریم، بطوریکه  $N_2(\boldsymbol{\mu}_0, \boldsymbol{\Sigma}_0)$ . در این فرآیند با فرض آنکه  $\boldsymbol{\mu}_0$  و  $\boldsymbol{\Sigma}_0$  در فاز یک بدست آمده است، شبکه عصبی پیشنهادی، با فرض ثابت بودن  $\boldsymbol{\Sigma}_0$ ، برای شناسایی نقطه تغییر در بردار میانگین طراحی شده است. دیگر مبانی و فرضیات در نظر گرفته شده در این تحقیق عبارتست از:

الف- ماژولاریتی<sup>۱</sup>: دررویکرد ماژولاریتی، ورودیها و خروجی های هر شبکه را بهتر می توان مدیریت نمود و نتایج حاصل از عملکرد هر شبکه قابل ردیابی می باشد. حال اگر در طراحی مدل مورد نظر در این تحقیق فقط از یک شبکه استفاده شود، شبکه بزرگ و پیچیده می شود. در این تحقیق سه ماژول اصلی برای عملکرد بهینه مدل در نظر گرفته شده است.

ب- اندازه پنجره<sup>۲</sup>: تعداد مشاهداتی که برای ارزیابی عملکرد یک فرآیند استفاده می شود، اندازه پنجره نامیده می شود. اندازه پنجره یک مؤلفه مهم در روند شناسایی یک الگو می باشد. اندازه پنجره بر مبنای دو عامل زیر تعیین می شود:

I- قابلیت تشخیص الگو، یا زمانی که برای شناسایی الگو در نظر گرفته می شود.

II- قابلیت تمایز قائل شدن، تا شبکه بتواند الگوی درست را تشخیص دهد.

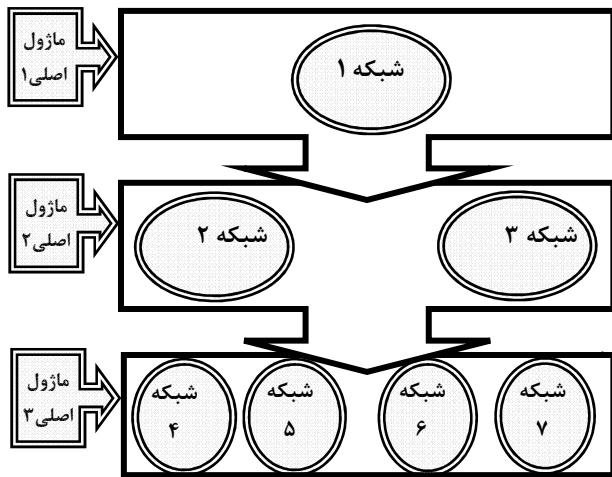
<sup>3</sup> Zoning

<sup>4</sup> Noise

<sup>1</sup> Modularity

<sup>2</sup> Window size

کمینه دو نقطه تغییر شناسایی شده بعنوان نقطه تغییر فرآیند فرض می شود.



شکل ۱. ساختار مدل پیشنهادی

تغییر میانگین هریک از مشخصه های کیفی فرآیند را شناسایی می کند. ولی اگر بر اساس خروجی ماژول اصلی ۱، فقط یکی از مشخصه های کیفی موجب خارج از کنترل شدن فرآیند شده باشد، شبکه ۳ عامل انحراف را تشخیص و جهت مثبت یا منفی بودن تغییر را نیز معین می کند.

در این مدل، ماژول اصلی ۳ با چهار شبکه عصبی بعد از مشخص شدن خروجی ماژول اصلی ۲ می تواند نقطه تغییر را شناسایی کند. بطوریکه اگر عامل انحراف، متغیر اول با جهت تغییر مثبت باشد، شبکه ۴ فعال می شود ولی اگر جهت تغییر منفی باشد شبکه ۵ فعال می شود. از طرف دیگر، اگر عامل انحراف میانگین فرآیند، متغیر دوم با جهت تغییر مثبت باشد شبکه ۶ و اگر با جهت تغییر منفی باشد شبکه ۷ فعال می شود. در صورتیکه هر دو متغیر موجب شرایط خارج از کنترل بودن فرآیند باشند، متناسب با جهت مثبت و منفی هر یک از متغیرها دو تا از چهار شبکه ماژول اصلی ۳ فعال و

جدول ۱. مشخصات شبکه های عصبی

نام شبکه	تعداد نرون لایه خروجی	تعداد نرون لایه پنهان	تعداد لایه پنهان	تابع انتقال لایه پنهان	تابع انتقال لایه خروجی	الگوریتم آموزشی	روش عمومیت دادن <sup>۱</sup>
۱	۲	۱۴	۲	نانزانت اس شکل <sup>۲</sup>	لجستیک اس شکل <sup>۳</sup>	لونبرگ-مارکواریت <sup>۴</sup>	توقف اولیه <sup>۵</sup>
۲	۴	۳۰	۲	نانزانت اس شکل	لجستیک اس شکل	بی اف جی اس شبه نیوتن	توقف اولیه
۳	۴	۳۰	۲	نانزانت اس شکل	لجستیک اس شکل	لونبرگ-مارکواریت	توقف اولیه
۴	۱	۲۹	۳	نانزانت اس شکل	لجستیک اس شکل	بی اف جی اس شبه نیوتن	توقف اولیه
۵	۱	۲۹	۳	نانزانت اس شکل	لجستیک اس شکل	بی اف جی اس شبه نیوتن	توقف اولیه
۶	۱	۲۹	۳	نانزانت اس شکل	لجستیک اس شکل	بی اف جی اس شبه نیوتن	توقف اولیه
۷	۱	۲۹	۳	نانزانت اس شکل	لجستیک اس شکل	بی اف جی اس شبه نیوتن	توقف اولیه

غیرخطی ایجاد شده است. هر چند که طولانی بودن زمان یادگیری از نقاط ضعف این الگوریتم می باشد، اما این الگوریتم بعنوان عمومی ترین و متداول ترین الگوریتم در آموزش با ناظر<sup>۱۳</sup> در شبکه های عصبی پرسپترون چندلایه ظاهر شده است.

مقالات مرتبط با تشخیص الگوی نمودارهای کنترل نیز دلالت بر موفقیت بکارگیری این الگوریتم در طرح های تحقیقاتی فوق دارد، بطوریکه شبکه پس انتشار<sup>۱۴</sup> در بیشتر مقالات مرتبط با کنترل فرآیند آماری<sup>۱۵</sup> استفاده شده است.

یکی از مسائل مهم در طراحی شبکه عصبی انتخاب نوع شبکه می باشد. شبکه های عصبی پرسپترون چند لایه<sup>۷</sup>، توابع رادیال پایه<sup>۸</sup>، بردار یادگیری کوانتیزه<sup>۹</sup>، شبکه های پفیلد<sup>۱۰</sup> و شبکه های ماژولار<sup>۱۱</sup> نمونه ای از شبکه های شناخته شده می باشند.

شبکه پیشخور چند لایه<sup>۱۱</sup> یکی از متداولترین شبکه ها در طراحی شبکه های عصبی می باشد. این شبکه با استفاده از الگوریتم پس انتشار<sup>۱۲</sup> برای حل مسائل پیچیده بکار گرفته شده است. الگوریتم پس انتشار برای استفاده در شبکه های چندلایه و توابع انتقال

<sup>1</sup> Generalization Feature

<sup>2</sup> Hyperbolic tangent sigmoid (tan-Sigmoid)

<sup>3</sup> Logistic sigmoid (Log-Sigmoid)

<sup>4</sup> Levenberg -Marquardt (trainlm)

<sup>5</sup> Early Stopping

<sup>6</sup> Multilayer Perceptron (MLP)

<sup>7</sup> Radial Basis Function (RBF)

<sup>8</sup> Learning Vector Quantization (LVQ)

<sup>9</sup> Hopfield Network

<sup>10</sup> Modular Network

<sup>11</sup> Multilayer Feed-Forward Network

<sup>12</sup> Back Propagation Algorithm

<sup>13</sup> Supervised Training

<sup>14</sup> Back Propagation Network (BPN)

<sup>15</sup> Statistical Process Control (SPC)

جدول ۵. طبقه بندی خروجی شبکه ۴ و ۵

$x_{i,1}$	خروجی
P/N	۱
NC	۰

P = تغییر مثبت = N = تغییر منفی = NC = بدون تغییر

جدول ۶. طبقه بندی خروجی شبکه ۶ و ۷

$x_{i,2}$	خروجی
P/N	۱
NC	۰

P = تغییر مثبت = N = تغییر منفی = NC = بدون تغییر

جدول ۷. طول متوسط دنباله و حد آستانه شبکه ها

نام شبکه	حد آستانه	متوسط طول دنباله
۱	۰/۹۵۶۳۰۰	۱۹۷/۲۴۹۱
۲	۰/۹۹۹۶۵۳	۱۹۸/۲۰۲۱
۳	۰/۹۹۵۳۵۰	۱۹۸/۸۱۰۴
۴	۰/۹۸۳۳۰۰	۲۰۰/۲۵۵۸
۵	۰/۹۸۵۳۰۰	۱۹۸/۹۰۰۰
۶	۰/۹۸۰۸۰۰	۱۹۹/۵۵۳۴
۷	۰/۹۸۰۳۰۰	۲۰۱/۱۹۹۵

۴. آموزش شبکه ها

در این تحقیق از روش شبیه سازی مونت کارلو برای تولید داده های آموزشی و داده های تست، استفاده شده است. فرمول (۳) که توسط "گه" [۲۴] بکار گرفته شده، برای تولید داده های مورد نیاز استفاده می شود:

$$X_t = \mu + n_t + k\sigma \quad (3)$$

در اینجا  $t$  زمان نمونه گیری و  $X_t$  بردار تصادفی مستقل و مربوط به دو مشخصه کیفی است که در زمان  $t$  حاصل می شود. زمانیکه فرآیند تحت کنترل می باشد  $X_t$  از  $N(\mu, \Sigma)$  پیروی می کند. در فرمول ۳ مقدار  $n_t$  تغییرات ذاتی فرآیند می باشد که از  $N(0, \Sigma)$  پیروی می نماید. بردار  $k$  بصورت  $(k_1, k_2)$  تعریف می شود و مقدار تغییر را در میانگین فرآیند نشان می دهد. بنابر این، در زمانیکه بردار فوق صفر باشد بیانگر آنست که فرآیند تحت کنترل است. قبل از آنکه داده ها وارد شبکه شود اقدامات زیر در رابطه با داده ها انجام می پذیرد:

الف- استانداردسازی: بدین ترتیب داده ها بصورت نرمال استاندارد، با میانگین صفر و واریانس یک، تبدیل می شوند. برای این منظور از فرمول زیر استفاده شده است:

بسیاری از محققان مانند "زوالریاستین" [۲۸] "هوانگ" [۲۵] [۲۹] [۳۰] و "گه" [۲۴] در رابطه با رفتار اثربخش شبکه پس انتشار برای آشکار نمودن انحراف فرآیند بحث کرده اند. در این مقاله نیز شبکه پس انتشار برای طراحی شبکه های عصبی مورد نیاز استفاده شده است. بطوریکه لایه ورودی هرکدام از شبکه ها دارای ۲۴ نرون است که از ۱۲ نمونه متوالی مجموعه داده های مربوط به دو مشخصه کیفی بدست می آید  $(x_{i,1}, x_{i,2})$ .

مشخصات شبکه های فوق در جدول شماره یک ارائه شده است. جداول ۲ الی ۶ نیز نحوه طبقه بندی نرون لایه خروجی هر یک از شبکه ها را بوضوح نشان می دهد. همانطور که ملاحظه می شود، خروجی شبکه ها بین  $[0, 1]$  تنظیم شده است. تشخیص نوع طبقه بندی خروجی شبکه، با استفاده از "حد آستانه"<sup>۱</sup> انجام می پذیرد. هرسیگنالی که توسط شبکه صادر شود و مقدار آن بزرگتر یا مساوی حد آستانه باشد، عدد یک فرض می شود و هرسیگنالی که کمتر از مقدار حد آستانه باشد عدد صفر در نظر گرفته می شود. عدد حد آستانه در این تحقیق براساس مقدار ۲۰۰ برای متوسط طول دنباله تحت کنترل و ۱۰۰۰۰ بار تکرار بدست آمده است. جدول شماره ۷ مقدار حد آستانه و متوسط طول دنباله واقعی هر یک از شبکه ها را نشان می دهد.

جدول ۲. طبقه بندی خروجی شبکه ۱

$x_{i,2}$	$x_{i,1}$	۱	نرون خروجی	
S	S	۱	S	S
S/N	N/S	۰	S/N	N/S
N	N	۰	N	N

S = تغییر در میانگین = N = بدون تغییر

جدول ۳. طبقه بندی خروجی شبکه ۲

$x_{i,2}$	$x_{i,1}$	۱	۲	۳	۴
P	P	۱	۰	۰	۰
P	N	۰	۱	۰	۰
N	P	۰	۰	۱	۰
N	N	۰	۰	۰	۱
NC	NC	۰	۰	۰	۰

P = تغییر مثبت = N = تغییر منفی = NC = بدون تغییر

جدول ۴. طبقه بندی خروجی شبکه ۳

$x_{i,2}$	$x_{i,1}$	۱	۲	۳	۴
P	NC	۱	۰	۰	۰
NC	P	۰	۱	۰	۰
NC	N	۰	۰	۱	۰
N	NC	۰	۰	۰	۱
NC	NC	۰	۰	۰	۰

P = تغییر مثبت = N = تغییر منفی = NC = بدون تغییر

<sup>1</sup> Threshold or Cut-off

ب- اگر مقدار تغییر بین  $0.75 \pm$  تا  $0.25 \pm$  باشد، تغییر از پنجمین مشاهده ۱۲ تایی فرآیند آغاز می شود.

ج- اگر مقدار تغییر بین  $1 \pm$  تا  $1/5 \pm$  باشد، تغییر از هفتمین مشاهدات فرآیند اعمال می شود.

د- اگر مقدار تغییر بین  $1/75 \pm$  تا  $2/25 \pm$  باشد، نهمین مشاهده آغاز تغییر می باشد.

ه- اگر مقدار تغییر بین  $2/5 \pm$  تا  $3/25 \pm$  باشد، تغییر از یازدهمین مشاهده اعمال می شود.

بدین ترتیب بر اساس خروجی های جداول ۲ الی ۴ و با رعایت پنج دسته مقطع تغییر مشخص شده فوق، امکان یادگیری با ناظر، به تناسب برای هر یک از شبکه های ۱ الی ۳ فراهم می شود.

برای آموزش شبکه ۱ تمام ۷۲۹ ترکیب تغییرات بر اساس گروه بندی ذکر شده در جدول شماره ۸ قابل استفاده می باشد. بدین ترتیب ۴۷۴۳۶ ترکیب مختلف تغییرات شبیه سازی شده برای آموزش شبکه ۱ استفاده شده است. برای آموزش شبکه ۲ تعداد ۶۷۷ ترکیب از ۷۲۹ ترکیب قابل استفاده می باشد. جزییات گروه بندی و تعداد تکرار آنها در جدول شماره ۹ ارائه شده است. آموزش شبکه ۳ با ۵۳ ترکیب تغییرات امکان پذیر است. جدول شماره ۱۰ جزئیات لازم را ارائه می دهد. برای شبکه های ۴ الی ۷ تعداد  $(1 + 13^2 + 13 + 13^2) = 352$  ترکیب از ۷۲۹ ترکیب برای آموزش آنها، به تناسب هریک، قابل استفاده می باشد. بمنظور اثر بخش نمودن آموزش، ترکیب تغییرات مثبت و منفی بصورت جدول شماره ۱۱ دسته بندی می شود. بر اساس گروه بندی انجام شده، جداول ۱۲ الی ۱۵ تعداد تکرار آموزشی را برای هر یک از شبکه های ۴ الی ۷ نشان می دهد. برای فراهم شدن آموزش با ناظر برای شبکه های ۴ الی ۷، لازم است نقطه تغییر برای داده های آموزشی مشخص شود. براساس آنچه که در قسمت پنجم مقاله ارائه می شود، زمانیکه پنجره حرکت می کند، داده ها از سمت راست وارد پنجره می شوند و بنابر این هر نوع تغییری در فرآیند باید در مقطعی که برابر اندازه پنجره است، یعنی ۱۲، آشکار شود. منطق فوق در تعریف پاسخ مطلوب برای داده های آموزشی بکارگرفته شده است. در طراحی و کلیه تجزیه و تحلیل های مدل پیشنهادی از نرم افزار "مطلب"<sup>۴</sup> استفاده شده است.

### جدول ۸. ترکیب تغییرات در بردار میانگین و تعداد تکرار

#### در شبکه ۱

ردیف	گروه ترکیب تغییرات	تعداد ترکیبات	تعداد تکرار آموزش	جمع
۱	$(k_1 > 0) \wedge (k_2 > 0)$	۶۷۶	۱۶	۱۰۸۱۶
۲	$(k_1 = 0) \vee (k_2 = 0)$	۵۲	۶۸۵	۳۵۶۲۰
۳	$(k_1 = 0) \wedge (k_2 = 0)$	۱	۱۰۰۰	۱۰۰۰
جمع		۷۲۹		۴۷۴۳۶

<sup>۴</sup> MATLAB

$$X_{sp} = \sigma_p^{-1}(X_{i,p} - \mu_p) \quad (۴)$$

بطوریکه بردار  $X_s$  که شامل  $p$  عنصر می باشد از  $N(0, R)$  و ماتریس شامل عناصر  $X_{i,p}$  از  $N(\mu, \Sigma)$  پیروی می کند و  $R$  ماتریس همبستگی است که بصورت زیر می باشد:

$$R = \begin{bmatrix} 1 & \rho \\ \rho & 1 \end{bmatrix} \quad (۵)$$

در اینجا  $\rho$  ضریب همبستگی بین متغیرهای کیفی است که در هنگام آموزش صفر فرض می شود ولی بهنگام ارزیابی مدل اعداد بین  $[0.09$  و  $0]$  با فاصله  $0.1$  به آن اختصاص می یابد.

ب- منطقه بندی

ج- بهم ریختن ترتیب اعداد: این عمل برای بهبود اثربخشی شبکه انجام می شود.

د- مقیاس سازی: با این عمل ورودی ها در یک محدوده مشخص قرار می گیرند. اگرچه استانداردسازی نیز موجب می شود ورودیها در یک محدوده مشخص قرار گیرند ولی با استفاده از روش حداقل- حداکثر<sup>۲</sup>، علاوه بر استفاده از فرمول ۴، کارایی آموزش بالاتر رفته است. در این تحقیق به استثنای شبکه ۳، بقیه شبکه ها بین فاصله  $[0.8$  و  $-0.8]$  مقیاس سازی شده اند.

در این تحقیق، داده های تولید شده برای آموزش شبکه از توزیع نرمال دو متغیره، که در حالت تحت کنترل دارای واریانس یک و بردار میانگین  $\mu = (0,0)$  می باشد، پیروی می نماید. داده های آموزشی با استفاده از فرمول شماره ۳ برای الگوریتم یادگیری با ناظر، شبیه سازی می شوند. به گونه ایی که پس از مراحل که در ادامه تشریح می شود، مدل توانایی می یابد عامل انحراف، نقطه تغییر و جهت تغییر را برای تغییرات خطی، تک پله ایی، چند پله ایی، ترکیب خطی و پله ایی، ترکیب چند پله ایی افزایشی-کاهشی، و یا هر نوع ترکیب قابل تصور خطی و پله ایی دیگر برای متغیرها را شناسایی نماید.

در مرحله آموزش، برای تولید داده ها مقدار تغییر در بردار میانگین بین  $-3/25$  تا  $3/25$  با فاصله های  $0.25$  در نظر گرفته می شود. بدین ترتیب ۷۲۹ ترکیب برای متغیرها قابل پیش بینی می باشد که به تناسب برای آموزش شبکه ها قابل استفاده است. داده های آموزشی بصورت ۱۲ مشاهده (به تعداد اندازه پنجره) دو متغیره برای آموزش شبکه ها تولید می شوند. برای شکل گیری یادگیری با ناظر برای داده های ۱۲ تایی تغییراتی بصورت زیر در ماتریس مشاهدات اعمال می شود:

الف- برای حالتی که تغییر در میانگین وجود ندارد، تغییر در بینهایت فرض می شود.

<sup>۱</sup> Permutation

<sup>۲</sup> Scaling

<sup>۳</sup> Min-Max

## جدول ۹. ترکیب تغییرات در بردار میانگین و تعداد تکرار

در شبکه ۲				
ردیف	گروه ترکیب تغییرات	تعداد ترکیبات	تعداد تکرار آموزش	جمع
۱	$(k_1 > 0) \wedge (k_2 > 0)$	۶۷۶	۱۰۰	۶۷۶۰۰
۲	$(k_1 = 0) \wedge (k_2 = 0)$	۱	۲۰۰۰	۲۰۰۰
جمع				۶۹۶۰۰

## جدول ۱۰. ترکیب تغییرات در بردار میانگین و تعداد تکرار در

شبکه ۳				
ردیف	گروه ترکیب تغییرات	تعداد ترکیبات	تعداد تکرار آموزش	جمع
۱	$(k_1 = 0) \vee (k_2 = 0)$	۵۲	۱۰۰	۵۲۰۰
۲	$(k_1 = 0) \wedge (k_2 = 0)$	۱	۲۰۰۰	۲۰۰۰
جمع				۷۲۰۰

## جدول ۱۱. گروه بندی تغییرات شبکه های ۴-۷

ردیف	جهت تغییر	گروه ترکیب تغییرات
۱	تغییرات مثبت میانگین	$k_i > 1.5$
۲	تغییرات منفی میانگین	$k_i < -1.5$
۳	تحت کنترل	$k_i = 0$

## جدول ۱۲. ترکیب تغییرات در بردار میانگین و تعداد تکرار در

شبکه ۴				
ردیف	گروه ترکیب تغییرات	تعداد ترکیبات	تعداد تکرار آموزش	جمع
۱	$k_1 > 1.5$	۱۸۹	۳۲۰	۶۰۴۸۰
۲	$k_1 \leq 1.5$	۱۶۲	۴۴۰	۷۱۲۸۰
۳	$k_1 = 0 \wedge k_2 = 0$	۱	۳۰۰۰	۳۰۰۰
جمع				۱۶۱۷۶۰

## جدول ۱۳. ترکیب تغییرات در بردار میانگین و تعداد تکرار در

شبکه ۵				
ردیف	گروه ترکیب تغییرات	تعداد ترکیبات	تعداد تکرار آموزش	جمع
۱	$k_1 < -1.5$	۱۸۹	۳۲۰	۶۰۴۸۰
۲	$k_1 \geq -1.5$	۱۶۲	۴۰۰	۶۴۸۰۰
۳	$k_1 = 0 \wedge k_2 = 0$	۱	۳۰۰۰	۳۰۰۰
جمع				۱۵۵۲۸۰

## جدول ۱۴. ترکیب تغییرات در بردار میانگین و تعداد تکرار

در شبکه ۶				
ردیف	گروه ترکیب تغییرات	تعداد ترکیبات	تعداد تکرار آموزش	جمع
۱	$k_2 < 1.5$	۱۸۹	۳۲۰	۶۰۴۸۰
۲	$k_2 \leq 1.5$	۱۶۲	۴۰۰	۶۴۸۰۰
۳	$k_1 = 0 \wedge k_2 = 0$	۱	۳۰۰۰	۳۰۰۰
جمع				۱۵۵۲۸۰

## جدول ۱۵. ترکیب تغییرات در بردار میانگین و تعداد تکرار

در شبکه ۷				
ردیف	گروه ترکیب تغییرات	تعداد ترکیبات	تعداد تکرار آموزش	جمع
۱	$k_2 < -1.5$	۱۸۹	۳۲۰	۶۰۴۸۰
۲	$k_2 \geq -1.5$	۱۶۲	۴۲۰	۶۸۰۴۰
۳	$k_1 = 0 \wedge k_2 = 0$	۱	۳۰۰۰	۳۰۰۰
جمع				۱۵۸۵۲۰

## ۵. ارزیابی عملکرد مدل

برای ارزیابی عملکرد مدل پیشنهادی از رویکرد پنجره متحرک<sup>۱</sup> استفاده شده است. محققانی مانند، "هوانگ" [۲۵] [۲۹] [۳۱]، "چنگ" [۳۲] [۳۳] و "گاه" [۲۴] برای ارزیابی عملکرد مدل پیشنهادی خود از رویکرد پنجره متحرک استفاده کرده اند. حرکت پنجره متحرک از زمانی که فرآیند تحت کنترل می باشد، آغاز می شود. بنابراین، در ابتدا برداری از مشاهدات وجود دارد که هیچگونه انحرافی را در فرآیند نشان نمی دهد. سپس یک تغییر ماندگار در مشاهداتی که برای فرآیند تولید می شود، اعمال می شود. بنابراین، با حرکت پنجره بسمت جلو، مشاهداتی که بیانگر انحراف در فرآیند می باشند از سمت راست وارد پنجره می شوند.

در این تحقیق، تغییر ماندگار در داده های تولید شده فرآیند، از مقطع زمانی ۱۰۱ اعمال شده است. بدین ترتیب که، ابتدا ۱۰۰ سری داده با توزیع نرمال دو متغیره برای یک فرآیند تحت کنترل با بردار میانگین  $\mu = (0,0)$  و ماتریس کوواریانس  $\Sigma = \begin{bmatrix} 1 & \rho \\ \rho & 1 \end{bmatrix}$  در شرایط  $\rho = (0, 0.1, 0.2, \dots, 0.8, 0.9)$  تولید می شود. از آنجایی که داده ها برای شرایطی تولید می شود که فرآیند تحت کنترل است، لذا هر بردار تولید شده که آماره  $\chi^2$  آن از  $UCL$  تجاوز نماید، حذف و بجای آن داده جدید تولید می شود.

برای ارزیابی عملکرد شبکه ۱ (ماژول اصلی ۱) از ۱۲۰ نوع ترکیب نشان داده شده در جدول شماره ۱۶ استفاده شده است. هر یک از این ترکیبات برای تولید ۱۰۰۰۰ سری مشاهده در شرایط خارج از کنترل، بکار گرفته شده است.

جدول شماره ۱۶ نتایج عملکرد را در حالتیکه نوع تغییرات فرآیند خطی و  $\rho = 0$  می باشد را نشان می دهد. در این جدول منظور از "نرخ خطا" آنست که، شبکه پس از شناسایی شرایط خارج از کنترل در تشخیص اینکه دو متغیر عامل انحراف فرآیند هستند یا یکی از متغیرها، چه میزان خطا دارد.

سناریوی ذکر شده برای دیگر ماژول های اصلی به تناسب نوع ترکیبات تغییر خطی که نیاز دارند، در مشاهدات اعمال شده و نتایج در جداول شماره ۱۷ و ۱۸ ارائه شده است. متوسط نتایج حاصل از دیگر ضرایب همبستگی برای تغییرات خطی برای هر یک از شبکه ها

<sup>۱</sup> Moving Window



۲۱ در فرآیند اعمال می شود، در مقاطع زمانی بعدی به ترتیب ۰/۲۵، ۰/۵، ۰/۷۵ و ۱/۲۵ به تغییرات پله ایی فوق، به تناسب جهت افزایشی یا کاهشیی آنها، اضافه و یا کم می شود.

در شکلهای ۲ الی ۹ نشان داده شده است. در شکلهای ۲ الی ۹ متوسط نتایج برای تغییرات تک پله ایی و تغییرات چند پله ایی نیز ارائه شده است. برای گزارش تغییرات چند پله ایی فرض شده است که بعد از اولین مقطع زمانی که ترکیب تغییرات جداول ۱۶ الی

جدول ۱۶. گزارش عملکرد ماژول اصلی ۱ در تغییرات خطی

ترکیب تغییرات	-3,-3	-3,-2.5	-3,-2	-3,-1.5	-3,-1	-3,0	-3,1	-3,1.5	-3,2	-3,2.5	-3,3	-2.5,-3	-2.5,-2.5	-2.5,-2
ترکیب تغییرات ARL	2.4778	2.5695	2.6848	2.8719	3.2751	10.0073	3.3440	2.7948	2.4864	2.3206	2.2399	2.6277	2.6966	2.7877
نرخ خطا	0.0297	0.0222	0.0227	0.0179	0.0147	0.0723	0.0106	0.0124	0.0117	0.0150	0.0144	0.0305	0.0263	0.0233
ترکیب تغییرات ARL	2.9331	3.3306	10.1126	3.3800	2.8412	2.5748	2.4128	2.3428	2.8304	2.8722	2.9203	3.0445	3.412	10.3105
نرخ خطا	0.0182	0.0170	0.0726	0.0100	0.0127	0.0142	0.0180	0.0169	0.0350	0.0322	0.0268	0.0173	0.0154	0.0690
ترکیب تغییرات ARL	3.4224	2.9141	2.7156	2.6007	2.5234	3.2075	3.2073	3.2196	3.2989	3.5876	10.5792	3.5015	3.0751	2.9597
نرخ خطا	0.0110	0.0178	0.0167	0.0192	0.0248	0.0434	0.0382	0.0329	0.0242	0.0197	0.0758	0.0144	0.0182	0.0204
ترکیب تغییرات ARL	2.8926	2.8461	3.8862	3.8859	3.9041	3.9368	4.0521	11.1576	3.8233	3.5396	3.4708	3.4534	3.4540	5.4891
نرخ خطا	0.0219	0.0299	0.0681	0.0587	0.0481	0.0356	0.0262	0.0648	0.0202	0.0277	0.0343	0.0385	0.0461	0.0072
ترکیب تغییرات ARL	5.6406	5.8959	6.1547	6.673	11.0771	10.7145	10.6772	10.4085	10.2565	4.2015	4.1239	4.0547	3.9451	3.9873
نرخ خطا	0.0091	0.0076	0.0073	0.0076	0.0176	0.0194	0.0188	0.0199	0.0169	0.0745	0.0651	0.04880	0.0388	0.0222
ترکیب تغییرات ARL	10.2013	3.7725	3.4706	3.3918	3.3404	3.3379	3.0613	3.1047	3.0846	3.1689	3.5327	9.7174	3.4691	3.0288
نرخ خطا	0.0210	0.0187	0.0268	0.0351	0.0489	0.0544	0.0448	0.0373	0.0294	0.0216	0.0144	0.0232	0.0109	0.0135
ترکیب تغییرات ARL	2.8755	2.7780	2.7370	2.6095	2.673	2.7565	2.9362	3.4428	9.3561	3.3947	2.8662	2.6655	2.5414	2.4494
نرخ خطا	0.0176	0.0244	0.0253	0.0334	0.0246	0.0202	0.0146	0.0123	0.0274	0.0089	0.0107	0.0123	0.0138	0.0163
ترکیب تغییرات ARL	2.3855	2.4671	2.5829	2.8152	3.4045	9.2939	3.3697	2.793	2.5274	2.3658	2.2705	2.2643	2.3498	2.4952
نرخ خطا	0.0276	0.0213	0.0178	0.0138	0.0119	0.0279	0.0067	0.0090	0.0096	0.0117	0.0145	0.0193	0.0168	0.0133
ترکیب تغییرات ARL	2.7742	3.4303	9.1766	3.3554	2.7400	2.4492	2.2733	2.1857						
نرخ خطا	0.0128	0.0109	0.0250	0.0072	0.0068	0.0073	0.0097	0.0114						

جدول ۱۷. گزارش عملکرد ماژول اصلی ۲ در تغییرات خطی

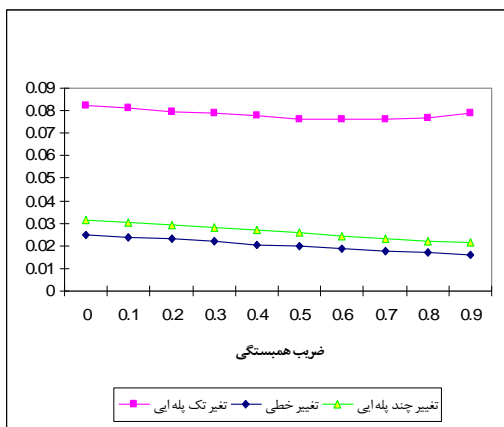
ترکیب تغییرات	-3,-3	-3,-2.5	-3,-2	-3,-1.5	-3,-1	-3,0	-3,1	-3,1.5	-3,2	-3,2.5	-3,3	-2.5,-3	-2.5,-2.5	-2.5,-2
نرخ خطا	0.0039	0.0043	0.0040	0.0044	0.006	0.0054	0.0076	0.0066	0.0052	0.0068	0.0057	0.0049	0.0043	0.0049
ترکیب تغییرات ARL	0.0037	0.0059	0.0060	0.0068	0.0074	0.0058	0.0070	0.0065	0.0050	0.0051	0.0053	0.0056	0.0050	0.0057
نرخ خطا	0.0055	0.0064	0.0074	0.0082	0.0082	0.0070	0.0077	0.0068	0.0071	0.0046	0.0097	0.0089	0.0087	0.0099
ترکیب تغییرات ARL	0.0091	0.0140	0.0150	0.0116	0.0108	0.0088	0.0074	0.0091	0.0087	0.0101	0.0144	0.0153	0.0157	0.0072
نرخ خطا	0.0072	0.009	0.0077	0.0085	0.0121	0.0095	0.0069	0.0062	0.0054	0.0240	0.0194	0.0185	0.0138	0.0104
ترکیب تغییرات ARL	0.0091	0.0103	0.0110	0.0147	0.0192	0.0231	0.0158	0.0118	0.0115	0.0085	0.0074	0.0063	0.0094	0.0078
نرخ خطا	0.0090	0.0093	0.0090	0.0116	0.0115	0.0090	0.0066	0.0057	0.0064	0.0124	0.0075	0.0077	0.0072	0.0081
ترکیب تغییرات ARL	0.0090	0.0100	0.0071	0.0060	0.0058	0.0052	0.0134	0.0075	0.0074	0.0054	0.0068	0.0074	0.0073	0.0063
نرخ خطا	0.0063	0.0054	0.0057	0.0152	0.0091	0.0070	0.0066	0.0042						

جدول ۱۸. گزارش عملکرد مازول اصلی ۳ برای شناسایی نقطه تغییر در تغییرات خطی

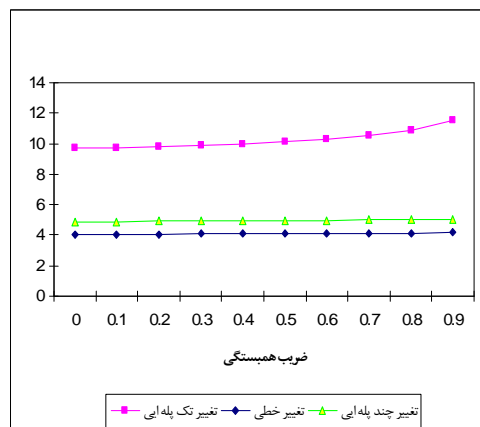
ترکیب تغییرات	-3,-3	-3,-2.5	-3,-2	-3,-1.5	-3,-1	-3,0	-3,1	-3,1.5	-3,2	-3,2.5	-3,3	-2.5,-3	-2.5,-2.5	-2.5,-2
متوسط نقطه تغییر	100.0878	100.1501	100.2316	100.3156	100.3945	100.4712	100.4162	100.3443	100.2713	100.1876	100.0969	100.1705	100.2598	100.3592
خطای استاندارد	0.0029	0.0037	0.0043	0.0047	0.0050	0.0053	0.0050	0.0048	0.0045	0.0039	0.0030	0.0038	0.0044	0.0048
$\hat{p}(\hat{\tau} = \tau)$	0.8977	0.8419	0.7627	0.6790	0.6062	0.5248	0.5886	0.6510	0.7171	0.8076	0.8961	0.8123	0.7257	0.6254
$\hat{p}( \hat{\tau} - \tau  \leq 1)$	0.9999	0.9999	0.9999	0.9996	0.9973	0.9871	0.9989	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9998
$\hat{p}( \hat{\tau} - \tau  \leq 2)$					0.9999	0.9996	0.9999							
ترکیب تغییرات	-2.5,-1.5	-2.5,-1	-2.5,0	-2.5,1	-2.5,1.5	-2.5,2	-2.5,2.5	-2.5,3	-2,-3	-2,-2.5	-2,-2	-2,-1.5	-2,-1	-2,0
متوسط نقطه تغییر	100.4702	100.5651	100.6701	100.5816	100.5057	100.405	100.2608	100.1519	100.2334	100.3854	100.5118	100.6451	100.7552	100.9134
خطای استاندارد	0.0050	0.0051	0.0054	0.0050	0.0050	0.0049	0.0044	0.0037	0.0024	0.0039	0.0051	0.0051	0.0053	0.0059
$\hat{p}(\hat{\tau} = \tau)$	0.5369	0.4470	0.3513	0.4108	0.4727	0.5905	0.7302	0.8389	0.7592	0.6089	0.4714	0.3798	0.2950	0.2104
$\hat{p}( \hat{\tau} - \tau  \leq 1)$	0.9983	0.9925	0.9664	0.9932	0.9985	0.9997	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9984	0.9848	0.9566	0.8751
$\hat{p}( \hat{\tau} - \tau  \leq 2)$	0.9999	0.9999	0.9985	0.9999	0.9999						0.9999	0.9999	0.9999	0.9957
$\hat{p}( \hat{\tau} - \tau  \leq 3)$			0.9999											0.9998
ترکیب تغییرات	-2,1	-2,1.5	-2,2	-2,2.5	-2,3	-1.5,-3	-1.5,-2.5	-1.5,-2	-1.5,-1.5	-1.5,-1	-1.5,0	-1.5,1	-1.5,1.5	-1.5,2
متوسط نقطه تغییر	100.786	100.6809	100.5205	100.3634	100.229	100.2921	100.4623	100.6486	100.8302	101.1623	101.3449	101.054	100.8212	100.6253
خطای استاندارد	0.0051	0.0050	0.0051	0.0048	0.0042	0.0029	0.0046	0.0067	0.0055	0.0175	0.0072	0.0061	0.0054	0.0051
$\hat{p}(\hat{\tau} = \tau)$	0.2478	0.3303	0.4738	0.6285	0.7630	0.7003	0.5324	0.3544	0.2276	0.1158	0.1012	0.1451	0.2482	0.3808
$\hat{p}( \hat{\tau} - \tau  \leq 1)$	0.9529	0.9824	0.9977	0.9999	0.9999	0.9999	0.9993	0.9898	0.9219	0.7209	0.5836	0.8010	0.9250	0.9873
$\hat{p}( \hat{\tau} - \tau  \leq 2)$	0.9999	0.9999						0.9999	0.9999	0.9934	0.9614	0.9989	0.9999	0.9999
$\hat{p}( \hat{\tau} - \tau  \leq 3)$										0.9999	0.9991	0.9999		
ترکیب تغییرات	-1.5,2.5	-1.5,3	-1,-3	-1,-2.5	-1,-2	-1,-1.5	-1,-1	-1,0	-1,1	-1,1.5	-1,2	-1,2.5	-1,3	0,-3
متوسط نقطه تغییر	100.4499	100.3067	100.3663	100.5321	100.7284	101.0303	101.427	102.1134	101.4188	101.0427	100.7504	100.5499	100.3694	100.4081
خطای استاندارد	0.0050	0.0046	0.0037	0.0054	0.0079	0.0141	0.0072	0.0094	0.0072	0.0061	0.0053	0.0051	0.0049	0.0042
$\hat{p}(\hat{\tau} = \tau)$	0.5431	0.6871	0.6295	0.4639	0.2972	0.1531	0.0813	0.0466	0.0903	0.1597	0.2886	0.4520	0.6263	0.5853
$\hat{p}( \hat{\tau} - \tau  \leq 1)$	0.9990	0.9996	0.9994	0.9970	0.9680	0.8121	0.5230	0.2404	0.5261	0.7921	0.9548	0.9923	0.9985	0.9978
$\hat{p}( \hat{\tau} - \tau  \leq 2)$				0.9999	0.9999	0.9993	0.9557	0.6532	0.9590	0.9991	0.9999			0.9999
$\hat{p}( \hat{\tau} - \tau  \leq 3)$							0.9999	0.9473	0.9999					
$\hat{p}( \hat{\tau} - \tau  \leq 4)$								0.9982						
$\hat{p}( \hat{\tau} - \tau  \leq 5)$								0.9999						
ترکیب تغییرات	0,-2.5	0,-2	0,-1.5	0,-1	0,1	0,1.5	0,2	0,2.5	0,3	1,-3	1,-2.5	1,-2	1,-1.5	1,-1
متوسط نقطه تغییر	100.5988	100.8286	101.2263	101.9533	102.0742	101.3094	100.8868	100.6333	100.4316	100.3696	100.5554	100.7525	101.0407	101.4246
خطای استاندارد	0.0062	0.0099	0.0196	0.0463	0.0093	0.0070	0.0058	0.0052	0.0051	0.0037	0.0057	0.0084	0.0145	0.0071
$\hat{p}(\hat{\tau} = \tau)$	0.4003	0.2415	0.1204	0.0506	0.0459	0.1088	0.2201	0.3783	0.5658	0.6250	0.4422	0.2833	0.1513	0.0811
$\hat{p}( \hat{\tau} - \tau  \leq 1)$	0.9914	0.9221	0.6596	0.2887	0.2487	0.5959	0.8846	0.9812	0.9955	0.9990	0.9956	0.9564	0.8014	0.5277
$\hat{p}( \hat{\tau} - \tau  \leq 2)$	0.9999	0.9999	0.9873	0.7289	0.6673	0.9788	0.9997	0.9999		0.9999	0.9999	0.9999	0.9982	0.9590
$\hat{p}( \hat{\tau} - \tau  \leq 3)$			0.9999	0.9727	0.9573	0.9999							0.9999	0.9999
$\hat{p}( \hat{\tau} - \tau  \leq 4)$				0.9996	0.9992									
ترکیب تغییرات	1,0	1,1	1,1.5	1,2	1,2.5	1,3	1.5,-3	1.5,-2.5	1.5,-2	1.5,-1.5	1.5,-1	1.5,0	1.5,1	1.5,1.5
متوسط نقطه تغییر	102.0015	101.4971	101.0731	100.7582	100.5637	100.3789	100.3155	100.4824	100.6647	100.8454	101.0274	101.273	101.0533	100.8862
خطای استاندارد	0.0090	0.0075	0.0062	0.0052	0.0051	0.0049	0.0032	0.0049	0.0070	0.0053	0.0059	0.0068	0.0059	0.0053
$\hat{p}(\hat{\tau} = \tau)$	0.0461	0.0769	0.1464	0.2787	0.4353	0.6113	0.6778	0.5118	0.3429	0.2248	0.1566	0.1061	0.1439	0.1973
$\hat{p}( \hat{\tau} - \tau  \leq 1)$	0.2717	0.4900	0.7750	0.9567	0.9950	0.9994	0.9997	0.9986	0.9840	0.9242	0.8113	0.6312	0.7989	0.9115
$\hat{p}( \hat{\tau} - \tau  \leq 2)$	0.7095	0.9311	0.9985	0.9999				0.9999	0.9999	0.9999	0.9989	0.9833	0.9985	0.9999
$\hat{p}( \hat{\tau} - \tau  \leq 3)$	0.9674	0.9991									0.9999	0.9999	0.9999	
$\hat{p}( \hat{\tau} - \tau  \leq 4)$	0.9992													
ترکیب تغییرات	1.5,2	1.5,2.5	1.5,3	2,-3	2,-2.5	2,-2	2,-1.5	2,-1	2,0	2,1	2,1.5	2,2	2,2.5	2,3
متوسط نقطه تغییر	100.6715	100.4934	100.3259	100.2572	100.4066	100.534	100.6367	100.7425	100.8704	100.7612	100.6578	100.5615	100.4082	100.2539
خطای استاندارد	0.0051	0.0050	0.0047	0.0026	0.0041	0.0050	0.0051	0.0052	0.0055	0.0051	0.0050	0.0050	0.0049	0.0044
$\hat{p}(\hat{\tau} = \tau)$	0.3395	0.5007	0.6661	0.7360	0.5871	0.4621	0.3671	0.2895	0.2187	0.2708	0.3497	0.4385	0.5861	0.7397
$\hat{p}( \hat{\tau} - \tau  \leq 1)$	0.9822	0.9989	0.9999	0.9999	0.9997	0.9981	0.9872	0.9616	0.9056	0.9624	0.9863	0.9956	0.9999	0.9999
$\hat{p}( \hat{\tau} - \tau  \leq 2)$	0.9999					0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999		
ترکیب تغییرات	2.5,-3	2.5,-2.5	2.5,-2	2.5,-1.5	2.5,-1	2.5,0	2.5,1	2.5,1.5	2.5,2	2.5,2.5	2.5,3	3,-3	3,-2.5	3,-2
متوسط نقطه تغییر	100.184	100.2738	100.3677	100.4619	100.5476	100.6301	100.5679	100.4965	100.3996	100.3038	100.1933	100.1039	100.1537	100.2235
خطای استاندارد	0.0039	0.0045	0.0048	0.0050	0.0051	0.0050	0.0050	0.0050	0.0049	0.0046	0.0039	0.0031	0.0036	0.0042

ادامه جدول ۱۸. گزارش عملکرد مازول اصلی ۳ برای شناسایی نقطه تغییر در تغییرات خطی

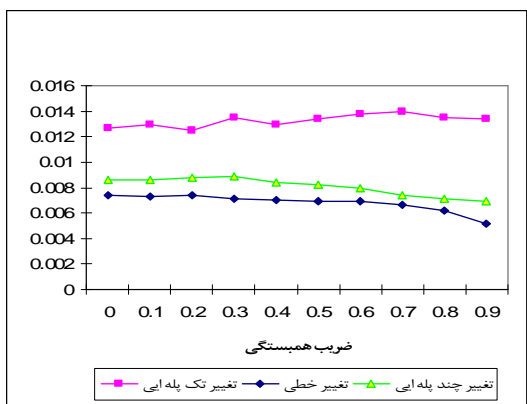
$\hat{p}(\hat{\tau} = \tau)$	0.8084	0.7211	0.6257	0.5320	0.4516	0.3756	0.4293	0.4991	0.5930	0.6908	0.8033	0.8905	0.8407	0.7699
$\hat{p}( \hat{\tau} - \tau  \leq 1)$	0.9999	0.9999	0.9999	0.9991	0.9960	0.9899	0.9970	0.9990	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999
$\hat{p}( \hat{\tau} - \tau  \leq 2)$					0.9999	0.9999	0.9999							
ترکیب تغییرات	3,-1.5	3,-1	3,0	3,1	3,1.5	3,2	3,2.5	3,3						
متوسط نقطه تغییر	100.3007	100.3658	100.4314	100.3846	100.3361	100.2632	100.177	100.1161						
خطای استاندارد	0.0046	0.0048	0.0050	0.0049	0.0047	0.0044	0.0038	0.0032						
$\hat{p}(\hat{\tau} = \tau)$	0.6923	0.6282	0.5639	0.6093	0.6579	0.7304	0.8176	0.8781						
$\hat{p}( \hat{\tau} - \tau  \leq 1)$	0.9998	0.9994	0.9989	0.9997	0.9999	0.9999	0.9999	0.9999						
$\hat{p}( \hat{\tau} - \tau  \leq 2)$			0.9999											



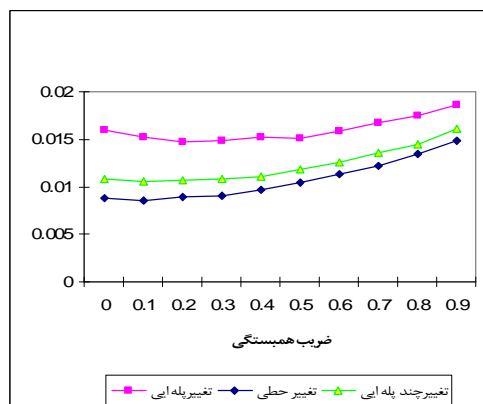
شکل ۳. نرخ خطا در شبکه ۱ برای انواع تغییرات



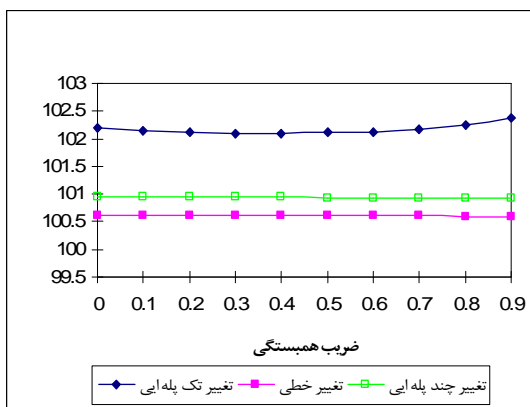
شکل ۴. متوسط طول دنباله شبکه ۱ برای انواع تغییرات



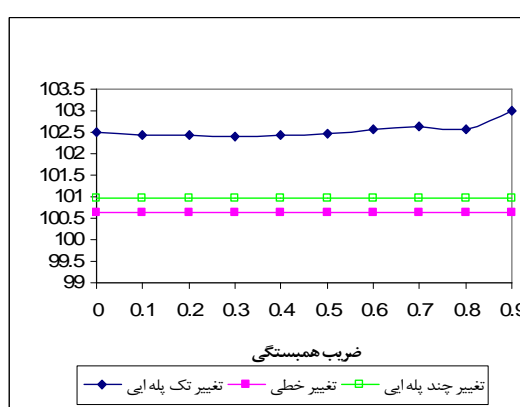
شکل ۵. نرخ خطا در شبکه ۳ برای انواع تغییرات



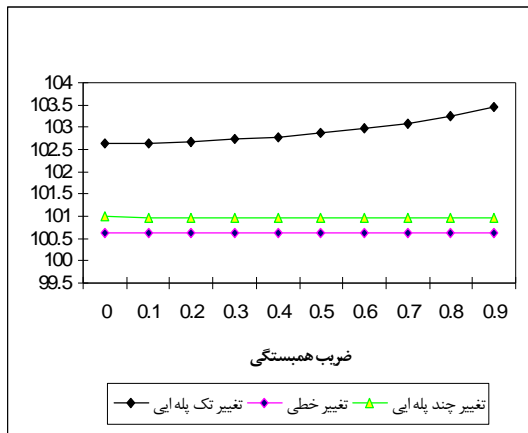
شکل ۶. نرخ خطا در شبکه ۲ برای انواع تغییرات



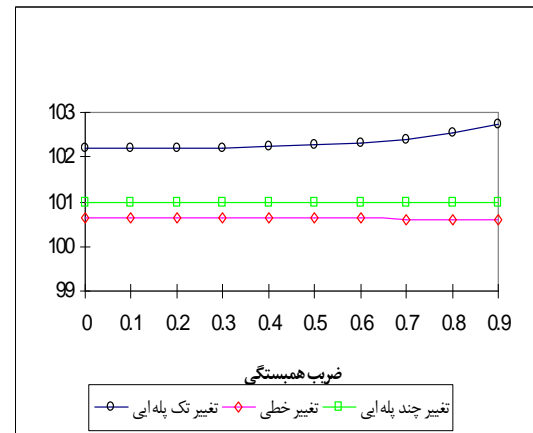
شکل ۷. شناسایی نقطه تغییر توسط شبکه ۵ برای انواع تغییرات



شکل ۸. شناسایی نقطه تغییر توسط شبکه ۴ برای انواع تغییرات



شکل ۹. شناسایی نقطه تغییر توسط شبکه ۷ برای انواع تغییرات



شکل ۸. شناسایی نقطه تغییر توسط شبکه ۶ برای انواع تغییرات

مرتبط با فرآیندهای چند متغیره نرمال و غیرنرمال را الزام آور می کند.

### منابع

[۱] نورالسنا، رسول، ارباب زاده، نسیم، سقایی کامران پی نبر، عباس. "توسعه روشهای شناسایی نقطه تغییر در محیط چندمتغیره"، ششمین کنفرانس بین المللی مهندسی صنایع- ایران- تهران ۱۳۸۷.

[2] Samuel, T.R., Pignatiello, J.J.JR., Calvin, J.A., "Identifying the Time of a Step Change with  $\bar{X}$  Bar Control Charts", Quality Engineering, Vol. 10, No 3, March. 1998, pp. 521-527.

[3] Perry M.B., Pignatiello J.J. JR., "Estimation of the Change Point of a Normal Process Mean with a Linear Trend Disturbance", Quality Technology and Quantitative Management, Vol. 3, No. 3, Sep. 2006, pp. 325-334.

[4] Perry, M.B., Pignatiello, J.J.JR., Simpson, J.R., "Estimation of the Change Point of the Process Fraction Nonconforming with a Monotonic Change Disturbance in SPC", Quality and Reliability Engineering International, Vol. 23, No. 3, Apr. 2007, pp. 327-339.

[5] Noorossana, R., Shademan, A., "Estimating the Change Point of a Normal Process Mean with a Monotonic Change", Quality and Reliability Engineering International, Vol. 25, No. 1, Feb. 2009, pp. 79-90.

[6] Noorossana, R., Saghaei, A., Paynabar, K., Abdi, S., "Identifying the Period of a Step Change in High-Yield Processes", Quality and Reliability Engineering International, Published on line in Wiley InterScience, DOI: 10.1002/qre.1007, : Mar. 2009.

[7] Hotelling, H., "Multivariate quality control-Illustrated by the air testing of sample bombsights", Techniques of Statistical Analysis, Eisenhart, C., Hastay, M.W., Wallis, W.A. (Eds). McGraw-Hill: New York, 1947, pp. 111-184.

[8] Woodall, W.H., Ncube, M.M., "Multivariate CUSUM Quality Control Procedures", Technometrics, Vol. 27, No. 3, Aug. 1985, pp. 285-292.

گزارشات فوق بیانگر پایداری<sup>۱</sup> عملکردی شبکه ها بهنگام تغییر ضریب همبستگی متغیرها است. مضافا آنکه، با افزایش میزان تغییرات در بردار میانگین فرآیند، عملکرد مناسب تری را از مدل پیشنهادی شاهد خواهیم بود.

### ۶. نتیجه گیری

هنگامیکه فرآیندی با چند مشخصه کیفی تاثیرگذار بر یکدیگر، توسط نمودارهای کنترل پایش می شود، آشکار شدن شرایط خارج از کنترل فرآیند زمانی می تواند راهگشای فعالیتهای بهبود برای مهندسين کیفیت شود که علاوه بر شناسایی نقطه تغییر، عامل انحراف فرآیند نیز تشخیص داده شود. در این مقاله بر مبنای الگوریتم یادگیری با ناظر، یک مجموعه شبکه عصبی ارائه گردید که توانایی شناسایی نقطه تغییر، تشخیص عامل انحراف فرآیند و تشخیص جهت تغییر را برای تغییرات خطی، تک پله ای، چند پله ای، ترکیب خطی و پله ای، ترکیب چند پله ای افزایشی-کاهشی، و یا هر نوع ترکیب قابل تصور خطی و پله ای دیگر برای متغیرها را دارا می باشد. عملکرد مدل پیشنهادی که برای فرآیندی با توزیع نرمال دو متغیره طراحی شده است، برای برخی از ترکیبات تغییرات مونوتونیک و نیز تغییرات افزایشی-کاهشی بردار میانگین ارزیابی گردید. متوسط طول دنباله و نرخ خطای محاسبه شده برای انواع ترکیب تغییرات، بیانگر عملکرد با ثبات در مدل پیشنهادی می باشد. نتایج حاصل شده بیانگر قابلیت و توانایی بالاتر این مدل نسبت به مدل های موجود در عرصه فعالیتهای واقعی می باشد. هرچند که فرآیندهای چند متغیره بدلیل تاثیر متقابل متغیرهای کیفی بر یکدیگر موجب پیچیده و سخت شدن تحقیقات مرتبط با تهیه طرحهای برآورد نقطه تغییر و شناسایی عامل تغییر می شود، ولی نیاز موجود در عرصه فعالیتهای تولیدی و خدماتی، توسعه تحقیقات

<sup>1</sup> Robust

- [23] Niaki, S.T.A., Abbasi, B., "Fault Diagnosis in Multivariate Control Charts using Artificial Neural Network", Quality and Reliability Engineering International, Vol. 21, No. 8, Dec. 2005, pp. 825-840.
- [24] Guh, R.S., "On-line Identification and Quantification of Mean Shifts in Bivariate Processes using a Neural Network-based Approach", Quality and Reliability Engineering International, Vol. 23, No. 3, Apr. 2007, pp.367-385.
- [25] Hwang, H.B., "Toward Identifying the Source of Mean Shifts in Multivariate SPC: a Neural Network Approach", International Journal of Production Research, Vol. 46, No. 20, Oct. 2008, pp. 5531-5559.
- [26] Bersimis, S., Psarakis, S., Panaretos, J., "Multivariate Statistical Process Control Chart: An Overview", Quality and Reliability Engineering International, Vol. 23, No. 5, Aug. 2007, pp. 517-543.
- [27] Guh, R.S., Shiue, Y.R., "An Effective Application of Decision Tree Learning for on-line Detection of Mean Shifts in Multivariate Control Charts", Computer and Industrial Engineering, Vol. 55, No. 2, Sep. 2008, pp. 475-493.
- [28] Zorriassatine, F., Tannock, J.D.T., "A Review of Neural Networks for Statistical Process Control", Journal of intelligent manufacturing, Vol. 9, No. 3, May 1998, pp. 209-224.
- [29] Hwang, H.B., "Detecting Process Mean Shift in the Presence of Autocorrelation: a Neural Network Based Monitoring Scheme", International Journal of Production Research, Vol. 42, No. 3, Feb. 2004, pp. 573-595.
- [30] Hwang, H.B., "Simultaneous Identification of Mean Shift and Correlation Change in AR(1) Processes", International Journal of Production Research, Vol. 43, No. 9, May 2005, pp. 1761-1783.
- [31] Hwang, H.B., Hubele, N.F., "Back-Propagation pattern Recognizers for  $\bar{X}$  Control Charts: Methodology and Performance", Computers industrial Engineering, Vol. 24, No. 2, Apr. 1993, pp. 219-235.
- [32] Cheng, S.C., "A Multi-Layer Neural Network Model for Detecting Changes in the Process Mean", Computers industrial Engineering, Vol. 28, No. 1, Jan. 1995, pp. 51-61.
- [33] Cheng, C.S., "A Neural Network Approach for the Analysis of Control Chart Patterns", International Journal of Production Research, Vol. 35, No. 3, Mar. 1997, pp. 667-697
- [9] Crosier, R.B., "Multivariate Generalization of Cumulative Sum Quality Control Schemes", Technometrics, Vol. 30, No. 3, Aug. 1988, pp. 291-302.
- [10] Lowry, C.A., Woodall, W.H., Champ, C.W., Rigdon, S.E., "A Multivariate Exponentially Weighted Moving Average Control Chart", Technometrics, Vol. 34, No. 1, Feb. 1992, pp.46-53.
- [11] Pan, X., "An Alternative Approach to Multivariate EWMW Control Chart", Journal of applied statistics, Vol.32, No. 7, Sep. 2005, pp. 695-705.
- [12] Sullivan, J.H., Woodall, W.H., "Change-Point Detection of Mean Vector or Covariance Matrix Shifts Using Multivariate Individual Observation", IIE transactions, Vol. 32, No. 6, Jun. 2000, pp.537-549.
- [13] Srivastava, M.S., Worsley, K.J., "Likelihood Ratio Tests for a Change in the Multivariate Normal mean", Journal of the American Statistical Association, Vol. 81, No. 393, Mar. 1986, pp. 199-204.
- [14] Nedumaran, G., Pignatiello, J.J., Calvin, J.A., "Identifying the Time of a Step-Change with  $\chi^2$  Control Charts", Quality Engineering, Vol. 13, No. 2, Dec. 2000, pp. 153-159.
- [15] Chua, M.K., Montgomery, D.C., "Investigation and Characterization of a Control Scheme for Multivariate Quality Control", Quality and Reliability Engineering International, Vol. 8, No. 1, Jan 1992, pp. 37-44.
- [16] Wade, M.R., Woodall, W.H., "A Review and Analysis of Cause-Selecting Control Charts", Journal of Quality Technology, Vol. 25, No. 3, July 1993, pp. 161-170.
- [17] Hawkins, D.M., "Regression Adjustment for Variables in Multivariate Quality Control", Journal of Quality Technology, Vol. 25, No. 3, July 1993, pp. 170-182.
- [18] Hayter, A.J., Tsui, K.L., "Identification and Quantification in Multivariate Quality Control Problems", Journal of Quality Technology, Vol. 26, No. 3, July 1994, pp.197-208.
- [19] Mason, R.L., Tracy, N.D., Young, J.C., "Decomposition of  $T^2$  for Multivariate Control Chart Interpretation", Journal of Quality Technology, Vol. 27, No. 2, Apr. 1995, pp. 109-119.
- [20] Kourti, T., MacGregor, J.F., "Multivariate SPC Methods for Process and Product Monitoring", Journal of Quality Technology, Vol. 28, No. 4, Oct. 1996, pp. 409-428.
- [21] Nottingham, Q.J., Cook, D.F., Zobel, C.W., "Visualization of Multivariate Data with Radial Plots using SAS", Computers and Industrial Engineering, Vol. 41, No. 1, Oct. 2001, pp.17-35.
- [22] Maravelakis, P.E., Bersimis, S., Panaretos, J., Psarakis, S., "Identifying the out of Control Variable in a Multivariate Control Chart", Communications in Statistics—Theory and Methods, Vol. 31, No. 12, Dec. 2002, pp. 2391-2408.