Archive of SID

نشریه پژوهش‌های مهندسی صنایع در سیستم‌های تولید

IERPS نشریه پژوهش‌های مهندسی صنایع در سیستم‌های تولید

ISSN: 2345-2269

سال سوم شماره ششم پاییز و زمستان ۱۳۹۴، صفحه ۱۷۷-۱۸۹

www.ier.basu.ac.ir

# ارائه یک مدل ترکیبی برای شناسایی و تحلیل الگوهای معنی‌دار در نمودارهای کنترل فرآیند

احمد کوچک‌زاده [۱،*]، سیدعلی لسانی [۲]، سیدمحمدتقی فاطمی قمی [۳]

۱. استادیار دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد قم، قم

۲. دانش‌آموخته کارشناسی ارشد، گروه مهندسی صنایع، دانشگاه آزاد اسلامی واحد نجف‌آباد، اصفهان

۳. استاد دانشکده مهندسی صنایع، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران

**اطلاعات مقاله**

**تاریخچه مقاله:**

دریافت ۱۳۹۳/۰۹/۲۸

پذیرش ۱۳۹۴/۱۰/۰۵

**کلمات کلیدی:**

الگوهای معنی‌دار

نمودارهای کنترل فرآیند

خط برازش نمونه‌ها

شبکه LVQ

شبکه MLP

**خلاصه**

شناسایی صحیح و طبقه‌بندی دقیق الگوهای معنی‌دار در نمودارهای کنترل فرآیند آماری از نظر آنکه رفتارهای غیرطبیعی را تداعی می‌کنند بسیار بااهمیت است. تشخیص و استخراج الگوهای غیرطبیعی، حساسیت نمودارهای کنترلی را در شناسایی وضعیت‌های خارج از کنترل افزایش می‌دهد. در سال‌های اخیر به دلیل توانمندی‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی، از آن‌ها برای شناسایی الگوهای غیرطبیعی در نمودارهای کنترلی شوهارت استفاده شده است. اغلب این پژوهش‌ها، بویژه هنگامی‌که حساسیت فرآیند نسبت به رخداد الگوهای غیرطبیعی بالا باشد، دچار خطای طبقه‌بندی نادرست الگوها می‌شوند. در این پژوهش، مدل ترکیبی مبتنی بر شبکه‌های LVQ و MLP و همچنین خط برازش نمونه‌ها برای شناسایی و تجزیه‌وتحلیل الگوهای غیرطبیعی پایه در نمودارهای کنترل فرآیند ارائه شده است. این مدل پیشنهادی، علاوه بر اینکه در سطوح مختلف حساسیت، خطای طبقه‌بندی نادرست الگوها را به مقدار زیادی کاهش می‌دهد، رخداد همزمان الگوهای پایه را شناسایی و پارامترهای متناظر را برآورد می‌کند. در نهایت با بکارگیری نمونه‌های شبیه‌سازی‌شده، کارآمدی و اثربخشی مدل نشان داده شده است.

## ۱- مقدمه

نمودارهای کنترلی شوهارت مهم‌ترین ابزار کنترل فرآیند آماری (SPC) هستند. این نمودارها، بر نوسان‌های مشخصه‌های کیفی متغیر و نسبی نظارت کرده و فرآیند تولید را کنترل می‌کنند. در استفاده آغازین از نمودارهای کنترلی، اگر هیچ نمونه‌ای خارج از حدود کنترل قرار نمی‌گرفت، نتیجه‌گیری می‌شد که فرآیند تحت‌کنترل است. اگرچه در آن زمان، این نتیجه‌گیری نیازها را رفع می‌کرد اما به تدریج با افزایش پیچیدگی فرآیندهای تولید، دیگر کافی نبود. امروزه، باور بر آن است که حتی اگر تمام نمونه‌ها بین حدود کنترل قرار گیرند، ممکن است طی شکل‌گیری الگوهای غیرطبیعی معنی‌دار، فرآیند از کنترل خارج شده باشد. به همین دلیل برای ارتقاء حساسیت نمودارها باید الگوهای معنی‌دار شناسایی‌شوند. به دلیل آنکه نمودارهای کنترلی شوهارت صرفاً بر اطلاعات آخرین نمونه تمرکز دارند و داده‌های مشترک به دست آمده از نمونه‌های متوالی را در نظر نمی‌گیرند، در شناسایی و تحلیل بی‌درنگ الگوهای رفتاری ناتوان هستند. بنابراین باید طی روشی سامان‌مند و به شیوه‌ای دیگر، الگوهای غیرطبیعی شناسایی شوند.

در ادبیات موضوع، چهار الگوی جابجایی (Sh.) Shift، روند (Tr.) Trend ، دوره‌ای (Cyc.) Cycle و سیستماتیک Systematic (Sys.) به دلیل آنکه ریشه در فرآیند دارند و در اکثر نمودارهای

* نویسنده مسئول. احمد کوچک‌زاده

تلفن: ۰۲۵۳-۷۷۷۴۱۷۱، پست الکترونیکی: a.koochakzadeh@gmail.com

www.SID.ir

Archive of SID



کنترلی ظاهر می‌شوند، به‌عنوان «الگوهای غیرطبیعی پایه» در نظر گرفته شده‌اند. الگوهای غیرطبیعی پایه، در نمودارهای کنترلی می‌توانند به صورت انفرادی و یا ترکیبی نمایان شوند. در شکل (۱)، انواع الگوهای معنی‌دار پایه نشان داده شده‌اند (در این شکل نوسانات غیرطبیعی از نمونه ۱۳ ام شروع می‌شوند).

عوامل مختلفی می‌توانند سبب شکل‌گیری الگوهای غیرطبیعی شوند. در جدول(۱)، الگوهای غیرطبیعی و برخی از دلایل به وجود آورنده آن‌ها آورده شده است [۱].

تحقیقات متعددی به‌منظور شناسایی و تحلیل الگوهای غیرطبیعی در نمودارهای کنترل فرآیند انجام شده است؛ در سال ۲۰۰۵، یانگ و یانگ مدلی مبتنی بر روش ضریب همبستگی آماری را برای شناسایی الگوها در نمودارهای کنترلی معرفی کردند [۲]. لین و همکاران یک ماشین بردار پشتیبان برای شناسایی بلادرنگِ الگوهای غیرطبیعی حین تولید ارائه دادند [۳]. کبیری‌نائینی و همکاران روشی را مبتنی بر استنباط بیزی و برآورد حداکثر درستنمایی جهت شناسایی الگوهای پایه و تخمین پارامترهای متناظر در نمودارهای کنترل فرآیند پیاده‌سازی نمودند [۴]. این محققین در سال ۲۰۱۵ یک روش تصمیم‌گیری آماری دیگری را جهت تشخیص و طبقه‌بندی الگوهای نمودار کنترل میانگین ارائه کردند. در این روش نیز با اتکا به برآوردگرهای حداکثر درستنمایی و رویکرد مبتنی بر قاعده بیز، هشدار شکل‌گیری الگوهای معنی‌دار دریافت و پارامترهای متناظر برآورد می‌گردد [۵].

از سوی دیگر، شبکه‌های عصبی مصنوعی، به دلیل توانمندی در شناسایی الگوها، جهت بررسی نمودارهای کنترل فرآیند، به‌صورت فزاینده‌ای استفاده شده‌اند. فام و اُزتمل از شبکه LVQ[1] در طبقه‌بندی الگوهای غیرطبیعی نمودارهای کنترل کیفیت استفاده کردند [۶]. چِنگ دو مدل بر اساس شبکه‌های عصبی پیش‌خوراند چند لایه طراحی کرده است ([۷] و[۸]). در این دو مدل، به ترتیب نوسان‌های میانگین و انحراف معیار فرآیند شبیه‌سازی می‌شوند. اچ‌وارنگ مدلی را با استفاده از الگوریتم آموزشی پس‌انتشار خطا (BP) در شبکه عصبی معرفی کرد که ذیل آن الگوی دوره‌ای ساده تحلیل می‌شود [۹]. خروجی شبکه‌ای که وی طراحی کرد، بر پایه انحراف معیار تنظیم شده است. چانگ و آو از تلفیق نگرش فازی در شبکه‌های عصبی برای تشخیص و طبقه‌بندی نوسان‌های میانگین در فرآیندهای مختلف تولید استفاده کردند [۱۰]. آناگون یک شبکه عصبی برای شناسایی الگوها در نمودارهای کنترل فرآیند آماری طراحی نمود [۱۱]. در سال ۱۹۹۹، روئی‌گاه و اچ‌سیئه مدلی مبتنی بر شبکه‌های عصبی برای تشخیص الگوهای غیرطبیعی در نمودارهای کنترل فرآیند طراحی کردند [۱۲]. در مدل ارائه شده، روشی برای تخمین پارامترهای متناظر با الگوهای پایه پیشنهاد شده است. روئی‌گاه و همکاران در مقاله خود، به موضوع طبقه‌بندی نادرست برخی الگوها پرداختند و برای آن راه‌حل ارائه دادند [۱۳]. روئی‌گاه و تانک مدلی را با استفاده از شبکه‌های پرسپترون و الگوریتم پس‌انتشار خطا برای شناسایی الگوهای ترکیبی معرفی کردند [۱۴]. این شبکه رخداد همزمان برخی از الگوهای پایه را شبیه‌سازی می‌کند. روئی‌گاه با استفاده از الگوریتم ژنتیک، یک شبکه عصبی پیش‌خوراند با معماری بهینه ارائه داد که طی آن بتوان الگوهای نمودارهای کنترلی را شناسایی کرد [۱۵]. در سال ۲۰۰۵، روئی‌گاه یک مدل ترکیبی متشکل از چند شبکه پرسپترون و یک سیستم خبره ارائه کرد که علاوه بر شناسایی و آنالیز الگوهای پایه، موضوع طبقه‌بندی نادرست الگوها را به مقدار زیادی حل می‌کند [۱۶]. این مدل می‌تواند نقطه شروع الگوهای غیرطبیعی نمودار کنترل را برآورد کند. در سال ۲۰۱۰، روئی‌گاه مدلی را با استفاده از شبکه‌های عصبی ارائه داد که به طور همزمان نمودارهای میانگین و نوسانات را کنترل می‌کند [۱۷]. چی‌یو و همکاران با استفاده از الگوریتم پس‌انتشار خطا و بر اساس مدل‌های سری زمانی AR (1) با ضرایب خود همبسته متفاوت، یک شبکه پرسپترون برای شناسایی تغییرات به وجود آمده در مقادیر پارامتری فرآیند، طراحی کردند[۱۸]. نتایج فعالیت‌های این افراد نشان می‌دهد شبکه‌های عصبی در تفکیک میزان تغییرات به وجود آمده بر حسب انحراف معیار بسیار موفق عمل می‌کنند؛ این درحالی است که نمودارهای کنترل سنتی از تشخیص همان تغییرات فرآیندی ناتوان هستند. فام و ساگیرُگلو با طراحی یک شبکه پرسپترون چندلایه‌ای[2] (MLP) برای شناسایی الگوها، نحوه عملکرد چهار الگوریتم آموزشی BP، QP، DBD وEDBD[3] را بررسی و مقایسه کرده است. این پژوهش نشان می‌دهد، قانون پس‌انتشار خطا (BP)، مناسب‌ترین شیوه برای آموزش شبکه‌های پرسپترونِ طراحی‌شده در این زمینه است [۱۹]. چِن و همکاران یک مدل ترکیبی را به‌منظور شناسایی الگوهای همزمان ارائه کردند [۲۰]. در سال ۲۰۱۱، فاطمی‌قمی و همکاران مدلی برای شناسایی و تجزیه‌وتحلیل الگوهای غیرطبیعی در نمودارهای کنترل فرآیند با ترکیب دو نوع شبکه عصبی (LVQ و MLP) ارائه دادند [۲۱]. ساختار مدل از دو بخش شناسایی عمومی و شناسایی خاص تشکیل شده است. در بخش اول شبکه LVQ نوع الگوی غیرطبیعی را تشخیص می‌دهد؛ سپس نقطه شروع رفتارهای غیرطبیعی برآورد می‌شود. در بخش دوم، هفت شبکه پرسپترون دولایه‌ای طراحی شده‌اند که هر یک از آنها می‌تواند پارامترهای متناظر با یکی از الگوهای غیرطبیعی را تعیین کند. بنابراین به محض شناسایی نوع الگوی غیرطبیعی و تخمین نقطه شروع آن در بخش شناسایی عمومی، در بخش شناسایی خاص پارامترهای اصلی هر الگو به‌وسیله شبکه متناظر با آن تعیین می‌شود. ابراهیم‌زاده و همکاران مدلی دو مرحله‌ای را برای شناسایی و تحلیل الگوهای پایه در نمودارهای کنترل فرآیند ارائه نمودند [۲۲]. در این مدل از قوانین خوشه‌بندی برای

1 . Learning Vector Quantization (LVQ)
2. Multi Layer Perceptron (MLP)
3. Quick-Prop (QP), Delta-Bar-Delta (DBD), Extended-Delta-Bar-Delta (EDBD)

www.SID.ir

Archive of SID



شناسایی و از شبکه‌های پرسپترون، شبکه‌های احتمالی و شبکه‌های توابع پایه شعاعی برای تحلیل الگوهای شناسایی‌شده استفاده می‌شود. یانگ و همکاران مدلی ترکیبی را جهت کنترل توامان الگوها در نمودارهای کنترل میانگین و واریانس معرفی کردند [۲۳]. چِنگ و همکاران مدلی را برای شناسایی الگوهای غیرطبیعی در نمودارهای کنترل طراحی نمودند که در آن از امکانات شبکه‌های عصبی و ویژگی‌های استخراج شده از آنالیز همبستگی استفاده شده است [۲۴].

بطور کلی مدل‌های معرفی شده در ادبیات را می‌توان به دو گروه تقسیم نمود: دسته اول مدل‌هایی هستند که صرفا شناسایی الگوهای غیرطبیعی را در دستور کار دارند. دسته دوم مدل‌های پیشرفته‌تری هستند که علاوه بر شناسایی، طبقه‌بندی الگوهای معنی‌دار و تخمین پارامترهای متناظرشان را پشتیبانی می‌کنند؛ گروهی از این مدل‌ها ترکیبی (هیبریدی) بوده و معمولا از چندین شبکه با معماری‌های متفاوت، چند نوع شبکه و یا چند شبکه و یک ابزار مکمل (نظیر راه‌حل‌های ریاضی و یا سیستم‌های خبره) تشکیل شده‌اند؛ گروه دیگری از این مدل‌ها روش‌های محاسباتی مبتنی بر مباحث آماری و یا راهکارهای ریاضیاتی را استفاده نموده‌اند. با این وجود در اغلب مدل‌های ارائه شده، خطای طبقه‌بندی نادرست الگوها زیاد است. اگر چه برخی از پژوهش‌ها نظیر روئی‌گاه [۱۶] و [۱۷] و فاطمی‌قمی [۲۱] دستورالعمل‌های کارآمدی را ارائه نموده‌اند؛ اما هنگامی که حساسیت فرآیند بالا می‌رود، خطای طبقه‌بندی نادرست الگوها زیاد می‌شود.

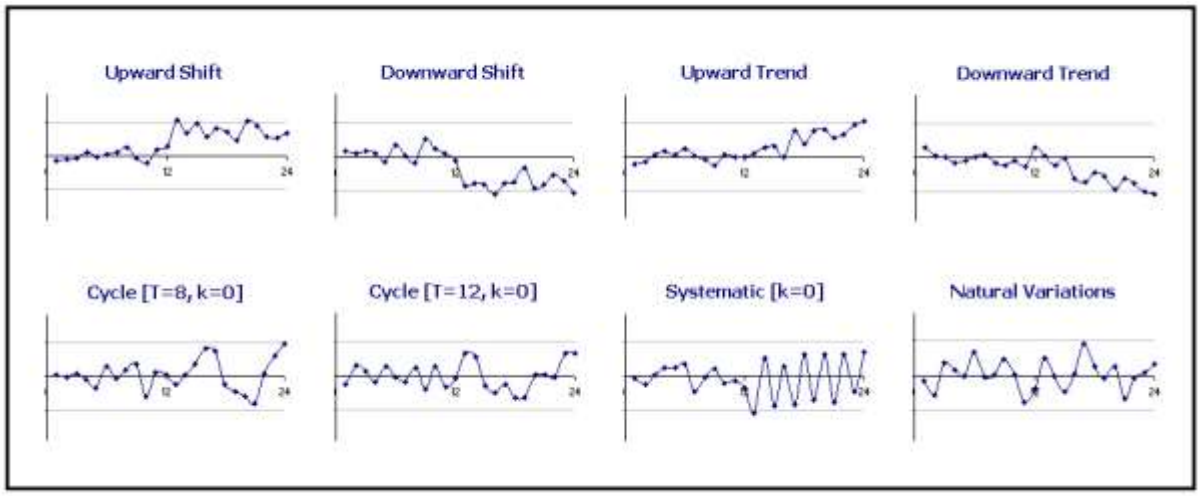
در این مقاله، مدلی پیشنهاد می‌گردد که طی آن الگوهای پایه و همزمان در نمودارهای کنترل فرآیند مشخصه‌های کیفی متغیر با استفاده از تحلیل خط برازش و بررسی خروجی‌های دو شبکه LVQ و MLP شناسایی و پارامترهای متناظر برآورد می‌شوند. در روش ارائه‌شده، خطای طبقه‌بندی نادرست الگوها با حساسیت‌های مختلف به طور چشمگیر کاهش می‌یابد.

ساختار پژوهش جاری از این قرار است: در بخش ۲ تعاریف و اصطلاحات بکار رفته در مدل پیشنهادی تشریح می‌شوند. بخش ۳ ساختار کلی و جزییات مدل پیشنهادی را ارائه می‌دهد. در بخش ۴ عملکرد مدل پیشنهادی ارزیابی می‌شود. بخش ۵ عملکرد مدل پیشنهادی را با مدل‌های پیشین مقایسه می‌کند و نهایتا در بخش ۶، نتایج پژوهش جاری مرور و موضوعی برای تحقیقات آتی پیشنهاد می‌گردد.

## ۲- تعاریف، اصطلاحات و نشانه‌گذاری‌ها

### ۲-۱- بردار کنترل

برای شناسایی و تجزیه‌وتحلیل الگوها باید R نمونه تصادفی به مدل وارد شوند. این بردار R-بعدی، «بردار کنترل» یا بردار شناسایی نامیده می‌شود. در این مقاله فرض شده است هر بردار کنترل از ۱۲ نمونه تصادفی تشکیل شود. پس از تعیین وضعیت نمونه‌های یک بردار، ۱۲ نمونه تصادفی جدید جانشین نمونه‌های فعلی می‌شوند. نکته مهم اینکه شرایط تولید برای نمونه‌های یک بردار کنترل باید یکسان باشد.




**شکل (۱): الگوهای غیرطبیعی پایه**

**جدول (۱): برخی دلایل بوجودآورنده الگوهای غیرطبیعی**

| الگو | دلایل شکل‌گیری |
|---|---|
| جابجایی | بکارگیری اپراتورهای جدید، روش‌های تولید جدید، ماشین‌آلات جدید و تغییر در روش‌های بازرسی و استانداردها |
| روند | فرسودگی تدریجی ابزارآلات و تأثیرات فصلی |
| دوره‌ای | تغییرات محیطی نظیر درجه حرارت، خستگی کارگرها، جابه‌جایی اپراتورها و یا هر متغییر مربوط به ماشین‌آلات تولید |
| سیستماتیک | هرگونه تغییرات متناوب در روش‌ها و عوامل تولید |

www.SID.ir

Archive of SID



### ۲-۲- خط برازش

پراکندگی نقاط بردار کنترل را در نظر بگیرید. بر اساس روش کمترین مربعات، «خط برازشِ» این نقاط خطی است که مجموع مربعات فواصل عمودی نقاط نمونه از آن حداقل شود [۲۵]. شکل (۲) مثالی از خط برازش نمونه‌های یک بردار کنترل را نشان می‌دهد.

مدل پیشنهادی با بررسی «عرض از مبدا» و «شیب» خط برازش، رخداد انفرادی یا همزمان الگوهای جابجایی و روند را در صورت وجود شناسایی و تحلیل می‌کند. با استناد به نتایج حاصل از بردارهای آزمایشیِ شبیه‌سازی‌شده، نشان داده می‌شود که این راه‌حل در تشخیص و تحلیل الگوهای جابجایی و روند با حساسیت‌های بالا بسیار کارآمد است (قسمت‌های ۴-۱، ۵-۱ و ۵-۲ را ملاحظه نمایید).

### ۲-۳- شبیه‌سازی نوسان‌های طبیعی

نوسان‌های تصادفی در فرآیندهای تولید، به صورت طبیعی و اجتناب‌ناپذیر اتفاق می‌افتند. به دلیل آنکه نوسان‌های تصادفی، الگوهای معنی‌دار را از شکل انتظاری‌شان دور می‌کنند، شناسایی صحیح، دقیق و سریع رفتارهای غیرطبیعی مشکل خواهد بود.

در آمار کاربردی برای هر متغیر تصادفی یک تابع توزیع احتمال وجود دارد. به همین ترتیب، برای نوسان‌های طبیعی در نمودارهای کنترل فرآیند، که در حقیقت متغیر تصادفی هستند، توزیع احتمال در نظر گرفته می‌شود. از این قضیه برای شبیه‌سازی رفتارهای طبیعی در نمودارهای کنترل فرآیند استفاده می‌کنند [۲۶]. برای مثال، در نمودار کنترلی $\bar{x}$ توزیع نوسان‌های طبیعی، نرمال و همچنین در نمودار کنترلی $S^2$ توزیع نوسان‌های طبیعی، گاما است.

### ۲-۴- شبیه‌سازی الگوهای غیرطبیعی و معرفی پارامترها

چنانچه بیان شد، انحراف‌های تصادفی به‌صورت طبیعی در تمامی نمونه‌های مشاهده‌شده وجود دارد؛ بنابراین، در فرآیندی که تحت کنترل است، الگوهای غیرطبیعی به وجود نمی‌آیند. بر این اساس، نوسان‌های طبیعی همواره از رابطه (۱) تبعیت می‌کنند:

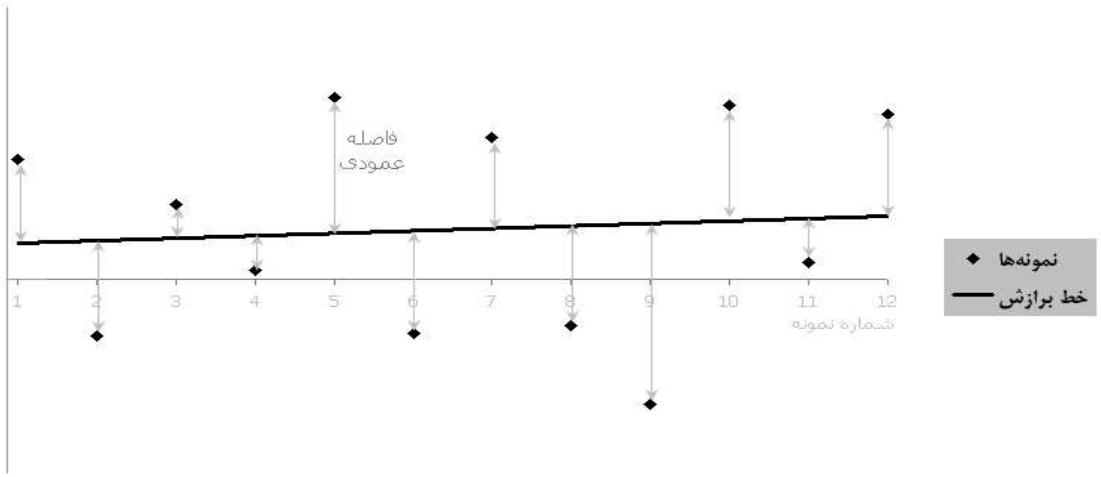
$$x(t) = n(t) \qquad (۱)$$

در این تابع، $t$ مشخص‌کننده شماره نمونه (شمارنده نمونه‌ها)، $n(t)$ مقدار انحراف طبیعی فرآیند در نمونه $t$ ام و $x(t)$ مقدار به‌دست آمده برای نمونه مشاهده‌شده $t$ ام است.

از آنجا که شکل‌گیری الگوهای غیرطبیعی در نمودارهای کنترلی، هشدار دهنده آن است که در فرآیند اختلال غیرطبیعی خاص به وجود آمده، بنابراین باید هرکدام از این الگوها به‌دقت بررسی شود. جهت بررسی الگوها، معیارها و پارامترهایی برای الگوهای پایه تعریف می‌شود. پارامترها از یک سو، اندازه نوسانات غیرتصادفی را مشخص می‌کنند و از سوی دیگر پیشرفت اصلاح فرآیند را در حین اجرای برنامه‌های اصلاحی نشان می‌دهند. پارامترها، همچنین میزان حساسیت مطلوب برنامه‌های کنترل کیفی، متناسب با نیازها و استانداردها را تعیین می‌کنند.

توابع مولد و پارامترهای الگوهای پایه به شرح جدول (۲) است: در رابطه (۲)، $b$، پارامتر الگوی جابجایی و میزان جابجایی را نشان می‌دهد. در رابطه (۳)، $s$، پارامتر الگوی روند و شیب روند را نشان می‌دهد. زاویه این شیب برابر با $\tan^{-1}(\frac{s}{\sigma})$ رادیان است. در رابطه (۴)، اگر پارامتر دوره تناوب (یعنی $T$) برابر ۲ باشد، تابع مولد مذکور، الگوی سیستماتیک و $a$، میزان نوسانات فرآیند را منعکس می‌کند و اگر پارامتر دوره تناوب $8 \le T \le 12$ باشد، تابع مولد مذکور، الگوی دوره‌ای و $a$، دامنه چرخه را نمایش می‌دهد. یادآوری این نکته بسیار با اهمیت است که ریشه‌های فرآیندی بروز دو الگوی سیستماتیک و دوره‌ای کاملاً متفاوت است و مفاهیم فنی این دو رفتار هیچ‌گونه ارتباطی با یکدیگر ندارند.

در رابطه (۴)، پارامتر $k$، مجازی است و نشان‌دهنده مقدار اختلاف فاز در نقطه شروع الگوست. این پارامتر در برنامه‌های تجزیه‌وتحلیل فرآیند نقشی ندارد، اما شناسایی صحیح الگو را تسریع می‌کند. در شکل(۳)، منحنی‌های برازش برای نمایش حالت‌های مختلف شکل‌گیری الگوی دوره‌ای با دوره تناوب ۸ و اختلاف‌فازهای $k = 0,1,...,7$ آورده شده است.




**شکل(۲): خط برازش نمونه‌ها**

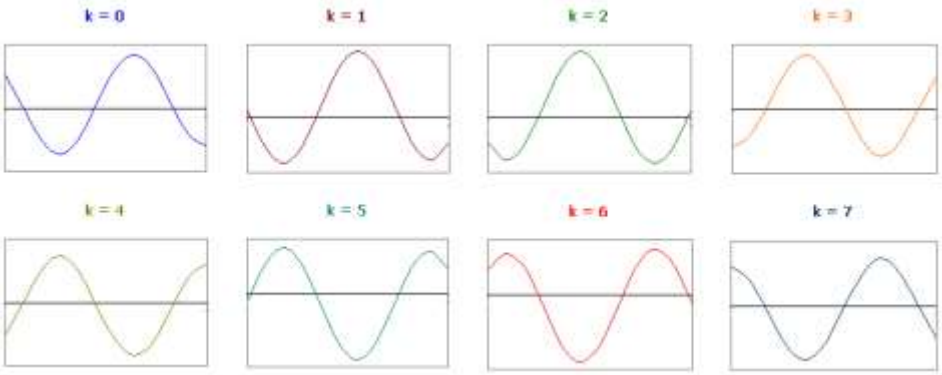
www.SID.ir

Archive of SID

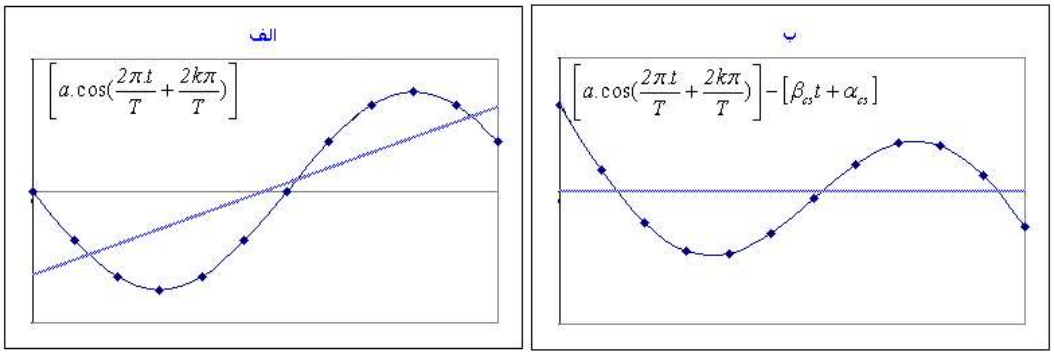


جدول(۲): توابع مولد الگوهای غیرطبیعی

| الگو | تابع مولد | |
|---|---|---|
| جابجایی | $x(t)=n(t)+b$ | (۲) |
| روند | $x(t)=n(t)+s.t$ | (۳) |
| دوره‌ای و سیستماتیک | $x(t)=n(t)+\left(\left[a.\cos(\frac{2\pi.t}{T}+\frac{2k\pi}{T})\right]-\left[\beta_{cs}t+\alpha_{cs}\right]\right)$ | (۴) |




شکل (۳): منحنی‌های برازش برای نمایش حالت‌های مختلف شکل‌گیری الگوی دوره‌ای با دوره تناوب ۸




شکل (۴): مقایسه تابع مولد الگوی دوره‌ای، قبل و بعد از در نظر گرفتن عبارت «تعدیل‌کننده»

همچنین لازم به ذکر است عبارت $\left[a.\cos(\frac{2\pi.t}{T}+\frac{2k\pi}{T})\right]$ به تنهایی نمی‌تواند تابع مولد الگوهای دوره‌ای یا سیستماتیک باشد! شکل (۴-الف) را ملاحظه نمایید. این شکل مربوط به الگوی دوره‌ای با پارامترهای $a$=۲، $T$=۱۲ و $k$=۲ است؛ برخلاف انتظار، عرض از مبدأ و شیب خط برازش نقاط، صفر نیستند! مؤلفه‌های مذکور نشان‌دهنده وجود الگوهای جابجایی و روند هستند (این موضوع در قسمت۳-۲-۱ تشریح می‌شود)؛ این در حالی است که این تابع باید صرفاً مولد الگوهای دوره‌ای یا سیستماتیک باشد. به همین جهت عبارت «تعدیل‌کنندهٔ» $\left[\beta_{cs}t+\alpha_{cs}\right]$ از آن کم می‌شود. در این حالت عرض از مبدأ و شیب خط برازش نقاط مولد صفر می‌شود (شکل (۴-ب) را ملاحظه نمایید).

مقادیر $\beta_{cs}$ و $\alpha_{cs}$ برای یک بردار کنترل ۱۲بعدی عبارت‌اند از:

$$\beta_{cs}=\frac{\left(12.\sum_{t=1}^{12}a.t.\cos(\frac{2\pi t}{T}+\frac{2k\pi}{T})\right)-\left(78.\sum_{t=1}^{12}a.\cos(\frac{2\pi t}{T}+\frac{2k\pi}{T})\right)}{1716} \quad (۵)$$

$$\alpha_{cs}=\frac{\left(\sum_{t=1}^{12}a.\cos(\frac{2\pi t}{T}+\frac{2k\pi}{T})\right)-(78.\beta_{cs})}{12} \quad (۶)$$

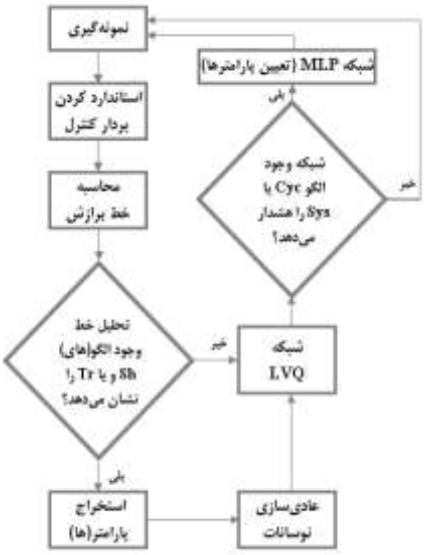
بطور کلی در توابع مولد الگوهای غیرطبیعی، مقدار پارامتر $T$ در بازه‌ای از اعداد طبیعی و مقدار پارامتر $k$ در بازه‌ای از اعداد صحیح نامنفی (بطوریکه همواره $k < T$) و مقادیر پارامترهای $b$، $s$ و $a$ بر حسب ضرایبی از $\sigma$ (انحراف معیار نوسانات طبیعی) تعیین می‌شوند.

الگوهای غیرطبیعی می‌توانند به‌صورت تنها و یا همزمان رخ دهند. توابع مولد الگوهای همزمان از جمع جملات حاوی پارامترهای الگوهای پایه و $n(t)$ به‌دست می‌آیند.

www.SID.ir

Archive of SID






**شکل (۵): فلوچارت مدل پیشنهادی**

### ۲-۵- استاندارد کردن داده‌ها

مؤلفه‌های بردار کنترل در مدل پیشنهادی به دو دلیل باید استاندارد شوند؛ اول آنکه، مدل پیشنهادی، مستقل از میانگین و انحراف معیار نوسانات طبیعی فرآیندهای مختلف می‌شود و ازاین‌رو برای هر نوع فرآیندی قابل اجراست. در ثانی، از آنجا که پارامترهای الگوهای مختلف بر حسب $\sigma$ تعیین می‌شوند، این تغییرِ متغیر کار را ساده‌تر می‌کند؛ زیرا در حالت استاندارد، انحراف معیار نوسانات طبیعی فرآیند برابر یک است. برای استاندارد کردن داده‌ها از رابطه (۷)، استفاده می‌شود:

$$z(t) = \frac{x(t) - \mu}{\sigma} \qquad (۷)$$

در این رابطه $\mu$ و $\sigma$ به ترتیب میانگین و انحراف معیار نوسانات طبیعی فرآیند هستند.

### ۲-۶- عادی‌سازی نوسانات

عادی‌سازی نوسانات (نرمالیزه کردن) به معنای حذف اثر الگوی/ الگوهای جابه‌جایی و روند از نمونه‌های یک بردار کنترل بر اساس رابطه ذیل است:

$$z_{norm}(t) = z(t) - [b + s.t] \qquad (۸)$$

بر طبق رابطه (۸)، هر یک از عبارات داخل کروشه مربوط به پارامترهای یکی از الگوهای جابه‌جایی و روند است. هنگامی که یک الگو و یا ترکیبی از این دو الگوی غیرطبیعی رخ می‌دهد، پارامترهای متناظر تعیین و طبق رابطه (۸) مولدهای نوسانات غیرطبیعی از نمونه‌های یک بردار حذف می‌گردد.

## ۳- معرفی مدل پیشنهادی

در این قسمت ابتدا مدل پیشنهادی به اختصار بیان و سپس جزییات آن به طور کامل تشریح می‌شوند:

### ۳-۱- ساختار کلی مدل پیشنهادی

در شکل (۵)، ساختار کلی مدل پیشنهادی آورده شده است. مدل پیشنهادی با تحلیل خط برازشِ نقاط نمونه و نیز استفاده از دو نوع شبکه (شبکه LVQ و شبکه پرسپترون چندلایه‌ای) الگو (یا الگوهای) غیرطبیعی در نمودارهای کنترل فرآیند را شناسایی و پارامترهای متناظرشان را تخمین می‌زند:

پس از استانداردسازی بردار شناسایی طبق رابطه (۷)، خط برازشِ نمونه‌ها با روش کمترین مربعات محاسبه می‌شود. اگر مؤلفه‌های خط برازش شکل‌گیری انفرادی یا همزمان الگوهای جابجایی و روند را نشان ندهند، بردار شناسایی وارد شبکهٔ LVQ طراحی‌شده می‌گردد؛ در غیر این صورت پارامترهای متناظر از خط برازش استخراج و سپس بردار شناساییِ نرمالیزه‌شده وارد شبکهٔ LVQ می‌شود.

اگر شبکه LVQ وجود الگوهای دوره‌ای یا سیستماتیک را هشدار ندهد و تحلیل خط برازش نیز وجود الگویی را تأیید نکرده باشد، نمونه‌های جدید در مواقع موردنظر جمع‌آوری و جایگزین نمونه‌های فعلی می‌گردند؛ اما اگر شبکهٔ LVQ شکل‌گیری الگوی دوره‌ای یا الگوی سیستماتیک را هشدار دهد، بردار شناسایی وارد شبکه پرسپترون چندلایه‌ای طراحی‌شده می‌گردد. این شبکه پارامترهای متناظر با الگوی شکل‌گرفته را برآورد و به‌عنوان خروجی ارائه می‌دهد.

پس از شناسایی الگو (یا الگوهای) غیرطبیعی و برآورد پارامترهای متناظر، برنامه‌های اصلاحی برای حذف عوامل رخداد الگوهای غیرطبیعی اجرا می‌شوند و شرایط برای نمونه‌گیری‌های جدید مهیا می‌گردد.

### ۳-۲- تشریح جزییات مدل پیشنهادی

هدف از شناسایی الگوهای غیرطبیعی در نمودارهای کنترل، افزایش حساسیت نمودارها در تشخیص دقیق‌تر حالت‌های خارج از کنترل است. «حساسیت» میزان دقت مورد نیاز فرآیند را مشخص می‌کند و مستقیماً به مقادیر پارامترهای الگوهای غیرطبیعی بستگی دارد. حساسیت در دنیای واقعی با توجه به نیازمندی‌های بخش تولید تعیین می‌شود. در جدول ۳، سه سطح مختلف حساسیت برای پوشش انواع حالات تعریف شده است؛ بدیهی است این سطوح برای سیستم‌های تولیدی مختلف می‌تواند متفاوت باشد. در این پژوهش ما سطح حساسیت مدل را طبق سطرهای خاکستری جدول ۳ فرض کرده‌ایم.

تعیین میزان حساسیت متناسب با نیازمندی‌های فرآیند تولید بسیار مهم است؛ زیرا اگر حساسیت به گونه‌ای نامتناسب تعیین شود ممکن است یک وضعیت تحت کنترل، خارج از کنترل تشخیص داده شود و بالعکس.

مدل‌هایی که در ادبیات آمده است، در تشخیص الگوهای غیرطبیعی با حساسیت بالا، خطای طبقه‌بندی نادرست قابل ملاحظه‌ای داشته‌اند. یکی از مزیت‌های مدل پیشنهادی در این مقاله، کاهش چشمگیر خطای طبقه‌بندی نادرست در کلیه سطوح به‌ویژه حساسیت‌های بالاست.

www.SID.ir

Archive of SID



مراحل شناسایی و تحلیل الگوهای پایه و همزمان در این پژوهش طبق فلوچارت شکل ۵ اجرا می‌شود. هر بردار کنترل از ۱۲ نمونه تصادفی تشکیل می‌گردد. ابتدا مؤلفه‌های این بردار طبق رابطه (۷) استاندارد می‌شوند:

### ۳-۲-۱- محاسبه و تحلیل خط برازش نمونه‌ها

همان‌گونه که بیان شد خط برازش نقاط نمونه خطی است که مجموع مربعات فواصل عمودی نقاط نمونه از آن حداقل شود (روش کمترین مربعات). اگر معادله این خط به‌صورت $z(t)=\beta t+\alpha$ در نظر گرفته شود، $\beta$ و $\alpha$ به ترتیب «شیب» و «عرض از مبدأ» خط برازش عبارت‌اند از:

$$\hat{\beta}=\frac{12.\left(\sum_{t=1}^{12}t.z(t)\right)-\left(\left(\sum_{t=1}^{12}t\right).\left(\sum_{t=1}^{12}z(t)\right)\right)}{12.\left(\sum_{t=1}^{12}t^2\right)-\left(\sum_{t=1}^{12}t\right)^2} \qquad (۹)$$

$$\hat{\alpha}=\frac{\sum_{t=1}^{12}z(t)-\left(\beta.\sum_{t=1}^{12}t\right)}{12} \qquad (۱۰)$$

در واقع عرض از مبدأ و شیب خط برازش به ترتیب نشان‌دهنده پارامترهای الگوهای جابجایی و روند هستند. به‌عبارت‌دیگر، عرض از مبدأ بیان‌کننده میزان جابه‌جایی ($b=\alpha$) و شیب خط برازش بیانگر شیب روند ($s=\beta$) است. با توجه به حساسیت تعریف‌شده می‌توان دامنه طبیعی نوسانات این دو پارامتر را تعیین کرد. به‌عنوان مثال در پژوهش جاری، طبق جدول (۳) و با توجه به بالا بودن سطح حساسیت مورد نظر، بازه نوسانات طبیعی و تحت کنترل پارامتر الگوی جابجایی، $b^+<0.5$ و $b^-<-0.5$ و بازه نوسانات طبیعی و تحت کنترل پارامتر الگوی روند، $s^+<0.05$ و $s^-<-0.05$ است.

روش خط برازش، شکل‌گیری این دو الگو را (بصورت انفرادی و یا همزمان) صحیح، دقیق و بلادرنگ هشدار و پارامترهای متناظر را به کاربر ارائه می‌دهد.

### ۳-۲-۲- مشخصات شبکه LVQ طراحی‌شده

برای شناسایی الگوهای دوره‌ای و سیستماتیک یک شبکه LVQ در مدل طراحی شده است. زیرا از خروجی دیجیتال این نوع شبکه برای تعیین «رخداد» و یا «عدم رخداد» الگوهای دوره‌ای و سیستماتیک استفاده شده است.

الگوریتم LVQ روشی با ناظر برای آموزش لایه‌های رقابتی است. این نوع شبکه طبقه‌بندی بردارهای ورودی را به یکی از طبقات هدف یاد می‌گیرند. لایه اول هر شبکه LVQ یک تابع رقابتی و تابع لایه دوم، خطی است. هر نرون لایه رقابتی یکی از طبقات فرعی را یاد می‌گیرد؛ این طبقات فرعی به‌وسیله تابع خطی ترکیب می‌شوند و طبقه اصلی (طبقه هدف) را تشکیل می‌دهند. بنابراین لایه خطی، طبقات فرعی لایه رقابتی را به طبقاتی که توسط کاربر تعریف‌شده‌اند تبدیل می‌کند. به‌عبارت‌دیگر، کاربر می‌تواند مؤلفه‌های ماتریس وزن لایه دوم را در همان ابتدا تعیین نماید. یادگیری لایه رقابتی شبکه LVQ بر اساس جفت داده‌های آموزشی است [۲۷].

**جدول (۳): بازه‌های تعیین‌شده برای پارامترها با توجه به سه سطح حساسیت تعریف‌شده**

| نام الگو | پارامتر | سطح حساسیت | بازه تحت کنترل | بازه خارج از کنترل |
|---|---|---|---|---|
| جابه‌جایی (صعودی) | $b^+$ | پایین | $b<2\sigma$ | $b\geq 2\sigma$ |
| | | متوسط | $b<1\sigma$ | $b\geq 1\sigma$ |
| | | بالا | $b<0.5\sigma$ | $b\geq 0.5\sigma$ |
| جابه‌جایی (نزولی) | $b^-$ | پایین | $b>-2\sigma$ | $b\leq -2\sigma$ |
| | | متوسط | $b>-1\sigma$ | $b\leq -1\sigma$ |
| | | بالا | $b>-0.5\sigma$ | $b\leq -0.5\sigma$ |
| روند (صعودی) | $s^+$ | پایین | $s<0.2\sigma$ | $s\geq 0.2\sigma$ |
| | | متوسط | $s<0.1\sigma$ | $s\geq 0.1\sigma$ |
| | | بالا | $s<0.05\sigma$ | $s\geq 0.05\sigma$ |
| روند (نزولی) | $s^-$ | پایین | $s>-0.2\sigma$ | $s\leq -0.2\sigma$ |
| | | متوسط | $s>-0.1\sigma$ | $s\leq -0.1\sigma$ |
| | | بالا | $s>-0.05\sigma$ | $s\leq -0.05\sigma$ |
| دوره‌ای و سیستماتیک | $A$ | پایین | $a<2\sigma$ | $a\geq 2\sigma$ |
| | | متوسط | $a<1\sigma$ | $a\geq 1\sigma$ |
| | | بالا | $a<0.5\sigma$ | $a\geq 0.5\sigma$ |

www.SID.ir

Archive of SID



جدول (۴): عملکرد مدل در شناسایی الگوی جابجایی و برآورد پارامتر متناظرش

| نام الگو | پارامتر $b$ | دقت تشخیص الگو (٪) | متوسط «عرض از مبدا» خط برازش |
|---|---|---|---|
| جابه‌جایی صعودی (Sh. $^{+}$) | 0.5 | 91 | 0.59 |
| | 1 | 93 | 0.99 |
| | 1.5 | 95 | 1.48 |
| | 2 | 97 | 2.01 |
| | 2.5 | 100 | 2.53 |
| | 3 | 100 | 3.03 |
| **متوسط عملکرد** | | **96** | |
| جابه‌جایی نزولی (Sh. $^{-}$) | -0.5 | 90 | -0.57 |
| | -1 | 94 | -1.02 |
| | -1.5 | 96 | -1.49 |
| | -2 | 99 | -2.08 |
| | -2.5 | 99 | -2.5 |
| | -3 | 100 | -2.98 |
| **متوسط عملکرد** | | **96.33** | |

جدول (۵): عملکرد مدل در شناسایی الگوی روند و برآورد پارامتر متناظرش

| نام الگو | پارامتر $s$ | دقت تشخیص الگو (٪) | متوسط «شیب» خط برازش |
|---|---|---|---|
| روند صعودی (Tr. $^{+}$) | 0.05 | 92 | 0.055 |
| | 0.1 | 95 | 0.102 |
| | 0.15 | 98 | 0.148 |
| | 0.2 | 99 | 0.201 |
| | 0.25 | 100 | 0.255 |
| | 0.3 | 100 | 0.297 |
| **متوسط عملکرد** | | **97.33** | |
| روند نزولی (Tr. $^{-}$) | -0.05 | 90 | -0.061 |
| | -0.1 | 93 | -0.099 |
| | -0.15 | 95 | -0.153 |
| | -0.2 | 98 | -0.203 |
| | -0.25 | 100 | -0.256 |
| | -0.3 | 100 | -0.301 |
| **متوسط عملکرد** | | **96** | |

شبکه LVQ در مدل پیشنهادی بردار کنترل را به‌عنوان ورودی دریافت می‌کند. لایه اول این شبکه از ۲۳۵ طبقه فرعی (شامل: ۳۷ طبقه فرعی جهت یادگیری جامع نوسانات طبیعی + ۱۸ طبقه فرعی جهت یادگیری الگوی سیستماتیک با نوسانات و اختلاف‌فازهای مختلف + ۱۸۰ طبقه فرعی جهت یادگیری الگوی دوره‌ای با دامنه‌ها، تناوب‌ها و اختلاف‌فازهای مختلف) و لایه دوم از دو طبقه اصلی تشکیل شده است و به‌وسیله ۵۷۰۰ بردار شبیه‌سازی‌شده آموزش دیده است. به همین دلیل ماتریس لایه رقابتی آن ۱۲*۲۳۵ و ماتریس لایه خطی آن ۲*۲۳۵ است. در صورت وجود الگوهای دوره‌ای یا سیستماتیک، شبکه شکل‌گیری آن را هشدار می‌دهد. اگر شبکه LVQ وجود الگوی دوره‌ای یا سیستماتیک را تأیید کند، بردار شناسایی برای تعیین پارامترهای متناظر وارد شبکه پرسپترون چندلایه‌ای طراحی‌شده (MLP) می‌گردد.

### ۳-۲-۳- مشخصات شبکه چندلایه‌ای پرسپترون طراحی‌شده

به دلیل تعدد حالت‌های مختلف شکل‌گیری الگوهای دوره‌ای و سیستماتیک و ماهیت پیچیده و غیر خطی آنها و از طرفی توانمندی شبکه‌های پرسپترون چندلایه‌ای در یادگیری این شرایط و به طور کلی پیش‌بینی پارامترهای متناظر با الگوهای غیرخطی، از این نوع شبکه استفاده شده است.

شبکه طراحی‌شده یک شبکه سه لایه‌ای پرسپترون است. این شبکه پارامترهای متناظر با الگوهای دوره‌ای و سیستماتیک را در خروجی خود نشان می‌دهد. لایه اول ۲۵ نرون، لایه دوم ۴۰ نرون و لایه خروجی ۳ نرون دارد. توابع تبدیل در لایه‌های اول و دوم Sigmoid و در لایه خروجی Purelin است. شاخصِ «حداقل میانگین مربعات خطا» به‌عنوان تابع عملکرد و معیار تعیین تعداد نرون‌های لایه‌های اول و دوم، در نظر گرفته شده است. سه نرون لایه خروجی نیز به ترتیب دامنه/ میزان نوسان، دوره تناوب و اختلاف فاز را نشان می‌دهند. ۱۱۰۰۰ بردار شبیه‌سازی‌شده شبکه را آموزش داده‌اند. جهت آموزش شبکه و تنظیم ماتریس‌های وزن و بردارهای بایاس از الگوریتم آموزشی لونبرگ مارکوآرت (LM) استفاده شده است.

الگوریتم LM یکی از انواع الگوریتم‌های آموزشی پس‌انتشار

www.SID.ir

Archive of SID



خطاست. این الگوریتم سریع‌ترین الگوریتم یادگیری برای شبکه‌های متوسط است. لونبرگ مارکوآرت ویژگی‌های کاربری تقلیل حافظه را هنگام بزرگ بودن مجموعه داده‌های آموزش داراست [۲۷].

یکی از مسائل بحرانی در آموزش شبکه‌های عصبی، مشکل انطباق بیش‌ازحد داده‌های یادگیری است. به عبارت واضح‌تر، شبکه، داده‌های یادگیری را به خوبی می‌آموزد و حتی نویزهای درون داده‌ها (اختلالات) را نیز به خاطر می‌سپارد (انطباق بیش‌ازحد)؛ اما در شناسایی و تعمیم داده‌های جدید دچار مشکلات جدی می‌شود. این در حالی است که موضوعات «آموزش» و «تعمیم» در شبکه‌های عصبی از اهمیت یکسانی برخوردارند [۲۷]. برای رفع این مشکل زیرمجموعه‌ای از بردارهای آموزشی به‌عنوان داده‌های اعتبارسنجی در نظر گرفته می‌شوند. به‌این‌ترتیب داده‌های آموزشی جریان اصلاح پارامترهای شبکه را پیگیری می‌نمایند و داده‌های اعتباری در خلال فرآیند یادگیری، خطای شبکه را زیر نظر می‌گیرند. خطای مجموعه داده‌های اعتباری، همانند خطای مجموعه داده‌های آموزش، به‌صورت طبیعی در مسیر یادگیری شبکه کاهش می‌یابد؛ اما به‌محض آنکه شبکه شروع به یادگیری بیش‌ازحد نماید، خطای متناظر با مجموعه داده‌های اعتباری، علیرغم ثابت ماندن و یا کاهش میزان خطای مربوط به داده‌های آموزشی، افزایش خواهد یافت. در این هنگام فرآیند آموزش متوقف و پارامترها با توجه به حداقل خطای منتسب به داده‌های اعتباری، به‌عنوان جواب نهایی الگوریتم، لحاظ خواهند شد.

شبکه آموزش‌دیده داده‌های بردار کنترل را که یک بردار ۱۲بعدی است، دریافت و در خروجی خود یک بردار ۳ بعدی که مؤلفه‌های آن به ترتیب پارامترهای $a$، $T$ و $k$ هستند به کاربر ارائه می‌دهد.

## ۴- ارزیابی عملکرد مدل پیشنهادی

برای ارزیابی عملکرد مدل پیشنهادی، بردارهای آزمایشی متعددی به‌کار رفته است. این بردارها به‌وسیله توابع مولد شبیه‌سازی تهیه و با خروجی‌های انتظاری مقایسه شده‌اند. «صحت تشخیص نوع الگو» و «تخمین مناسب پارامترهای متناظر» شاخص‌های عمده ارزیابی عملکرد مدل پیشنهادی هستند. در این قسمت جزئیات عملکرد مدل پیشنهادی ارائه می‌شود:

### ۴-۱- عملکرد خط برازش در شناسایی و آنالیز الگوهای جابجایی و روند

مدل پیشنهادی ابتدا در مورد شکل‌گیری الگوی جابجایی و یا الگوی روند تصمیم‌گیری می‌کند. بنابراین، برای شناسایی و تخمین پارامترهای الگوهای جابجایی و روند باید خط برازش تحلیل گردد. بدین منظور توانمندی مدل در تشخیص و برآورد پارامترهای این الگوها با ۲۴۰۰ بردار استاندارد شبیه‌سازی‌شده، آزمایش شد. نتایج در جداول (۴) و (۵) آورده شده است.

### ۴-۲- عملکرد مدل پیشنهادی در شناسایی و تجزیه و تحلیل الگوهای دوره‌ای و سیستماتیک

در مدل پیشنهادی شبکه LVQ، الگوهای دوره‌ای و سیستماتیک را شناسایی و شبکه MLP پارامترهای متناظرشان را برآورد می‌کند. جهت ارزیابی عملکرد این دو شبکه ۷۲۰۰ بردار استاندارد شبیه‌سازی‌شده بکار رفته است. نتایج این آزمایش‌ها در جدول (۶) آورده شده است.

بطور کلی میزان متوسط دقت مدل پیشنهادی ۹۶٫۲۵٪ است. از آنجاییکه ریشه‌های فرآیندی و احتمال رخداد الگوهای پایه مستقل از یکدیگرند، برای محاسبه عملکرد هر آلترناتیوی از رخداد همزمان الگوهای پایه کافی است مقادیر متناظر با دقت تشخیص الگوهای مربوطه در یکدیگر ضرب شوند. به عنوان مثال، عملکرد مدل پیشنهادی در تشخیص همزمان الگوی جابه‌جایی با پارامتر ۱٫۵ و الگوی روند با پارامتر ۰٫۱- (مقادیر متناظر را در جداول (۴) و (۵) در نظر بگیرید) حدود ۸۸٪ است. به دلیل تعدد فراوان آلترناتیوهای ممکن، از بیان آنها بصورت مجزا صرف‌نظر شده است.

## ۵- مقایسه عملکرد مدل پیشنهادی با مدل‌های توسعه یافته پیشین

در این قسمت چهار ویژگی برجسته مدل پیشنهادی با مدل‌های قبلی مقایسه می‌شود:

### ۵-۱- خطای طبقه‌بندی نادرست الگوها

همانگونه که در ادبیات موضوع بیان شد، تنها تعداد بسیار کمی از مدل‌های طراحی‌شده، مساله خطای طبقه‌بندی نادرست الگوها را مورد توجه قرار داده‌اند. مدل‌های استناد شده در [۱۶] و [۲۱] از آن دسته‌اند. لذا برای مقایسه عملکرد مدل پیشنهادی در طبقه‌بندی صحیح الگوها از نتایج این دو مدل استفاده می‌شود. در جدول ۷، متوسط خطای طبقه‌بندی نادرست مدل پیشنهادی و دو مدل مذکور مقایسه می‌گردد. همانگونه که مشاهده می‌کنید، در مدل پیشنهادی، متوسط خطای طبقه‌بندی نادرست الگوهای مشترک بطور چشمگیر کاهش یافته است.

### ۵-۲- تخمین پارامترهای متناظر با الگوها

جدول ۸، میانگین و انحراف معیار خطای تخمین پارامترهای متناظر با الگوها را در مدل پیشنهادی و مدل مرجع [۱۶] مقایسه می‌کند. در مدل پیشنهادی علاوه بر کاهش نوسانات خطای تخمین پارامترها، متوسط خطای تخمین در بیشتر موارد کاهش یافته است.

www.SID.ir

Archive of SID



جدول (۶): عملکرد مدل در شناسایی الگوهای دوره‌ای و سیستماتیک و تخمین پارامترهای متناظرشان

| نام الگو | پارامترها | | متوسط دقت | متوسط خطای شبکه MLP در برآورد پارامترها | | |
|---|---|---|---|---|---|---|
| | $T$ | $k$ | شبکه LVQ در تشخیص الگو (٪) | $a$ | $T$ | $K$ |
| دوره‌ای | 8 | 0 | 96.5 | 0.09 | 0.30 | 0.72 |
| دوره‌ای | 8 | 1 | 96.67 | 0.11 | 0.25 | 0.37 |
| دوره‌ای | 8 | 2 | 97.5 | 0.09 | 0.17 | 0.38 |
| دوره‌ای | 8 | 3 | 95.67 | 0.08 | 0.23 | 0.17 |
| دوره‌ای | 8 | 4 | 94.83 | 0.12 | 0.13 | 0.07 |
| دوره‌ای | 8 | 5 | 96.83 | 0.09 | 0.32 | 0.13 |
| دوره‌ای | 8 | 6 | 94.5 | 0.08 | 0.32 | 0.33 |
| دوره‌ای | 8 | 7 | 95.83 | 0.07 | 0.23 | 0.13 |
| دوره‌ای | 12 | 0 | 96.83 | 0.09 | 0.72 | 0.72 |
| دوره‌ای | 12 | 1 | 96 | 0.09 | 0.60 | 0.42 |
| دوره‌ای | 12 | 2 | 95 | 0.06 | 0.47 | 0.27 |
| دوره‌ای | 12 | 3 | 95.67 | 0.06 | 0.27 | 0.20 |
| دوره‌ای | 12 | 4 | 95.83 | 0.05 | 0.37 | 0.17 |
| دوره‌ای | 12 | 5 | 95.5 | 0.08 | 0.43 | 0.15 |
| دوره‌ای | 12 | 6 | 95.83 | 0.08 | 0.48 | 0.15 |
| دوره‌ای | 12 | 7 | 96.83 | 0.08 | 0.45 | 0.07 |
| دوره‌ای | 12 | 8 | 96.17 | 0.06 | 0.53 | 0.27 |
| دوره‌ای | 12 | 9 | 96.17 | 0.07 | 0.35 | 0.28 |
| دوره‌ای | 12 | 10 | 95.83 | 0.07 | 0.63 | 0.37 |
| دوره‌ای | 12 | 11 | 95.83 | 0.09 | 0.65 | 0.45 |
| **متوسط عملکرد** | | | **95.99** | | | |
| سیستماتیک | 2 | 0 | 96 | 0.07 | 0.23 | 0.33 |
| سیستماتیک | 2 | 1 | 97.5 | 0.07 | 0.13 | 0.37 |
| **متوسط عملکرد** | | | **96.75** | | | |

جدول (۷): مقایسه خطای طبقه‌بندی نادرست الگوها بر حسب درصد

| الگوهای مشترک در مدل‌ها | متوسط خطای طبقه‌بندی نادرست در مدل پیشنهادی | متوسط خطای طبقه‌بندی نادرست در مدل [۱۶] | متوسط خطای طبقه‌بندی نادرست در مدل [۲۱] |
|---|---|---|---|
| جابه‌جایی صعودی ($Sh.^{+}$) | 4 | 10 | 7.22 |
| جابه‌جایی نزولی ($Sh.^{-}$) | 3.67 | 8 | 5.56 |
| روند صعودی ($Tr.^{+}$) | 2.67 | 10 | 13.92 |
| روند نزولی ($Tr.^{-}$) | 4 | 12 | 15.11 |
| دوره‌ای ($T = 8, k = 0$) | 3.5 | 8 | 5.63 |
| دوره‌ای ($T = 12, k = 0$) | 3.17 | -------- | 6.89 |
| سیستماتیک ($k = 0$) | 4 | 6 | 4.44 |
| سیستماتیک ($k = 1$) | 2.5 | -------- | 3.72 |

جدول (۸): مقایسه میانگین و انحراف‌معیار خطای تخمین پارامترها

| الگوهای مشترک در مدل‌ها | پارامتر | خطای تخمین پارامترها در مدل پیشنهادی | | خطای تخمین پارامترها در مدل [۱۶] | |
|---|---|---|---|---|---|
| | | میانگین | انحراف‌معیار | میانگین | انحراف‌معیار |
| جابه‌جایی صعودی ($Sh.^{+}$) | $b^{+}$ | 0.032 | 0.03 | 0.051 | 0.193 |
| جابه‌جایی نزولی ($Sh.^{-}$) | $b^{-}$ | 0.033 | 0.033 | 0.044 | 0.209 |
| روند صعودی ($Tr.^{+}$) | $s^{+}$ | 0.003 | 0.002 | 0.005 | 0.005 |
| روند نزولی ($Tr.^{-}$) | $s^{-}$ | 0.004 | 0.004 | 0.005 | 0.004 |
| دوره‌ای ($T = 12, k = 0$) | $A$ | 0.088 | 0.059 | 0.05 | 0.193 |
| سیستماتیک ($k = 0$) | $A$ | 0.073 | 0.072 | 0.045 | 0.206 |

www.SID.ir

Archive of SID



### ۵-۳- اصلاح توابع مولد الگوهای دوره‌ای و سیستماتیک

مدل پیشنهادی توابع مولد الگوهای دوره‌ای و سیستماتیک را اصلاح و تکمیل نموده است (قسمت ۲-۴ و شکل ۴ را ملاحظه نمایید). این در حالیست که مرجع [۲۱] علی‌رغم در نظر گرفتن پارامتر مجازی $k$، عبارت مهم «تعدیل‌کننده» را در نظر نگرفته است. همچنین مدل‌های [۴]، [۵]، [۱۲]، [۱۴] و [۲۳]، تنها عبارت ناقص $\left[a.\cos(\frac{2\pi.t}{T})\right]$ را بعنوان تابع مولد الگوی دوره‌ای و مدل‌های [۱۳]، [۱۶] و [۲۰] عبارت‌های ساده $\left[a.\cos(\frac{2\pi.t}{T})\right]$ و $\left[a.(-1)^t\right]$ را بترتیب بعنوان تابع مولد الگوی دوره‌ای و الگوی سیستماتیک معرفی کرده‌اند.

### ۵-۴- توانایی شناسایی و تحلیل الگوهای همزمان

مدل پیشنهادی با ترکیب نتایج حاصل از تجزیه‌وتحلیل خط برازش نمونه‌ها و خروجی شبکه‌های LVQ و MLP، می‌تواند رخداد همزمان دو یا سه الگوهای غیرطبیعی را در تمام حالت‌های ممکن هشدار دهد و پارامترهای متناظرشان را برآورد نماید. این در حالیست که به عنوان مثال مدل‌های [۴]، [۵]، [۱۳]، [۱۶]، [۱۷] و غیره فقط شکل‌گیری الگوهای پایه (منفرد) و مدل‌هایی نظیر [۲]، [۱۲]، [۱۴]، [۲۰] و [۲۱] صرفا برخی از حالتهای شکل‌گیری همزمان دو الگو را تحلیل می‌کنند.

## ۶- نتیجه‌گیری و پشنهاد برای تحقیقات آتی

تحلیل الگوهای غیرطبیعی در نمودارهای کنترل فرآیند ضروری است؛ زیرا با تمرکز روی اطلاعات آخرین نمونه، دستیابی به فرآیندی تحت کنترل غیرممکن است. به همین دلیل مدل پیشنهادی جهت تشخیص و تحلیل الگوهای معنی‌دار در نمودارهای کنترل فرآیند طراحی شد. در این مدل از روش کمترین مربعات (در محاسبه خط برازش نمونه‌ها) و قابلیت‌های شبکه‌های عصبی LVQ و MLP استفاده شد و یکی از مهم‌ترین اهداف آن کاهش چشمگیر خطای طبقه‌بندی نادرست الگوها بود.

در برخی فرآیندهای تولید باید حساسیت مدل در شناسایی الگوها بالا باشد. استفاده از خط برازش و شبکه‌های عصبی، توانمندی مدل را در شناسایی و تحلیل الگوهای پایه و همزمان، با حساسیت بالا، ارتقا داد. نتایج نشان داد خط برازش در تشخیص الگوهای جابجایی و روند و برآورد پارامترهای متناظرشان دقیق و کارآمد است. همچنین شبکه‌های طراحی‌شده در شناسایی و تخمین پارامترهای الگوهای دوره‌ای و سیستماتیک عملکردی مناسب و قابل‌قبول داشتند.

مدل پیشنهادی هنگام رخداد همزمان الگوهای پایه عملکرد مطمئنی داشت. بررسی این حالت‌ها اهمیت بیشتری دارد؛ زیرا به دلیل وجود نوسانات طبیعی و ترکیب رفتارهای غیرطبیعی، شناسایی و تحلیل الگوها مشکل‌تر است و در نمای ظاهری نیز امکان تشخیص وجود ندارد.

توسعه عملی توابع مولد الگوهای دوره‌ای و سیستماتیک با تعریف پارامتر مجازی اختلاف‌فاز و عبارت تعدیل‌کننده از دیگر فعالیت‌های این پژوهش بود.

طراحی مدلی مبتنی بر یک شبکه بهینهٔ پرسپترون چندلایه‌ای جهت شناسایی و تحلیل الگوهای غیرطبیعی، موضوعی مناسب برای پژوهش‌های آتی خواهد بود. شبکه مذکور پس از دریافت بردار کنترل، در خروجی ۵ نرونی خود باید مقدار پارامترهای متناظر با الگوهای پایه را نمایش دهد. بدیهی است با توجه به میزان حساسیت موردنیاز فرآیند، پیرامون وضعیت جاری تصمیم‌گیری می‌شود.

## ۷- مراجع


[1] Montgomery, D.C. (2001). Introduction to Statistical Quality Control, Fourth edition, Wiley Publishing Company, New York.

[2] Yang, J.H., Yang, M.Sh. (2005). A control chart pattern recognition system using a statistical correlation coefficient method, Computers & Industrial Engineering, 48(2): 205–221.

[3] Lin, S.Y., Ruey, Guh, S., Shiue, Y.R. (2011). Effective recognition of control chart patterns in autocorrelated data using a support vector machine based approach, Computers & Industrial Engineering, 61(4): 1123–1134.

[4] Kabiri Naeini M., Owlia M.S., Fallahnezhad M.S. (2012). A bayesian approach for recognition of control chart patterns, International Journal of Industrial Engineering & Production Research, 23(3): 223-230.

[5] Kabiri Naeini, M., Owlia, M.S., Fallahnezhad, M.S. (2015). A new statistical approach for recognizing and classifying patterns of $\bar{x}$ control charts, International Journal of Engineering, 28(7):4040-4048.

[6] Pham, D.T., Oztemel, E. (1994). Control chart pattern recognition using learning vector quantization networks, International Journal of Production Research, 32(3): 721-729.

[7] Cheng, C.S. (1995). A multi-layer neural network model for detecting changes in the process mean, Computers & Industrial Engineering, 28(1): 51-61.

[8] Cheng C. S. (1997). A neural network approach for the analysis of control chart patterns, International Journal of Production Research, 35(3):667-697.

[9] Hwarng, H. B. (1995). Proper and effective training of a pattern recognizer for cyclic data, IIE Transactions, 27(6):746-756.

[10] Chang, S.A., Aw, C. (1996). A neural fuzzy control chart for detecting and classifying process mean shifts, International Journal of Production Research, 34(8):2265-2278.

[11] Anagun, A.S., (1998). A neural network applied to pattern recognition in statistical process control, Computers & Industrial Engineering, 35(1–2):185-


www.SID.ir

Archive of SID



188.
[12] Ruey Guh, S., Hsieh, Y.C. (1999). A neural network based model for abnormal pattern recognition of control charts, Computers & Industrial Engineering, 36(1), PP. 97-108.
[13] Ruey Guh, S., Zorriassatine, F., Tannock J.D.T., O'Brien, C. (1999). On line control chart pattern detection and discrimination _ a neural network approach, Artificial Intelligence in Engineering, 13(4): 413-425.
[14] Ruey Guh, S., Tannock, J.D.T. (1999). Recognition of control chart concurrent patterns using a neural network approach, International Journal of Production Research, 37(8):1743-1765.
[15] Ruey Guh, S. (2004). Optimizing feed forward neural networks for control chart pattern recognition through genetic algorithms, International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 18(2):75-99.
[16] Ruey Guh, S. (2005). A hybrid learning-based model for on line detection and analysis of control chart patterns, Computers & Industrial Engineering, 49(1): 35-62.
[17] Ruey Guh, S. (2010). Simultaneous process mean and variance monitoring using artificial neural network, Computers & Industrial Engineering, 58(4): 739–753.
[18] Chiu, C., Chen, M., Lee, K. (2001). Shifts recognition in correlated process data using a neural network, International Journal of Systems Science, 32(2):137-143.
[19] Pham, D. T., Sagiroglu, S. (2001). Training multilayered perceptron for pattern recognition: a comparative study of four training algorithms, International Journal of Machine Tools & Manufacture, 41(3): 419-430.
[20] Chen, Z., Lu, S., Lam, S. (2007). A hybrid system for SPC concurrent pattern recognition, Advanced Engineering Informatics, 21(3): 303–310.
[21] Fatemi Ghomi S. M. T., Lesany S. A., Koockakzadeh, A. (2011). Recognition of unnatural patterns in process control charts through combining two types of neural network, Applied Soft Computing, 11(8): 5444 – 5456.
[22] Ebrahimzadeh, A., Addeh, J., Rahmani, Z. (2012). Control chart pattern recognition using K-MICA clustering and neural networks, ISA transactions, 51(1):111-119.
[23] Yang, W., Yu G., Liao, W. (2013). A hybrid learning-based model for simultaneous monitoring of process mean and variance, Quality and Reliability Engineering International, 31(3): 445–463.
[24] Cheng, C. S., Huang, K. K., Chen, P. W. (2015). Recognition of control chart patterns using a neural network-based pattern recognizer with features extracted from correlation analysis, Pattern Analysis and Applications, 18(1): 75-86.
[25] Freund, J. E. (1992). Mathematical Statistics, Fifth edition, Prentice-Hall publisher, New Jersey, USA.
[26] Grant, E.G., Leavenworth, R.S. (1996). Statistical Quality Control, seventh edition, McGraw Hill Book Company, New York.
[27] Hagan, M. T., Demuth, H., Beale, M. (1996). Neural Network Design, PWS Publishing Company, Boston, USA.

www.SID.ir

Archive of SID

IERPS Journal of Industrial Engineering Research in Production Systems

ISSN: 2345-2269

Journal of Industrial Engineering Research in Production Systems

Fall and Winter 2016 Volume 3. No.6. pp. 177-189
www.ier.basu.ac.ir



# Development of a Hybrid Model for Recognition and Analysis of Significant Patterns in Process Control Charts

**A. Koochakzadeh[1*], S.A. Lesany[2], S.M.T. Fatemi Ghomi[3]**

1. Department of Industrial Engineering, Qom Branch, Islamic Azad University, Qom, Iran
2. Department of Industrial Engineering, Najafabad Branch, Islamic Azad University, Isfahan, Iran
3. Department of Industrial Engineering, Amirkabir University of Technology, Tehran, Iran

ARTICLE INFO

***Article history*:**

Received 19 December 2014
Accepted 26 December 2015

***Keywords*:**

Significant patterns
Statistical process control
Fitted line of samples
LVQ network
MLP network

ABSTRACT

Correct recognition and precise classification of significant patterns in statistical process control charts is unavoidable. Since these unnatural patterns associate out of control conditions. In fact, extraction of unnatural patterns increases the sensitivities of control charts in identification of out of control states. In recent years, because of the abilities of artificial neural networks in patterns recognition, these networks have been used to discriminate unnatural patterns in Shewart control charts. In most of such studies, the misclassification error of patterns is remarkable, especially when the desired sensitivity of process is at high value. This paper proposes a hybrid model for the recognition and analysis of the basic patterns in process control charts using LVQ and MLP networks along with examining the fitted line of sample points. In the presented model not only the misclassification error at different levels of sensitivities decreases considerably, but when basic patterns occur concurrently, recognition of patterns and assessment of their corresponding parameters will be possible also. The efficiency and effectiveness of the model have been tested by simulated samples.

* Corresponding author. Ahmad Koochakzadeh
*Tel.: 0253-7774171; E-mail addresses: a.koochakzadeh@gmail.com*

www.SID.ir