

شناسایی و تجزیه و تحلیل الگوهای سیکلی و سیستماتیک در نمودارهای کنترل فرایند

سید علی لسانی (دانش آموخته)

دانشکده مهندسی صنایع، دانشگاه آزاد اسلامی واحد نجف آباد

سید محمد تقی فاطمی قمی* (استاد)

دانشکده مهندسی صنایع، دانشگاه صنعتی امیرکبیر

مهندسی صنایع و مدیریت شریف، زمستان ۱۳۹۸ (۱۳۹۸)
دوری ۱-۳۵، شماره ۱/۲، ص. ۱۶۷-۱۸۰، یادداشت فنی

افزایش سطح حساسیت کیفی فرایندها برای بررسی الگوهای معنی دار در نمودارهای کنترل فرایند الزامی است. مدل‌های متعددی به منظور تجزیه و تحلیل رفتارهای غیرطبیعی در نمودارها ارائه شده‌اند. اغلب این مدل‌ها نمی‌توانند وقوع فازهای مختلف شکل‌گیری الگوهای سیکلی و سیستماتیک را هشدار دهند. معدود مدل‌های توسعه‌دهنده مولدهای الگوهای تناوبی، شبکه‌های عصبی را به عنوان ابزار شناسایی به کار گرفته‌اند. معماری‌های دشوار، آموزش‌های وقت‌گیر و از همه مهم‌تر کاهش قابلیت اطمینان در شناسایی و برآورد هنگام بالا بودن حساسیت فرایندها نسبت به رخداد الگوهای غیرتصادفی، از مشکلات مدل‌های مبتنی بر شبکه‌ها بوده است. پژوهش جاری مدل جدیدی را برای تشخیص صحیح‌تر الگوهای تناوبی و تخمین دقیق‌تر پارامترهای متناظر آنها از طریق محاسبه منحنی کسینوسی برازش نمونه‌ها معرفی می‌کند. این مدل با مقایسه‌ی کلیه‌ی آلترناتیوهای تناوبی، بهترین منحنی کسینوسی برازش نمونه‌ها را تعیین و تصمیم‌گیری می‌کند. الگوریتم پیشنهادی خطای طبقه‌بندی نادرست الگوهای تناوبی و نیز متوسط خطای تخمین پارامترهای متناظرشان را در فازهای مختلف شکل‌گیری کاهش داده است.

واژگان کلیدی: نمودارهای کنترل فرایند، الگوهای معنی دار، الگوی سیکلی، الگوی سیستماتیک.

۱. مقدمه

تحلیل الگوهای رفتاری ناتوان هستند. از این رو باید رویه‌ی تکمیلی برای تشخیص سریع و تفسیر صحیح الگوهای غیرطبیعی به کار گرفته شود.

در ادبیات موضوع، چهار الگوی جابه‌جایی صعودی/نزولی (Shift (Sh.)، روند صعودی/نزولی (Trend (Tr.)، سیکلی (Cyclic (Cyc.)، و سیستماتیک (Systematic (Sys.)، به عنوان «الگوهای غیرطبیعی پایه» معرفی می‌شوند (شکل ۱). زیرا این الگوها ریشه‌های فرایندی دارند و به طور معمول در اکثر نمودارهای کنترل فرایند ظاهر می‌شوند. الگوهای مذکور می‌توانند به صورت انفرادی یا هم‌زمان نمایان شوند.

تعریف و تخمین پارامترهای متناظر با الگوهای غیرطبیعی، از جمله میزان جابه‌جایی (در الگوی جابه‌جایی)، شیب روند (در الگوی روند)، دامنه‌ی چرخه و دوره‌ی تناوب (در الگوی سیکلی) و بزرگی نوسانات (در الگوی سیستماتیک)، تعیین اندازه‌ی حساسیت‌های مورد نیاز فرایندها در قالب مقادیر عددی را امکان‌پذیر و کنترل دقیق برنامه‌های اصلاحی پس از بروز رفتارهای معنی دار را عملی می‌کند.

شایان ذکر است «شناسایی الگوها» در نمودارهای کنترل فرایند، فقط در شرایطی که برای تمام نمونه‌ها حدود کنترل یکسان باشد، قابل تحلیل است.^[۱] به عبارت دیگر، اگر اندازه‌ی نمونه‌ها یکی نباشند و به تبع آن حدود کنترل برای هر نمونه جداگانه

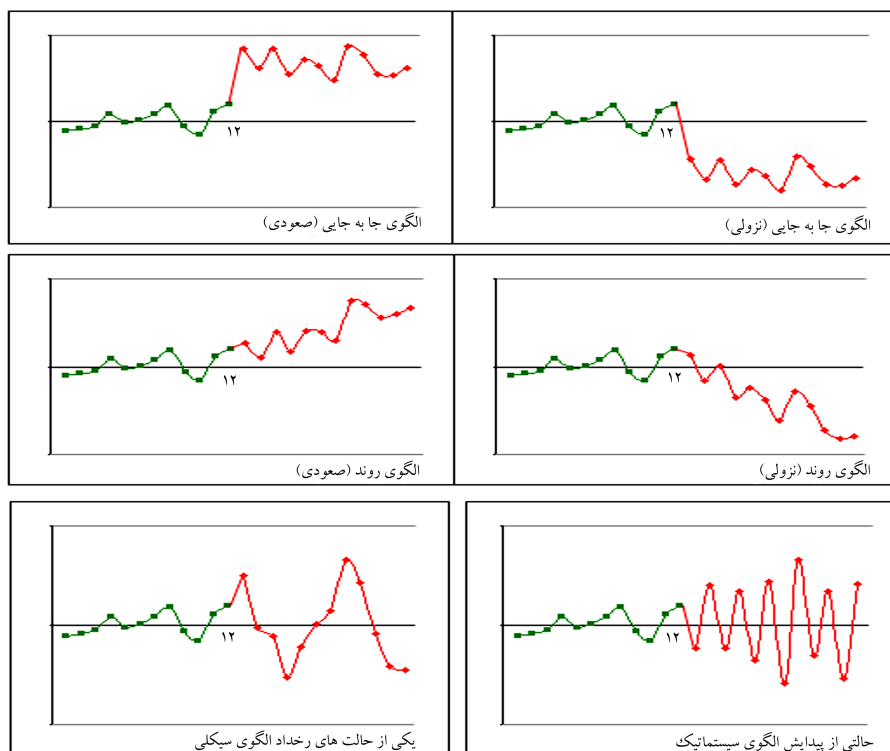
ابزارهای کنترل فرایند آماری با کاهش نوسانات و تغییرپذیری، کارایی و کارآمدی فرایندها را ارتقا می‌دهند و مسیر دست‌یابی به اهداف کیفی را هموار می‌سازند.

نمودارهای کنترلی شوهارت مهم‌ترین ابزار کنترل فرایند آماری محسوب می‌شوند. این نمودارها بر نوسان‌های مشخصه‌های کیفی متغیر و وصفی نظارت می‌کنند و به صورت مؤثر موجب کاهش تغییرپذیری فرایند و کنترل آن می‌شوند. طبق دستورالعمل‌های کلاسیک این نمودارها، چنانچه هیچ نمونه‌ی خارج از حدود کنترل قرار نگیرد، فرایند تحت کنترل تلقی می‌شود. این شرط لازم نیازهای عمومی را رفع می‌کند، اما به تدریج و با افزایش پیچیدگی‌های فرایندهای تولید، دیگر کافی نبود. امروزه ثابت شده است حتی اگر تمام نمونه‌ها بین حدود کنترل قرار گیرند، شکل‌گیری الگوهای غیرطبیعی و معنی دار، فرایند را از کنترل خارج می‌کنند. بنابراین، در راستای ارتقای حساسیت نمودارها باید رفتارهای غیرتصادفی شناسایی و تحلیل شوند. از آنجایی‌که نمودارهای کنترلی شوهارت صرفاً بر مقادیر نمونه‌ها به صورت انفرادی نظارت دارند و اطلاعات به دست آمده از نمونه‌های متوالی را در نظر نمی‌گیرند، در شناسایی و

* نویسنده مسئول

تاریخ: دریافت ۱۳۹۶/۱۰/۲۰، اصلاحیه ۱۳۹۷/۶/۲۰، پذیرش ۱۳۹۷/۷/۱۵.

DOI:10.24200/J65.2018.50069.1837



شکل ۱. الگوهای غیرطبیعی پایه (در نمودارهای کنترل فوق، رفتارهای معنی دار از نمونه ۱۳م شکل می گیرند).

الگوها در نمودارهای کنترل به کار گرفت. [۷] چانگ و آو (۱۹۹۶) از شبکه های عصبی با رویکرد فازی برای تشخیص و طبقه بندی نوسانات میانگین در فرایندهای مختلف تولید بهره جستند. [۸] در سال ۱۹۹۸، آناگون یک شبکه ی عصبی چندلایه را با استفاده از الگوریتم پس انتشار خطا برای شناسایی الگوهای معنی دار در نمودارهای کنترل فرایند تنظیم کرد. [۹] چی یو و همکاران (۲۰۰۱) به منظور شناسایی تغییرات به وجود آمده در داده های همبسته ی فرایند از قابلیت های شبکه های عصبی استفاده کردند. [۱۰] در سال (۱۹۹۹)، روئی گاه و اچ سیئه یک مدل مبتنی بر شبکه های عصبی را برای مطالعه ی رفتارهای غیرتصادفی در نمودارهای کنترل معرفی نمودند. [۱۱] روئی گاه و همکاران (۱۹۹۹) با رویکرد شبکه های عصبی به تشخیص و تحلیل الگوهای معنی دار و کنترل فرایند حین تولید پرداختند. [۱۲] در سال ۱۹۹۹، روئی گاه و تانوک شبکه های پرسپترون مدل مفسر خود را با الگوریتم پس انتشار خطا آموزش دادند. [۱۳] این مدل حالت هایی از رخداد هم زمان الگوهای پایه را نیز بررسی می کند. روئی گاه (۲۰۰۴) با استفاده از الگوریتم ژنتیک، یک شبکه ی عصبی پیش خوراند با معماری بهینه ارائه داد و طی آن الگوهای غیرتصادفی در نمودارهای کنترل را شناسایی و تحلیل کرد. [۱۴] در سال ۲۰۱۰، روئی گاه راه حلی را با استفاده از شبکه های عصبی برای کنترل توأم نمودار میانگین و نمودار تغییرات ارائه داد. [۱۵] فاطمی قمی و همکاران (۲۰۱۱) با ترکیب دو نوع شبکه ی عصبی (شامل یک شبکه ی LVQ و هفت شبکه ی پرسپترون دولایه یی)، مدلی دو مرحله یی را برای شناسایی و تجزیه و تحلیل الگوهای غیرطبیعی پیشنهاد نمودند. [۱۶] مدل مذکور ضمن شبیه سازی حالت هایی از رخداد هم زمان الگوهای پایه، به منظور کاهش خطای طبقه بندی نادرست الگوها راه حل ارائه داده است. در سال ۲۰۱۳، یانگ و همکاران مدلی ترکیبی از چند نوع شبکه با الگوریتم های آموزشی گوناگون، برای نظارت توأم نمودار کنترل میانگین و نمودار کنترل تغییرات معرفی کردند. [۱۷]

محاسبه شود، بررسی الگوهای رفتاری در نمودارهای کنترل فرایند کاملاً بی معنی خواهد بود.

مدل های متعددی با هدف تشخیص الگوهای معنی دار در نمودارهای کنترل فرایند و تخمین پارامترهای متناظر آنها معرفی شده اند. از نظر راهکاری، مدل های ارائه شده در این زمینه را می توان به دو دسته ی اصلی تقسیم کرد:

در مدل های دسته ی اول، از روش های ریاضی و آماری استفاده شده است: یانگ و یانگ (۲۰۰۵) با استفاده از روش ضریب همبستگی آماری راه حلی را برای شناسایی و تحلیل الگوها در نمودارهای کنترل معرفی کردند. [۱] در سال ۲۰۱۱، لین و همکاران، نگرش مبتنی بر ماشین بردار پشتیبان را برای بررسی کارآمد الگوهای غیرطبیعی به کار بردند. [۲] کبیری نائینی و همکاران (۲۰۱۲) روشی را مبتنی بر استنباط بیزی و برآورد بیشینه ی درست نمایی برای شناسایی الگوهای پایه و تخمین پارامترهای متناظر در نمودارهای کنترل فرایند پیاده سازی کردند. [۳] این محققان در سال ۲۰۱۵ یک روش تصمیم گیری آماری دیگری را به منظور تشخیص و طبقه بندی الگوهای نمودار کنترل میانگین ارائه کردند. در این روش نیز با اتکا به برآوردگرهای بیشینه ی درست نمایی و رویکرد مبتنی بر قاعده ی بیز، هشدار شکل گیری الگوهای معنی دار دریافت و پارامترهای متناظر برآورد می شود. [۴]

در طراحی مدل های دسته ی دوم، که تعدادشان در مقایسه با مدل های دسته ی اول بیشتر است، استفاده از قابلیت های شبکه های عصبی مصنوعی و هوش محاسباتی مدنظر بوده است. زیرا شبکه های عصبی در فراگیری الگوها از توانمندی خاصی برخوردارند. شالوده ی برخی از این مدل ها کاملاً مبتنی بر شبکه های عصبی است و در طراحی آنها از ظرفیت های یک شبکه، چندین شبکه ی همسان با معماری های متفاوت و یا چند نوع شبکه ی مختلف استفاده شده است: چنگ (۱۹۹۵) شبکه یی چندلایه را برای بررسی تغییرات در میانگین فرایندها آموزش داد. [۵] همچنین وی در سال ۱۹۹۷، الگوریتم های شبکه های عصبی را برای تفسیر

۱.۲. بردار کنترل

نظارت مستمر بر فرایندها از طریق نمونه‌گیری‌های تصادفی صورت می‌پذیرد. مدل جاری نیز با این روش شکل‌گیری رفتارهای معنی‌دار در نمودارها را کنترل می‌کند؛ از این رو برای شناسایی و تجزیه و تحلیل الگوها باید نمونه‌های تصادفی به مدل وارد شوند. نمونه‌های جمع‌آوری شده در قالب یک «بردار کنترل» تعریف می‌شوند. هر یک از نمونه‌ها به ترتیب یکی از مؤلفه‌های بردار مذکور را تشکیل می‌دهند.

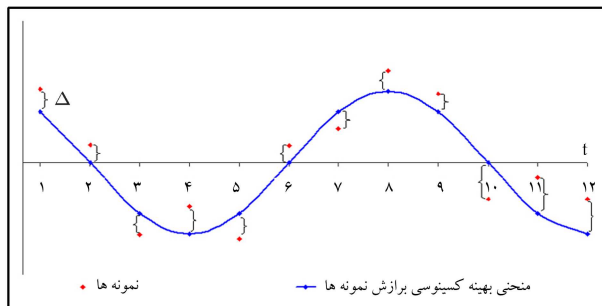
به طور کلی ابعاد بردارهای کنترل بر اساس ویژگی‌های خاص فرایندها تعیین می‌شوند. با وجود این، گزینه‌های آزموده شده توسط نویسندگان این مقاله نشان می‌دهند متوسط خطای باقی‌مانده‌های برازش برای بردارهای کنترل ۱۲ بعدی و بزرگ‌تر، تقریباً ثابت‌اند. از سوی دیگر، با نگاه استنباطی (و آزمون فرض) نیز انتخاب بردارهای کنترل ۱۲ بعدی قابل توجیه است. فرض صفر این آزمون، نوسانات نمونه‌ها در نمودارهای کنترل را طبیعی و فرایند را تحت کنترل تلقی می‌کند. در فرض مقابل، نوسانات نمونه‌ها به عنوان الگویی معنی‌دار و فرایند خارج از کنترل قلمداد می‌شود. بر اساس تعریف، چنانچه مدل در شناسایی یک الگوی معنی‌دار ناموفق باشد و وضعیت مربوط به آن را به طور اشتباه، طبیعی و تحت کنترل نتیجه‌گیری کند، دچار خطای نوع دوم شده است. با افزایش ابعاد بردار کنترل، احتمال ارتکاب به این نوع خطا کاهش می‌یابد. آزمون‌های انجام شده پس از تنظیم مدل پیشنهادی نشان می‌دهند مقدار خطای نوع دوم برای بردارهای کنترل آزمایشی شبیه‌سازی شده ۱۲ بعدی و بزرگ‌تر تقریباً ثابت می‌ماند. به این دلایل، هر بردار کنترل در پژوهش جاری با ۱۲ نمونه‌ی تصادفی در نظر گرفته خواهد شد. پس از تعیین وضعیت نمونه‌های یک بردار، ۱۲ نمونه‌ی تصادفی جدید جانشین نمونه‌های فعلی می‌شوند.

۲.۲. منحنی کسینوسی برازش

منحنی بهینه‌ی کسینوسی برازش نمونه‌های هر بردار کنترل، یک منحنی کسینوسی است که مجموع فواصل عمودی نقاط نمونه از آن کمینه باشد (شکل ۲). این شکل مثالی از منحنی بهینه‌ی کسینوسی برازش نمونه‌های یک بردار کنترل ۱۲ بعدی را نشان می‌دهد.

۳.۲. شبیه‌سازی نوسانات طبیعی

به طور کلی نوسانات در فرایندهای مختلف به صورت «طبیعی» یا «غیرتصادفی» رخ می‌دهند. وجود نوسانات طبیعی در فرایندها همیشگی و اجتناب‌ناپذیر است. این نوسانات شناسایی بلادرنگ رفتارهای غیرطبیعی را مشکل‌ساز می‌نمایند؛ زیرا الگوهای معنی‌دار را از فرم مورد انتظار خارج می‌کنند.



شکل ۲. نمودار کسینوسی برازش نمونه‌ها.

برخی دیگر از این مدل‌ها در کنار شبکه‌های معماری شده، یک ابزار مکمل (نظیر راه‌حل‌های ریاضی - آماری و یا سیستم‌های خبره) را به کار برده‌اند: روثی‌گاه (۲۰۰۳) برای کنترل فرایندها حین تولید از تکنیک‌های هوش مصنوعی و سیستم‌های خبره استفاده کرد.^[۱۸] همچنین وی در سال ۲۰۰۵، مدلی ترکیبی متشکل از چندین شبکه‌ی پرسپترون چندلایه‌ی با پشتیبانی سیستم‌های خبره ارائه داد و در آن علاوه بر شناسایی و تحلیل الگوهای معنی‌دار، به تشریح روشی برای حل موضوع طبقه‌بندی نادرست الگوها پرداخت.^[۱۹] چن و همکاران (۲۰۰۷) یک مدل هیبریدی را به منظور بررسی وقوع هم‌زمان الگوهای پایه معرفی کردند.^[۲۰] در سال ۲۰۱۲، ابراهیم‌زاده و همکاران مدلی دو مرحله‌ی را برای شناسایی و تحلیل الگوها در نمودارهای کنترل فرایند پیشنهاد دادند.^[۲۱] در این مدل از قوانین خوشه‌بندی، شبکه‌های پرسپترون، شبکه‌های احتمالی و شبکه‌های توابع پایه شعاعی استفاده می‌شود. لسانی و همکاران (۲۰۱۴) با به کارگیری قابلیت‌های شبکه‌های LVQ و پرسپترون چندلایه‌ی در کنار تحلیل خط برازش نمونه‌ها، مدلی ترکیبی برای شناسایی، طبقه‌بندی و تحلیل الگوهای غیرطبیعی در نمودارهای کنترل فرایند ارائه کردند.^[۲۲] این مدل در راستای کاهش خطای طبقه‌بندی نادرست الگوها شیوه کارآمدی معرفی می‌کند؛ همچنین قادر است کلیه حالات‌های رخداد هم‌زمان الگوهای پایه را تحلیل کند. در سال ۲۰۱۵، چنگ و همکاران برای بررسی الگوهای غیرطبیعی در نمودارهای کنترل، امکانات شبکه‌های عصبی و ویژگی‌های استخراج شده از آنالیز همبستگی را به کار بردند.^[۲۳]

اگر چه هدف تمام تحقیقات فوق، تشخیص و تحلیل الگوهای معنی‌دار در راستای افزایش حساسیت‌های کیفی و رفع ناتوانی‌های نمودارهای کنترل فرایند سنتی بوده است، با وجود این در آنها نقاط ضعف تأثیرگذاری وجود دارد. یکی از انتقادهای جدی در این حوزه پژوهشی، عدم توجه دقیق به الگوهای سیکلی و سیمتاتیک است. مدل‌های مذکور، به جز مدل فاطمی‌قمی و همکاران^[۱۶] و مدل لسانی و همکاران^[۲۱]، توابع ساده‌ی را که صرفاً یک وضعیت از شکل‌گیری این الگوها را پوشش می‌دهند، به عنوان مولدهای شبیه‌ساز در نظر گرفته‌اند. این نقص فاحش در مورد مدل‌هایی که مدعی بررسی وقوع هم‌زمان الگوهای پایه‌اند، به استثنای مدل‌های^[۲۲، ۲۳]، محسوس‌تر است.

از این رو پژوهش جاری با هدف جبران این نقصان، مدل جدیدی را برای شناسایی صحیح الگوهای سیکلی و سیمتاتیک و برآورد دقیق پارامترهای متناظر از طریق تعیین منحنی کسینوسی برازش نمونه‌ها پیشنهاد می‌کند. این روش کارآمد، خطای طبقه‌بندی نادرست الگوهای سیکلی و سیمتاتیک و تخمین پارامترهای تناوبی را نسبت به مدل‌های مبتنی بر شبکه‌های عصبی کاهش می‌دهد.

ساختار پژوهش جاری از این قرار است: در بخش ۲، اصطلاحات و نشانه‌گذاری‌های به کار رفته در مدل پیشنهادی تعریف و توابع شبیه‌ساز الگوهای معنی‌دار تبیین می‌شوند. بخش ۳ مدل پیشنهادی برای تشخیص الگوهای تناوبی و تخمین پارامترهای متناظر را معرفی می‌کند. در بخش ۴ عملکرد الگوریتم پیشنهادی ارزیابی می‌شود. بخش ۵ عملکرد مدل پیشنهادی را با مدل‌های پیشین مقایسه می‌کند و نهایتاً در بخش ۶، نتایج پژوهش جاری مرور و موضوعی برای تحقیقات آتی پیشنهاد می‌شود.

۲. تشریح اصطلاحات

در این بخش تعاریف، اصطلاحات و نشانه‌گذاری‌های به کار رفته در مدل پیشنهادی تشریح می‌شوند:

در آمار کاربردی برای هر متغیر تصادفی یک تابع توزیع احتمال وجود دارد. نوسانات طبیعی در نمودارهای کنترل فرایند یک متغیر تصادفی محسوب می‌شوند، از این رو دارای توزیع احتمال هستند.^[۲۴] این موضوع مبنای شبیه‌سازی نوسانات طبیعی در نمودارهای کنترل است. نوسانات نمونه‌ها در یک فرایند عاری از رفتارهای معنی‌دار طبق رابطه‌ی ۱ شبیه‌سازی می‌شود:

$$x(t) = n(t) \quad (۱)$$

در این رابطه، t شماره و ترتیب نمونه را مشخص می‌کند. $n(t)$ مقدار نوسان طبیعی نمونه‌ی t ام است؛ در حقیقت تابع توزیع آماری این متغیر تصادفی همان تابع توزیع نمونه‌ها در نمودار تحت کنترل متناظرش است. نمونه‌ها می‌توانند میانگین مشاهدات (در نمودار کنترل \bar{x})، واریانس مشاهدات (در نمودار کنترل S^2)، انحراف معیار مشاهدات (در نمودار کنترل S) و یا دامنه‌ی تغییرات در مشاهدات (در نمودار کنترل R) باشند. به طور کلی $x(t)$ مقدار متناظر برای نمونه‌ی t ام است. هنگامی که نوسانات به صورت غیرتصادفی و در قالب الگوهای معنی‌دار آشکار می‌شوند، فرایند عملیات از کنترل خارج شده است؛ از این رو باید وقوع آنها بی‌درنگ هشدار داده شوند و علل شکل‌گیری ریشه‌یابی و رفع شوند.

۴.۲. الگوهای جابه‌جایی و روند و پارامترهای متناظر آنها

عوامل مختلفی می‌توانند پیدایش این دو الگوی غیرطبیعی را موجب شوند. برای مثال استفاده از اپراتورهای جدید، روش‌های تولید جدید، ماشین‌آلات جدید و تغییر در روش‌های بازرسی و استانداردها و ... از دلایل شکل‌گیری الگوی جابه‌جایی هستند.^[۱] از سوی دیگر، فرسودگی تدریجی ابزارآلات، تأثیرات فصلی و ... می‌توانند منشأ رخداد الگوی روند باشند.^[۱] به طور معمول برای انعکاس نوسانات غیرطبیعی در نمودارهای کنترل فرایند از مولدهای شبیه‌ساز استفاده می‌شود. تابع مولد شبیه‌ساز الگوی جابه‌جایی، حاوی نوسانات طبیعی، به صورت زیر است:

$$x(t) = n(t) + b \quad (۲)$$

در این رابطه، b پارامتر الگوست و میزان جابه‌جایی را نشان می‌دهد. مقدار این پارامتر می‌تواند مثبت (جابه‌جایی صعودی) یا منفی (جابه‌جایی نزولی) باشد. همچنین تابع مولد شبیه‌ساز الگوی روند، حاوی نوسانات طبیعی، به صورت زیر می‌باشد:

$$x(t) = n(t) + s.t \quad (۳)$$

در این رابطه، s پارامتر الگوست و شیب روند را نشان می‌دهد. مقدار این پارامتر نیز می‌تواند مثبت (روند صعودی) یا منفی (روند نزولی) باشد. مدل لسانی و همکاران^[۲۲] با بررسی عرض از مبدأ و شیب خط برازش نمونه‌ها، رخداد انفرادی یا هم‌زمان الگوهای جابه‌جایی و روند را در صورت وقوع، شناسایی و تحلیل می‌کند. در این مدل، عرض از مبدأ و شیب خط برازش به ترتیب بیان‌گر میزان جابه‌جایی و شیب روند هستند.

۵.۲. شبیه‌سازی الگوهای سیکلی و سیستماتیک و معرفی

پارامترهای متناظر آنها

تغییرات محیطی نظیر درجه‌ی حرارت، خستگی کارکنان، جابه‌جایی اپراتورها و یا هر تغییر

مربوط به ماشین‌آلات تولید می‌توانند سبب بروز رفتارهای سیکلی شوند.^[۱] همچنین هرگونه تغییرات متناوب در روش‌ها و عوامل تولید موجب اختلالات سیستماتیک خواهد شد.^[۱]

تابع مولد شبیه‌ساز الگوهای سیکلی و سیستماتیک، حاوی نوسانات طبیعی، به صورت زیر است:

$$x(t) = n(t) + \left[\left[a \cdot \cos\left(\frac{\gamma\pi.t}{T} + \frac{\gamma\pi.k}{T}\right) \right] - [s_m.t + b_m] \right] \quad (۴)$$

اگر چه این تابع مولد شبیه‌ساز الگوهای سیکلی و سیستماتیک است، اما ریشه‌های فرایندی شکل‌گیری این دو رفتار کاملاً متفاوت‌اند و مفاهیم فنی آنها هیچ‌گونه ارتباطی با هم ندارد!

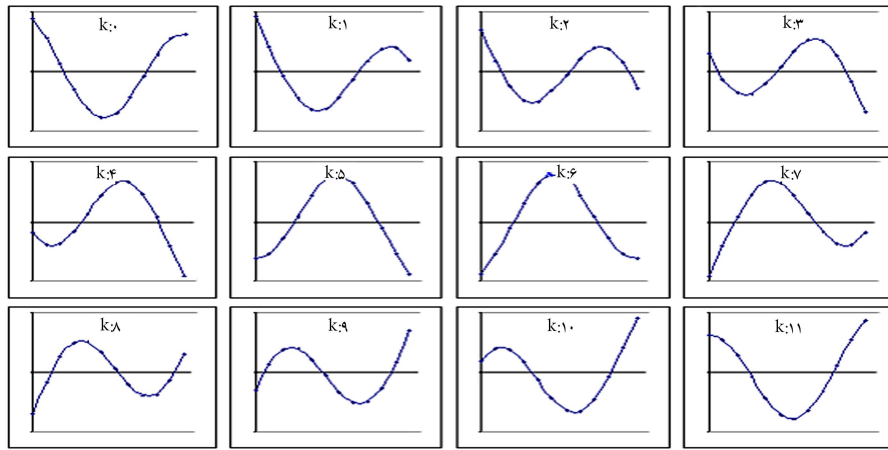
در رابطه‌ی ۴، پارامتر T دوره‌ی تناوب را مشخص می‌کند؛ هنگامی که این پارامتر مساوی ۲ باشد، رابطه‌ی ۴ تابع مولد الگوی سیستماتیک است و پارامتر a بزرگی نوسانات این رفتار غیرطبیعی را منعکس می‌کند. برای دوره‌های تناوب بزرگ‌تر از ۲، رابطه‌ی ۴ می‌تواند تابع مولد الگوی سیکلی باشد؛ در این تابع، a اندازه‌ی دامنه‌ی چرخه را نشان می‌دهد. پژوهش جاری ۱۲ $\leq T \leq ۸$ را به عنوان بازه‌ی رخداد الگوی سیکلی در نظر می‌گیرد.

در رابطه‌ی ۴، k پارامتری مجازی است و نشان‌دهنده‌ی مقدار اختلاف فاز در نقطه‌ی شروع این دو الگوست. اگرچه پارامتر مذکور در برنامه‌های تجزیه و تحلیل فرایند نقشی ندارد، اما کلیه‌ی فازهای شکل‌گیری الگوهای سیکلی و سیستماتیک را پوشش می‌دهد؛ به علاوه تشخیص صحیح رخداد الگوهای تناوبی را تسریع می‌نماید.^[۱۶] شکل ۳ مفهوم اختلاف فاز در نقطه‌ی شروع الگوهای تناوبی را تجسم می‌کند. این شکل مولدهای مختلف شکل‌گیری یک الگوی سیکلی با دوره‌ی تناوب ۱۲ را نشان می‌دهد. لازم به ذکر است مقدار عددی پارامتر T در بازه‌ی از اعداد طبیعی و مقدار پارامتر k در بازه‌ی از اعداد صحیح نامنفی (به طوری که همواره $k < T$) تعیین می‌شوند.

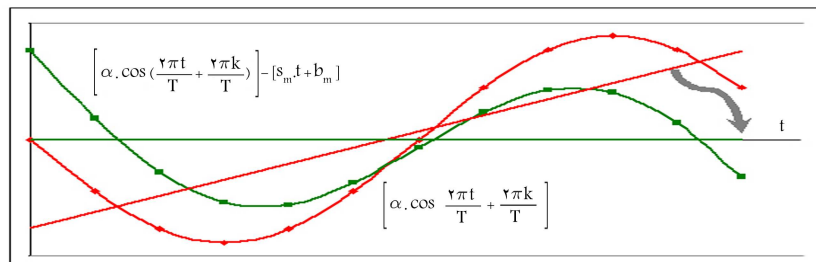
مدل‌های مرور شده در پیشینه، به جز منابع^[۲۳، ۲۲، ۱۶]، توابع ساده $\left[a \cdot \sin\left(\frac{\gamma\pi.t}{T}\right) \right]$

و $[a \cdot (-1)^t]$ را به ترتیب به عنوان مولدهای الگوهای سیکلی و سیستماتیک در نظر گرفته‌اند. فاطمی‌قمی و همکاران^[۱۶] با تعریف پارامتر مجازی k و ارائه‌ی رابطه‌ی $\left[a \cdot \cos\left(\frac{\gamma\pi.t}{T} + \frac{\gamma\pi.k}{T}\right) \right]$ به عنوان تابع مولد این دو الگو، موضوع را بهبود بخشیدند.

اما واقعیت این است رابطه‌ی $\left[a \cdot \cos\left(\frac{\gamma\pi.t}{T} + \frac{\gamma\pi.k}{T}\right) \right]$ ، که در ادامه به اختصار با $un(t)$ نمایش داده می‌شود، به تنهایی نمی‌تواند تابع مولد الگوهای سیکلی و سیستماتیک باشد! لسانی و همکاران^[۲۲] با مطرح کردن خط برازش نمونه‌ها به عنوان ابزار شناسایی و تحلیل الگوهای جابه‌جایی و روند، نقص عبارت $un(t)$ را برطرف کردند. (شکل ۴). در این شکل مولد یکی از حالت‌های الگوی سیکلی با دوره‌ی تناوب ۱۲ نمایش داده شده است. برخلاف انتظار، عرض از مبدأ و شیب خط برازش نقاط $un(t)$ (خط برازش نقاط منحنی قرمز رنگ) صفر نیستند. در حالی که مؤلفه‌های مذکور نشان‌دهنده‌ی وجود الگوهای جابه‌جایی و روند هستند^[۲۲] و این تابع باید صرفاً مولد الگوهای سیکلی یا سیستماتیک باشد. به همین جهت عبارت تعدیل‌کننده‌ی $s_m.t + b_m$ از آن کسر می‌شود. در این حالت عرض از مبدأ و شیب خط برازش نقاط مولد صفر می‌شود (پیکان خاکستری و خط برازش نقاط منحنی سبز رنگ). در حقیقت عبارت تعدیل‌کننده، خط برازش نقاط $un(t)$ است که به روش حداقل مجموع مربعات خطا به‌دست آمده است. s_m و b_m به ترتیب شیب و عرض از مبدأ این خط به صورت زیر محاسبه می‌شوند:



شکل ۳. اختلاف فازهای نقطه‌ی شروع یک الگوی سیکلی با دوره‌ی تناوب ۱۲.



شکل ۴. نمایش گرافیکی به منظور تشریح مفهوم عبارت تعدیل کننده در تابع مولد تکامل یافته الگوهای تناوبی.

در الگوی سیستماتیک، میزان جابه‌جایی (در الگوی جابه‌جایی) و شیب روند (در الگوی روند) بر حسب ضرایبی از انحراف معیار نوسانات طبیعی، یعنی انحراف معیار تابع توزیع نمونه‌ها در نمودار تحت کنترل متناظر، تعیین می‌شوند. اما به طور خاص، ابتدا لازم است نمونه‌ها، یعنی مؤلفه‌های بردار کنترل، طبق رابطه‌ی زیر استاندارد شوند:

$$x'(t) = \frac{x(t) - \mu_n(t)}{\sigma_n(t)} \quad (7)$$

در این رابطه، $\mu_n(t)$ و $\sigma_n(t)$ به ترتیب میانگین و انحراف معیار تابع توزیع نوسانات طبیعی در نمودار کنترل مورد نظر هستند. برای مثال، نوسانات طبیعی و نمونه‌ها در یک نمودار \bar{x} تحت کنترل، دارای توزیع نرمال با پارامترهای μ (میانگین مشخصه کیفی) و σ/\sqrt{m} (انحراف معیار مشخصه کیفی و m اندازه‌ی نمونه) می‌باشند. چون در حالت استاندارد شده، انحراف معیار نوسانات طبیعی، یک است، مقادیردهی پارامترهای مذکور بر حسب ضرایبی از آن بسیار ساده‌تر خواهد بود. با این روش، تحلیل و بررسی الگوهای غیرطبیعی کارآمدتر و ملموس‌تر می‌شود. لازم به ذکر است اعمال تغییرمغیر رابطه‌ی ۷ برای اجرای مدل پیشنهادی در این پژوهش کاملاً الزامی است!

از سوی دیگر، مقدار پارامتر T در بازه‌ی از اعداد طبیعی و مقدار پارامتر k در بازه‌ی از اعداد صحیح نامنفی (به طوری که همواره $k < T$) تعیین می‌شوند.

۸.۲. سطح حساسیت کیفی

همان‌طور که پیش‌تر بیان شد، هدف از شناسایی و تحلیل الگوهای غیرطبیعی

$$s_m = \frac{n \cdot \left(\sum_{t=1}^n t \cdot un(t) \right) - \left(\left(\sum_{t=1}^n t \right) \cdot \left(\sum_{t=1}^n un(t) \right) \right)}{n \cdot \left(\sum_{t=1}^n t^2 \right) - \left(\sum_{t=1}^n t \right)^2} \quad (5)$$

$$b_m = \frac{\sum_{t=1}^n un(t) - \left(s_m \cdot \sum_{t=1}^n t \right)}{n} \quad (6)$$

در این روابط، n تعداد نمونه‌ها و در واقع بُعد بردار کنترل است. چنان‌که در قسمت ۱.۲ بیان شد، بردارهای کنترل در پژوهش جاری ۱۲ بعدی می‌باشند.

با توضیحات فوق رابطه‌ی ۴ تابع مولد تکامل یافته الگوهای سیکلی و سیستماتیک خواهد بود.

۶.۲. شبیه‌سازی رخداد هم‌زمان الگوهای پایه

الگوهای غیرطبیعی می‌توانند به صورت انفرادی یا هم‌زمان رخ دهند. توابع شبیه‌ساز الگوهای هم‌زمان از جمع جملات مولدهای حاوی پارامترهای الگوهای پایه و $n(t)$ به دست می‌آیند.

۷.۲. مقدار دهی پارامترها

به منظور کمتی کردن الگوهای پایه، تعریف پارامترهای عددی متناظر با آنها الزامی است. در قسمت‌های ۴.۲ و ۵.۲ پارامترهای این الگوها معرفی شدند. در این قسمت چگونگی مقداردهی آنها تشریح می‌شود.

به طور عام، مقادیر پارامترهای دامنه‌ی چرخه (در الگوی سیکلی)، بزرگی نوسانات

در نمودارهای کنترل فرایند، افزایش سطح حساسیت کیفی برای بررسی کامل تر وضعیت های خارج از کنترل است. حساسیت میزان دقت مورد نیاز فرایند را تداعی می کند و مستقیماً به مقادیر پارامترهای الگوهای غیرطبیعی بستگی دارد. در حقیقت، تعیین سطح حساسیت، انتخاب کران مقدار یک پارامتر به منظور تأیید شکل گیری الگوی غیرطبیعی متناظر آن است. برای مثال، جدول ۱ سطوح مختلفی از حساسیت ها را برای پارامترهای الگوهای تناوبی تعریف کرده است. چنان که ملاحظه می شود، با افزایش اندازهی کران پایین در بازه ی خارج از کنترل یک پارامتر، حساسیت فرایند نسبت به هشدار شکل گیری الگوی متناظرش کمتر خواهد شد؛ به عبارت دیگر هر قدر سطح حساسیت فرایند نسبت به رخداد یک الگو بالاتر باشد، اندازهی کران پایین در بازه ی خارج از کنترل پارامتر متناظرش کوچک تر است. بدیهی است این سطوح برای سیستم های تولیدی مختلف می تواند متفاوت باشند.

سطح حساسیت در دنیای واقعی با توجه به نیازمندی ها و استانداردها بازه بندی می شود. تعیین حساسیت ها متناسب با الزامات کیفی فرایند بسیار مهم است؛ زیرا اگر به گونه یی نامتناسب تعیین شوند، ممکن است یک وضعیت تحت کنترل، خارج از کنترل تشخیص داده شود و برعکس. میزان دانش فنی از فرایند تولید در تعیین سطح حساسیت مطلوب آن بسیار تأثیرگذار است.

پژوهش جاری برای آزمایش عملکرد مدل پیشنهادی، سطح حساسیت مورد نیاز را طبق سطرهای خاکستری جدول ۱ فرض کرده است. بر اساس این بازه بندی سخت گیرانه، چنان چه الگویی سیکلی با دامنه ی چرخه ی ۰/۵ و بیش از آن یا رفتاری سیستماتیک با نوسانات ۰/۵ و بیش از آن پدیدار شود، تناوب های فرایند خارج از کنترل محسوب می شوند.

۳. معرفی مدل پیشنهادی

هدف اصلی پژوهش جاری، ارائه ی راه حلی کارآمد و جامع برای تشخیص و تفسیر الگوهای سیکلی و سیستماتیک در نمودارهای کنترل فرایند است. از میان مدل های معرفی شده در پیشینه، صرفاً مدل فاطمی قمی و همکاران^[۱۶] و مدل لسانی و همکاران^[۲۲]، به گونه یی که در قسمت ۵.۲ تشریح شد، در راستای تکمیل توابع مولد الگوهای سیکلی و سیستماتیک تلاش های چشمگیری داشته اند. مدل های مذکور برای شناسایی و تحلیل این دو الگو از الگوریتم های شبکه های عصبی بهره جسته اند. هر چند شبکه های عصبی توانمندی های قابل ملاحظه یی در یادگیری و شناسایی الگوها دارند، با این وجود استفاده از آنها در حوزه ی رفتارشناسی نمودارهای کنترل فرایند با مسائلی همراه بوده است: آزمون های متعدد برای دست یابی به معماری های

جدول ۱. نمونه یی از بازه بندی سطوح های مختلف حساسیت برای پارامترهای الگوهای سیکلی و سیستماتیک.

الگوی تناوبی	پارامتر	سطح حساسیت	بازه	
			خارج از کنترل	تحت کنترل
سیکلی	اندازه	بالا	$a \geq 0.5$	$a < 0.5$
			$a \geq 1$	$a < 1$
			$a \geq 2$	$a < 2$
سیستماتیک	بزرگی نوسانات	پایین	$a \geq 0.5$	$a < 0.5$
			$a \geq 1$	$a < 1$
			$a \geq 2$	$a < 2$

مناسب و نیز آموزش های وقت گیر از مشکلات عمومی به کارگیری شبکه های عصبی می باشند. از سوی دیگر، آموزش و تعمیم در مباحث شبکه های عصبی از اهمیت یکسانی برخوردارند. نوسانات طبیعی اجتناب ناپذیر در فرایندهای تولید می تواند الگوهای معنی دار را از شکل مورد انتظار خارج کنند. از آنجایی که فرایند یادگیری شبکه ها و تنظیم پارامترهای آنها به وسیله ی مجموعه یی از زوج داده های از پیش تهیه شده صورت می پذیرد، احتمال عدم تعمیم صحیح در تعیین و برآورد بردارهای ورودی جدید توسط شبکه های آموزش دیده وجود دارد. به ویژه هنگامی که سطوح حساسیت کیفی مطلوب فرایندها بالا باشند، قابلیت اطمینان شبکه های عصبی در شناسایی الگوها و تخمین پارامترهای متناظر، به واسطه ی حضور نوسانات طبیعی، به طور محسوس کاهش می یابد و اصطلاحاً احتمال خطای طبقه بندی نادرست الگوها در شبکه ها افزایش خواهد یافت. به همین دلیل مدل جاری روش جدیدی را برای تشخیص الگوهای متناوب و تخمین پارامترهای متناظر پیشنهاد می کند. در این راه حل با محاسبه منحنی بهینه ی کسینوسی برازش نمونه ها، شناسایی صحیح تر الگوهای سیکلی و سیستماتیک و تخمین دقیق تر پارامترهای متناظر آنها مدنظر می باشد. کاهش درصد خطای طبقه بندی نادرست الگوهای مذکور در تمام سطوح کیفی نسبت به مدل های مبتنی بر شبکه های عصبی مورد توجه است.

۱.۳. پیش نیازهای مدل

قبل از معرفی و تشریح مدل پیشنهادی، بیان پیش شرط های اجرای آن ضروری به نظر می رسد:

الف) چنان که در قسمت ۷.۲ اشاره شد، نمونه های بردارهای کنترل، برای دست یابی به خروجی هایی با قابلیت تفسیر آسان و سریع، باید طبق رابطه ی ۷ استاندارد شوند. ب) لازم است پیش از اجرای الگوریتم، وضعیت رفتاری نمونه های هر بردار کنترل نسبت به شکل گیری الگوهای جابه جایی و روند بررسی شده باشند. این بررسی را می توان با یکی از روش های معتبر معرفی شده در پیشینه، نظیر مدل های [۲۳-۱۹، ۱۶، ۵-۲] انجام داد. اگر این الگوها به صورت انفرادی یا هم زمان رخ داده باشند، نمونه های بردار کنترل باید علاوه بر استانداردسازی، نرمال سازی نیز شوند. نرمال سازی نمونه ها به معنای حذف اثر الگوی / الگوهای جابه جایی و روند از نمونه های یک بردار کنترل بر اساس رابطه ی زیر است:

$$x'_{norm}(t) = x'(t) - [b + s.t] \quad \forall t = 1, 2, \dots, 12 \quad (8)$$

۲.۳. تشریح مدل

هشدار رفتارهای تناوبی در نمودارهای کنترل فرایند و تخمین پارامترهای متناظر آنها از طریق محاسبه ی منحنی کسینوسی برازش نمونه های هر بردار کنترل، هدف اصلی مدل جاری است.

منحنی بهینه ی کسینوسی برازش نمونه های هر بردار کنترل، یک منحنی کسینوسی است که مجموع فواصل عمودی نقاط نمونه از آن کمینه باشد (شکل ۲). به عبارت دیگر:

$$\text{Min} : \Delta = f(a, T, k) = \sum_{t=1}^{12} \left(x'_{norm}(t) - \left[a \cdot \cos\left(\frac{2\pi \cdot t}{T} + \frac{2\pi \cdot k}{T}\right) \right] \right)^2 \quad (9)$$

با مشتق گیری های جزئی از تابع فوق در قالب $\frac{\partial \Delta}{\partial a} = 0$ ، $\frac{\partial \Delta}{\partial T} = 0$ و $\frac{\partial \Delta}{\partial k} = 0$ ، معادله های مورد نیاز برای محاسبه ی منحنی کسینوسی بهینه به دست می آیند. با حل

جدول ۲. لیست کامل زوج آلترناتیوهای تناوبی مورد نظر در الگوریتم پیشنهادی.

دوره تناوب	اختلاف فازهای متناظر	زوج آلترناتیوهای متناظر
۱	۰	(۱،۰)
۲	۰،۱	(۲،۰)،(۲،۱)
۳	۰،۱،۲	(۳،۰)،(۳،۱)،(۳،۲)
۴	۰،۱،۲،۳	(۴،۰)،(۴،۱)،(۴،۲)،(۴،۳)
۵	۰،۱،۲،۳،۴	(۵،۰)،(۵،۱)،(۵،۲)،(۵،۳)،(۵،۴)
۶	۰،۱،۲،۳،۴،۵	(۶،۰)،(۶،۱)،(۶،۲)،(۶،۳)،(۶،۴)،(۶،۵)
۷	۰،۱،۲،۳،۴،۵،۶	(۷،۰)،(۷،۱)،(۷،۲)،.....(۷،۵)،(۷،۶)
۸	۰،۱،۲،۳،۴،۵،۶،۷	(۸،۰)،(۸،۱)،(۸،۲)،.....(۸،۶)،(۸،۷)
۹	۰،۱،۲،۳،۴،۵،۶،۷،۸	(۹،۰)،(۹،۱)،(۹،۲)،.....(۹،۷)،(۹،۸)
۱۰	۰،۱،۲،۳،۴،۵،۶،۷،۸،۹	(۱۰،۰)،(۱۰،۱)،(۱۰،۲)،.....(۱۰،۸)،(۱۰،۹)
۱۱	۰،۱،۲،۳،۴،۵،۶،۷،۸،۹،۱۰	(۱۱،۰)،(۱۱،۱)،(۱۱،۲)،.....(۱۱،۹)،(۱۱،۱۰)
۱۲	۰،۱،۲،۳،۴،۵،۶،۷،۸،۹،۱۰،۱۱	(۱۲،۰)،(۱۲،۱)،(۱۲،۲)،.....(۱۲،۱۰)،(۱۲،۱۱)

۴. اگر $T^h \geq ۸$ و $a^h \geq ۰/۵$ ، طبق بازه بندی خاکستری جدول ۱، شکل گیری الگوی سیکلی با پارامترهای a^h ، T^h و k^h تأیید می شود.

۴. ارزیابی عملکرد مدل پیشنهادی در شناسایی الگوهای

سیکلی و سیستماتیک و تخمین پارامترهای متناظر

«تشخیص صحیح الگوهای تناوبی» و «برآورد دقیق پارامترهای متناظر» شاخص های ارزیابی عملکرد مدل پیشنهادی هستند. بدین منظور ۵۹۴۰ بردار کنترل آزمایشی شبیه سازی شده تهیه و با خروجی های متناظر مورد انتظار سنجیده شد. جدول ۳ نتایج کامل آزمون های انجام شده برای ارزیابی شاخص های مذکور را ارائه می دهد.

۵. مقایسه ی عملکرد مدل پیشنهادی در تشخیص

الگوهای سیکلی و سیستماتیک و برآورد پارامترهای

متناظر با مدل های توسعه دهنده ی الگوهای تناوبی

راهکار پیشنهادی در مدل جاری، امکان شناسایی صحیح و تخمین دقیق پارامترهای الگوهای تناوبی را در فازهای مختلف شکل گیری با ضریب اطمینان بالا عملیاتی کرده است. بدین منظور، توابع مولد تکامل یافته الگوهای سیکلی و سیستماتیک، طبق رابطه ی ۴، به کار گرفته شده اند. چنانچه در قسمت ۵.۲ تشریح شد، این مولدها به واسطه ی تعیین پارامتر اختلاف فاز در نقاط شروع پیدایش این دو الگو، حالت های گوناگون رخدادشان را پوشش می دهند. ابزار معرفی شده در این مدل قادر است فرایند تشخیص و تحلیل حالت های مختلف شکل گیری الگوهای تناوبی را به طور واقعی پشتیبانی کند

هر چند مرجع [۲۳] به موضوع اختلاف فاز، حین معرفی مولدهای شبیه ساز الگوهای سیکلی و سیستماتیک، اشاره داشته است، اما نتایج آماری مستندی مبنی بر مطالعه ی حالت های مشخصی از شکل گیری این دو الگو را گزارش نداده است.

مجهولات این معادلات، منحنی کسینوسی بهینه ی واقعی (شامل دامنه ی چرخه ی بهینه / بزرگی نوسانات بهینه، دوره ی تناوب بهینه و اختلاف فاز بهینه) حاصل می شود. چون مسیر فوق برای دست یابی به پارامترهای بهینه بسیار مشکل است، بنابراین ما یک الگوریتم ابتکاری را برای حل مسئله پیشنهاد می کنیم:

-- پارامتر اختلاف فاز (k) در تجزیه و تحلیل فرایند نقشی ندارد [۱۶]، به علاوه پارامترهای دامنه ی چرخه (در الگوی سیکلی) و بزرگی نوسانات (در الگوی سیستماتیک) بیش از پارامتر دوره ی تناوب (T) اهمیت دارند؛ از این رو ابتدا فرض می شود پارامترهای T و k مقادیر ثابتی باشند. با این فرض \dot{a} از طریق مشتق گیری جزئی به صورت زیر تعریف و محاسبه می شود:

$$\dot{a} = \frac{\partial \Delta}{\partial a} = 0 \Rightarrow \dot{a} = \frac{\sum_{t=1}^{12} \left(x'_{norm}(t) \cdot \cos \left(\frac{t\pi \cdot t}{T} + \frac{t\pi \cdot k}{T} \right) \right)}{\sum_{t=1}^{12} \cos^2 \left(\frac{t\pi \cdot t}{T} + \frac{t\pi \cdot k}{T} \right)} \quad (۱۰)$$

-- اکنون باید مقدار \dot{a} به ازای کلیه ی زوج آلترناتیوهای T و k (فهرست ۷۸ آلترناتیو ممکن در جدول ۲ آمده است) محاسبه شود: $(T, k; \dot{a}_{T,k})$

-- ترکیبی منحصر به فرد از $(T, k; \dot{a}_{T,k})$ که تابع ۹، یعنی مقدار Δ را کمینه می کند، به عنوان پارامترهای بهینه (a^h, T^h, k^h) در نظر گرفته می شوند.

الگوریتم ابتکاری پیشنهاد شده در مدل جاری را می توان با استفاده از یک نرم افزار صفحه گسترده، نظیر مایکروسافت اکسل، به سادگی پیاده سازی کرد.

با توجه به حساسیت کیفی مورد نظر نگارندگان، خروجی های الگوریتم به صورت زیر تفسیر خواهند شد:

۱. اگر $T^h = ۱$ ، هیچ الگوی تناوبی رخ نداده است.
۲. اگر $T^h = ۲$ و $a^h \geq ۰/۵$ ، طبق بازه بندی خاکستری جدول ۱، شکل گیری الگوی سیستماتیک با پارامترهای a^h و k^h تأیید می شود.
۳. اگر $۲ < T^h < ۸$ یا $۰/۵ < a^h$ ، طبق بازه بندی خاکستری جدول ۱، شکل گیری هیچ الگوی تناوبی تأیید نمی شود.

جدول ۳. نتایج عملکرد مدل پیشنهادی در شناسایی الگوهای سیکلی و سیستماتیک و تخمین پارامترهای متناظر.

الگو	پارامترها			تعداد بردارهای آزموده شده	دقت شناسایی (%)	متوسط پارامترهای منحنی کسینوسی برازش		
	a	T	k			a^h	T^h	k^h
سیکلی	۰٫۵	۸	۰	۶۰	۹۵	۰٫۵۵	۸٫۴۰	۰٫۱۸۰
سیکلی	۰٫۵	۸	۱	۶۰	۹۳	۰٫۵۹	۸٫۵۶	۱٫۲۱۷
سیکلی	۰٫۵	۸	۲	۶۰	۹۵	۰٫۶۱	۷٫۶۰	۲٫۱۲۹
سیکلی	۰٫۵	۸	۳	۶۰	۹۶	۰٫۵۹	۸٫۳۲	۳٫۰۶۴
سیکلی	۰٫۵	۸	۳	۶۰	۹۵	۰٫۶۲	۷٫۶۰	۴٫۰۳۶
سیکلی	۰٫۵	۸	۵	۶۰	۹۵	۰٫۶۰	۸٫۴۰	۴٫۶۷۹
سیکلی	۰٫۵	۸	۶	۶۰	۹۶	۰٫۶۷	۸٫۳۲	۵٫۲۸۰
سیکلی	۰٫۵	۸	۷	۶۰	۹۵	۰٫۶۳	۸٫۴۰	۶٫۱۲۵
سیکلی	۰٫۵	۱۲	۰	۶۰	۹۶	۰٫۵۷	۱۲٫۴۸	۰٫۸۴۰
سیکلی	۰٫۵	۱۲	۱	۶۰	۹۶	۰٫۶۱	۱۱٫۵۲	۱٫۶۸۷
سیکلی	۰٫۵	۱۲	۲	۶۰	۹۶	۰٫۵۳	۱۲٫۴۸	۲٫۵۳۵
سیکلی	۰٫۵	۱۲	۳	۶۰	۹۵	۰٫۷۰	۱۱٫۴۰	۳٫۴۰۹
سیکلی	۰٫۵	۱۲	۴	۶۰	۹۵	۰٫۶۷	۱۲٫۶۰	۴٫۲۴۵
سیکلی	۰٫۵	۱۲	۵	۶۰	۹۴	۰٫۶۰	۱۱٫۲۸	۵٫۱۴۲
سیکلی	۰٫۵	۱۲	۶	۶۰	۹۷	۰٫۶۳	۱۱٫۶۴	۵٫۸۷۵
سیکلی	۰٫۵	۱۲	۷	۶۰	۹۴	۰٫۵۷	۱۱٫۲۸	۶٫۵۷۵
سیکلی	۰٫۵	۱۲	۸	۶۰	۹۶	۰٫۶۰	۱۱٫۵۲	۷٫۳۴۵
سیکلی	۰٫۵	۱۲	۹	۶۰	۹۵	۰٫۵۸	۱۱٫۴۰	۸٫۴۲۷
سیکلی	۰٫۵	۱۲	۱۰	۶۰	۹۶	۰٫۶۱	۱۱٫۵۲	۹٫۳۱۳
سیکلی	۰٫۵	۱۲	۱۱	۶۰	۹۴	۰٫۵۷	۱۲٫۷۲	۱۰٫۴۶۰
سیستماتیک	۰٫۵	۲	۰	۶۰	۹۳	۰٫۵۷	۲٫۱۴	۰٫۱۰۰
سیستماتیک	۰٫۵	۲	۱	۶۰	۹۴	۰٫۵۶	۱٫۸۸	۰٫۹۰۰
سیکلی	۱	۸	۰	۶۰	۹۷	۱٫۰۲	۷٫۷۶	۰٫۱۲۰
سیکلی	۱	۸	۱	۶۰	۹۵	۱٫۰۴	۷٫۶۰	۱٫۱۶۳
سیکلی	۱	۸	۲	۶۰	۹۵	۰٫۹۱	۸٫۴۰	۲٫۱۰۷
سیکلی	۱	۸	۳	۶۰	۹۸	۱٫۰۶	۷٫۸۴	۳٫۰۳۹
سیکلی	۱	۸	۴	۶۰	۹۶	۱٫۰۶	۸٫۳۲	۴٫۰۳۴
سیکلی	۱	۸	۵	۶۰	۹۷	۱٫۰۴	۸٫۲۴	۴٫۷۰۴
سیکلی	۱	۸	۶	۶۰	۹۶	۱٫۰۵	۷٫۶۸	۵٫۳۴۰
سیکلی	۱	۸	۷	۶۰	۹۷	۱٫۰۲	۸٫۲۴	۶٫۲۶۵
سیکلی	۱	۱۲	۰	۶۰	۹۸	۱٫۰۱	۱۱٫۷۶	۰٫۷۲۰
سیکلی	۱	۱۲	۱	۶۰	۹۸	۰٫۹۹	۱۲٫۲۴	۱٫۵۸۹
سیکلی	۱	۱۲	۲	۶۰	۹۷	۱٫۰۸	۱۲٫۳۶	۲٫۴۹۶
سیکلی	۱	۱۲	۳	۶۰	۹۶	۱٫۰۳	۱۲٫۴۸	۳٫۳۸۲
سیکلی	۱	۱۲	۴	۶۰	۹۹	۱٫۰۵	۱۲٫۱۲	۴٫۱۸۰
سیکلی	۱	۱۲	۵	۶۰	۹۶	۱٫۰۴	۱۲٫۴۸	۵٫۱۳۱
سیکلی	۱	۱۲	۶	۶۰	۹۸	۱٫۰۳	۱۲٫۲۴	۵٫۸۸۰
سیکلی	۱	۱۲	۷	۶۰	۹۵	۰٫۹۹	۱۲٫۶۰	۶٫۵۹۱
سیکلی	۱	۱۲	۸	۶۰	۹۸	۱٫۰۴	۱۱٫۷۶	۷٫۴۰۰
سیکلی	۱	۱۲	۹	۶۰	۹۷	۱٫۰۳	۱۱٫۶۴	۸٫۵۰۴
سیکلی	۱	۱۲	۱۰	۶۰	۹۸	۱٫۰۳	۱۲٫۲۴	۹٫۴۱۱
سیکلی	۱	۱۲	۱۱	۶۰	۹۵	۰٫۹۶	۱۲٫۶۰	۱۰٫۷۰۰
سیستماتیک	۱	۲	۰	۶۰	۹۵	۱٫۰۵	۲٫۱۰	۰٫۰۶۷
سیستماتیک	۱	۲	۱	۶۰	۹۵	۱٫۰۶	۲٫۱۰	۰٫۹۳۳

ادامه‌ی جدول ۳.

الگو	پارامترها			تعداد بردارهای آزموده شده	دقت شناسایی (%)	متوسط پارامترهای منحنی کسینوسی برازش		
	a	T	k			a^h	T^h	k^h
سیکلی	۱٫۵	۸	۰	۴۵	۹۸	۱٫۵۹	۷٫۸۴	۰٫۰۹۰
سیکلی	۱٫۵	۸	۱	۴۵	۹۷	۱٫۵۵	۸٫۲۴	۱٫۱۰۹
سیکلی	۱٫۵	۸	۲	۴۵	۹۷	۱٫۴۷	۸٫۲۴	۲٫۰۸۶
سیکلی	۱٫۵	۸	۳	۴۵	۹۹	۱٫۵۳	۷٫۹۲	۳٫۰۲۶
سیکلی	۱٫۵	۸	۴	۴۵	۹۸	۱٫۴۶	۸٫۱۶	۴٫۰۳۱
سیکلی	۱٫۵	۸	۵	۴۵	۹۹	۱٫۵۳	۷٫۹۲	۴٫۷۳۰
سیکلی	۱٫۵	۸	۶	۴۵	۹۹	۱٫۵۴	۸٫۰۸	۵٫۵۵۰
سیکلی	۱٫۵	۸	۷	۴۵	۹۹	۱٫۵۸	۷٫۹۲	۶٫۳۵۵
سیکلی	۱٫۵	۱۲	۰	۴۵	۹۹	۱٫۵۲	۱۱٫۸۸	۰٫۶۶۰
سیکلی	۱٫۵	۱۲	۱	۴۵	۹۸	۱٫۵۸	۱۱٫۷۶	۱٫۵۴۰
سیکلی	۱٫۵	۱۲	۲	۴۵	۹۹	۱٫۵۵	۱۱٫۸۸	۲٫۴۲۰
سیکلی	۱٫۵	۱۲	۳	۴۵	۹۸	۱٫۵۶	۱۱٫۷۶	۳٫۳۲۷
سیکلی	۱٫۵	۱۲	۴	۴۵	۹۹	۱٫۵۶	۱۱٫۸۸	۴٫۱۶۴
سیکلی	۱٫۵	۱۲	۵	۴۵	۹۹	۱٫۵۵	۱۱٫۸۸	۵٫۱۱۵
سیکلی	۱٫۵	۱۲	۶	۴۵	۹۸	۱٫۵۷	۱۱٫۷۶	۵٫۸۸۵
سیکلی	۱٫۵	۱۲	۷	۴۵	۹۸	۱٫۵۸	۱۲٫۲۴	۶٫۶۴۰
سیکلی	۱٫۵	۱۲	۸	۴۵	۹۹	۱٫۵۶	۱۲٫۱۲	۷٫۴۲۷
سیکلی	۱٫۵	۱۲	۹	۴۵	۹۸	۱٫۵۲	۱۲٫۲۴	۸٫۵۴۲
سیکلی	۱٫۵	۱۲	۱۰	۴۵	۹۹	۱٫۴۶	۱۱٫۸۸	۹٫۴۶۰
سیکلی	۱٫۵	۱۲	۱۱	۴۵	۹۸	۱٫۵۳	۱۱٫۷۶	۱۰٫۸۸۰
سیستماتیک	۱٫۵	۲	۰	۴۵	۹۸	۱٫۴۹	۱٫۹۶	۰٫۰۶۷
سیستماتیک	۱٫۵	۲	۱	۴۵	۹۸	۱٫۵۳	۲٫۰۴	۰٫۹۳۳
سیکلی	۲	۸	۰	۴۵	۹۹	۱٫۹۶	۷٫۹۲	۰٫۰۶۰
سیکلی	۲	۸	۱	۴۵	۹۹	۲٫۰۳	۸٫۰۸	۱٫۰۵۴
سیکلی	۲	۸	۲	۴۵	۱۰۰	۲٫۰۲	۸٫۰۰	۲٫۰۶۴
سیکلی	۲	۸	۳	۴۵	۱۰۰	۱٫۹۷	۸٫۰۰	۳٫۰۱۳
سیکلی	۲	۸	۴	۴۵	۹۹	۲٫۰۱	۷٫۹۲	۴٫۰۲۹
سیکلی	۲	۸	۵	۴۵	۱۰۰	۲٫۰۴	۸٫۰۰	۴٫۸۵۹
سیکلی	۲	۸	۶	۴۵	۱۰۰	۱٫۹۹	۸٫۰۰	۵٫۷۰۰
سیکلی	۲	۸	۷	۴۵	۹۹	۲٫۰۱	۷٫۹۲	۶٫۴۵۵
سیکلی	۲	۱۲	۰	۴۵	۹۹	۲٫۰۳	۱۲٫۱۲	۰٫۵۴۰
سیکلی	۲	۱۲	۱	۴۵	۱۰۰	۱٫۹۴	۱۲٫۰۰	۱٫۴۹۱
سیکلی	۲	۱۲	۲	۴۵	۱۰۰	۱٫۹۴	۱۲٫۰۰	۲٫۳۸۲
سیکلی	۲	۱۲	۳	۴۵	۱۰۰	۲٫۰۳	۱۲٫۰۰	۳٫۲۷۳
سیکلی	۲	۱۲	۴	۴۵	۱۰۰	۱٫۹۹	۱۲٫۰۰	۴٫۱۲۳
سیکلی	۲	۱۲	۵	۴۵	۹۹	۲٫۰۳	۱۲٫۱۲	۵٫۰۶۰
سیکلی	۲	۱۲	۶	۴۵	۹۹	۲٫۰۱	۱۱٫۸۸	۵٫۸۹۶
سیکلی	۲	۱۲	۷	۴۵	۱۰۰	۲٫۰۴	۱۲٫۰۰	۶٫۸۳۶
سیکلی	۲	۱۲	۸	۴۵	۹۹	۲٫۰۲	۱۲٫۱۲	۷٫۵۳۶
سیکلی	۲	۱۲	۹	۴۵	۹۹	۱٫۹۷	۱۱٫۸۸	۸٫۵۸۰
سیکلی	۲	۱۲	۱۰	۴۵	۱۰۰	۲٫۰۲	۱۲٫۰۰	۹٫۵۰۹
سیکلی	۲	۱۲	۱۱	۴۵	۹۸	۲٫۰۲	۱۲٫۲۴	۱۰٫۹۱۰
سیستماتیک	۲	۲	۰	۴۵	۱۰۰	۲٫۰۱	۲٫۰۰	۰٫۰۳۳
سیستماتیک	۲	۲	۱	۴۵	۱۰۰	۱٫۹۶	۲٫۰۰	۰٫۹۶۷

ادامه‌ی جدول ۳.

الگو	پارامترها			تعداد بردارهای آزموده شده	دقت شناسایی (%)	متوسط پارامترهای منحنی کسینوسی برازش		
	a	T	k			a^h	T^h	k^h
سیکلی	۲٫۵	۸	۰	۳۰	۱۰۰	۲٫۵۴	۸٫۰۰	۰٫۰۳۰
سیکلی	۲٫۵	۸	۱	۳۰	۱۰۰	۲٫۵۱	۸٫۰۰	۱٫۰۲۷
سیکلی	۲٫۵	۸	۲	۳۰	۱۰۰	۲٫۵۳	۸٫۰۰	۲٫۰۴۳
سیکلی	۲٫۵	۸	۳	۳۰	۱۰۰	۲٫۴۹	۸٫۰۰	۳٫۰۱۳
سیکلی	۲٫۵	۸	۴	۳۰	۱۰۰	۲٫۵۲	۸٫۰۰	۴٫۰۱۴
سیکلی	۲٫۵	۸	۵	۳۰	۱۰۰	۲٫۴۵	۸٫۰۰	۴٫۹۲۳
سیکلی	۲٫۵	۸	۶	۳۰	۱۰۰	۲٫۴۶	۸٫۰۰	۵٫۸۸۰
سیکلی	۲٫۵	۸	۷۶	۳۰	۱۰۰	۲٫۴۷	۸٫۰۰	۶٫۷۷۵
سیکلی	۲٫۵	۱۲	۰	۳۰	۱۰۰	۲٫۴۳	۱۲٫۰۰	۰٫۴۲۰
سیکلی	۲٫۵	۱۲	۱	۳۰	۱۰۰	۲٫۴۲	۱۲٫۰۰	۱٫۲۴۵
سیکلی	۲٫۵	۱۲	۲	۳۰	۱۰۰	۲٫۴۳	۱۲٫۰۰	۲٫۱۹۱
سیکلی	۲٫۵	۱۲	۳	۳۰	۱۰۰	۲٫۴۷	۱۲٫۰۰	۳٫۱۳۶
سیکلی	۲٫۵	۱۲	۴	۳۰	۱۰۰	۲٫۴۷	۱۲٫۰۰	۴٫۰۸۲
سیکلی	۲٫۵	۱۲	۵	۳۰	۱۰۰	۲٫۴۸	۱۲٫۰۰	۵٫۰۲۷
سیکلی	۲٫۵	۱۲	۶	۳۰	۱۰۰	۲٫۴۹	۱۲٫۰۰	۵٫۹۵۱
سیکلی	۲٫۵	۱۲	۷	۳۰	۱۰۰	۲٫۵۱	۱۲٫۰۰	۶٫۹۱۸
سیکلی	۲٫۵	۱۲	۸	۳۰	۱۰۰	۲٫۴۷	۱۲٫۰۰	۷٫۷۲۷
سیکلی	۲٫۵	۱۲	۹	۳۰	۱۰۰	۲٫۴۴	۱۲٫۰۰	۸٫۸۰۹
سیکلی	۲٫۵	۱۲	۱۰	۳۰	۱۰۰	۲٫۴۶	۱۲٫۰۰	۹٫۷۵۵
سیکلی	۲٫۵	۱۲	۱۱	۳۰	۱۰۰	۲٫۵۱	۱۲٫۰۰	۱۰٫۹۴۰
سیستماتیک	۲٫۵	۲	۰	۳۰	۱۰۰	۲٫۵۱	۲٫۰۰	۰٫۰۳۳
سیستماتیک	۲٫۵	۲	۱	۳۰	۱۰۰	۲٫۵۲	۲٫۰۰	۰٫۹۶۷
سیکلی	۳	۸	۰	۳۰	۱۰۰	۲٫۹۸	۸٫۰۰	۰٫۰۳۰
سیکلی	۳	۸	۱	۳۰	۱۰۰	۳٫۰۳	۸٫۰۰	۱٫۰۰۰
سیکلی	۳	۸	۲	۳۰	۱۰۰	۳٫۰۳	۸٫۰۰	۲٫۰۲۱
سیکلی	۳	۸	۳	۳۰	۱۰۰	۲٫۹۸	۸٫۰۰	۳٫۰۰۰
سیکلی	۳	۸	۴	۳۰	۱۰۰	۳٫۰۲	۸٫۰۰	۴٫۰۰۷
سیکلی	۳	۸	۵	۳۰	۱۰۰	۳٫۰۱	۸٫۰۰	۴٫۹۸۷
سیکلی	۳	۸	۶	۳۰	۱۰۰	۲٫۹۲	۸٫۰۰	۵٫۹۷۰
سیکلی	۳	۸	۷	۳۰	۱۰۰	۲٫۹۸	۸٫۰۰	۶٫۹۵۰
سیکلی	۳	۱۲	۰	۳۰	۱۰۰	۲٫۹۵	۱۲٫۰۰	۰٫۱۲۰
سیکلی	۳	۱۲	۱	۳۰	۱۰۰	۳٫۰۴	۱۲٫۰۰	۱٫۰۴۹
سیکلی	۳	۱۲	۲	۳۰	۱۰۰	۲٫۹۴	۱۲٫۰۰	۲٫۰۳۸
سیکلی	۳	۱۲	۳	۳۰	۱۰۰	۲٫۹۸	۱۲٫۰۰	۳٫۰۲۷
سیکلی	۳	۱۲	۴	۳۰	۱۰۰	۳٫۰۲	۱۲٫۰۰	۴٫۰۰۸
سیکلی	۳	۱۲	۵	۳۰	۱۰۰	۲٫۹۷	۱۲٫۰۰	۵٫۰۰۵
سیکلی	۳	۱۲	۶	۳۰	۱۰۰	۲٫۹۶	۱۲٫۰۰	۵٫۹۷۳
سیکلی	۳	۱۲	۷	۳۰	۱۰۰	۲٫۹۹	۱۲٫۰۰	۶٫۹۸۴
سیکلی	۳	۱۲	۸	۳۰	۱۰۰	۲٫۹۳	۱۲٫۰۰	۷٫۸۹۱
سیکلی	۳	۱۲	۹	۳۰	۱۰۰	۲٫۹۶	۱۲٫۰۰	۸٫۹۶۲
سیکلی	۳	۱۲	۱۰	۳۰	۱۰۰	۳٫۰۴	۱۲٫۰۰	۹٫۹۵۱
سیکلی	۳	۱۲	۱۱	۳۰	۱۰۰	۲٫۹۷	۱۲٫۰۰	۱۰٫۹۷۰
سیستماتیک	۳	۲	۰	۳۰	۱۰۰	۲٫۹۸	۲٫۰۰	۰٫۰۰۰
سیستماتیک	۳	۲	۱	۳۰	۱۰۰	۲٫۹۴	۲٫۰۰	۱٫۰۰۰

جدول ۴. مقایسه خطای طبقه‌بندی نادرست الگوها.

مشخصات تناوبی الگو	میانگین درصد خطای طبقه‌بندی نادرست الگوها		میانگین درصد خطای طبقه‌بندی نادرست الگوها	
	T	k	در مدل پیشنهادی (ابزار شناسایی: منحنی برازش کسینوسی)	در مدل [۱۶] (ابزار شناسایی: شبکه‌های عصبی)
سیکلی	۸	۰	۱٫۸۳	-
سیکلی	۸	۱	۲٫۶۷	-
سیکلی	۸	۲	۲٫۱۷	-
سیکلی	۸	۳	۱٫۱۷	-
سیکلی	۸	۴	۲٫۰۰	۵٫۶۳
سیکلی	۸	۵	۱٫۵۰	-
سیکلی	۸	۶	۱٫۵۰	-
سیکلی	۸	۷	۱٫۶۷	-
سیکلی	۱۲	۰	۱٫۳۳	۶٫۸۹
سیکلی	۱۲	۱	۱٫۳۳	-
سیکلی	۱۲	۲	۱٫۳۳	-
سیکلی	۱۲	۳	۱٫۸۳	-
سیکلی	۱۲	۴	۱٫۱۷	-
سیکلی	۱۲	۵	۲٫۰۰	-
سیکلی	۱۲	۶	۱٫۳۳	-
سیکلی	۱۲	۷	۲٫۱۷	-
سیکلی	۱۲	۸	۱٫۳۳	-
سیکلی	۱۲	۹	۱٫۸۳	-
سیکلی	۱۲	۱۰	۱٫۱۷	-
سیکلی	۱۲	۱۱	۲٫۵۰	-
سیستماتیک	۲	۰	۲٫۳۳	۴٫۴۴
سیستماتیک	۲	۱	۲٫۱۷	۳٫۷۲
میانگین ادغامی			۱٫۷۴	۵٫۱۷

- این فازه در مدل [۱۶] بررسی نشده‌اند.

در مدل [۲۲] مقایسه می‌کند. چنان‌که ملاحظه می‌شود الگوریتم پیشنهادی متوسط خطای تخمین را در تمام حالت‌ها کاهش داده است.

در ادامه‌ی این بخش نتایج عملکرد مدل پیشنهادی با مدل‌های توسعه‌دهنده‌ی الگوهای تناوبی (مدل‌های [۲۲] و [۱۶]) مقایسه می‌شود:

۳.۵. پشتیبانی از فرایندهای بسیار حساس هنگام رخداد الگوهای تناوبی

چنان‌که در قسمت ۸.۲ مطرح شد، با کاهش اندازه‌ی کران پایین بازه‌ی خارج از کنترل پارامترهای دامنه‌ی چرخه (در الگوی سیکلی) و بزرگی نوسانات (در الگوی سیستماتیک)، سطح حساسیت کیفی فرایند مربوطه نسبت به رخداد الگوهای مذکور افزایش می‌یابد. تعیین مقادیر این کران‌ها کاملاً بستگی به فرایند تولید دارد؛ به عبارت واضح‌تر، میزان دقت موردنیاز فرایند به منظور یافتن نقص‌های متناظر با رفتارهای تناوبی، معیار اصلی برای تعیین مقادیر عددی هر یک از این کران‌هاست. با وجود این در پیشینه‌های پژوهشی این موضوع، بازه‌بندی‌های جدول ۱ به عنوان نمونه‌یی از سطح‌بندی‌ها و سطرهای خاکستری آن به عنوان سطح بالایی از حساسیت کیفی تعریف شده‌اند. بر این اساس، اگر فرایندی رخداد الگوهای سیکلی و سیستماتیک

۱.۵. خطای طبقه‌بندی نادرست الگوها

میزان موفقیت مدل‌ها در هشدار صحیح الگوهای معنی‌دار، قابلیت اطمینان آنها را منعکس می‌کند. جدول ۴ درصد خطای طبقه‌بندی نادرست الگوهای تناوبی در مدل جاری را با مدل‌های توسعه‌یافته‌ی پیشین (در کنار ابزارهای شناسایی طراحی شده برای هر مدل)، مقایسه کرده است. نتایج به روشنی نشان می‌دهند منحنی کسینوسی مدل پیشنهادی در تشخیص کلیه‌ی فازهای شکل‌گیری موفق‌تر از مدل‌های مبتنی بر الگوریتم‌های شبکه‌های عصبی بوده است.

۲.۵. تخمین پارامترها

جدول ۵ متوسط خطای برآورد دامنه‌ی چرخه (در الگوی سیکلی) و بزرگی نوسانات (در الگوی سیستماتیک) در مدل جاری را با متوسط خطای تخمین این پارامترها

جدول ۵. مقایسه متوسط خطای برآورد پارامترها.

مشخصات تناوبی الگو	پارامتر		متوسط خطای تخمین	
	T	k	تخمینی	در مدل پیشنهادی
سیکی	۸	۰	دامنه چرخه	۰٫۰۴۳
سیکی	۸	۱	دامنه چرخه	۰٫۰۴۲
سیکی	۸	۲	دامنه چرخه	۰٫۰۴۸
سیکی	۸	۳	دامنه چرخه	۰٫۰۴۰
سیکی	۸	۴	دامنه چرخه	۰٫۰۴۵
سیکی	۸	۵	دامنه چرخه	۰٫۰۴۵
سیکی	۸	۶	دامنه چرخه	۰٫۰۶۵
سیکی	۸	۷	دامنه چرخه	۰٫۰۴۸
سیکی	۱۲	۰	دامنه چرخه	۰٫۰۴۲
سیکی	۱۲	۱	دامنه چرخه	۰٫۰۶۳
سیکی	۱۲	۲	دامنه چرخه	۰٫۰۵۸
سیکی	۱۲	۳	دامنه چرخه	۰٫۰۶۲
سیکی	۱۲	۴	دامنه چرخه	۰٫۰۵۷
سیکی	۱۲	۵	دامنه چرخه	۰٫۰۴۵
سیکی	۱۲	۶	دامنه چرخه	۰٫۰۴۸
سیکی	۱۲	۷	دامنه چرخه	۰٫۰۳۷
سیکی	۱۲	۸	دامنه چرخه	۰٫۰۵۳
سیکی	۱۲	۹	دامنه چرخه	۰٫۰۴۳
سیکی	۱۲	۱۰	دامنه چرخه	۰٫۰۴۷
سیکی	۱۲	۱۱	دامنه چرخه	۰٫۰۳۳
سیستماتیک	۲	۰	بزرگی نوسانات	۰٫۰۲۸
سیستماتیک	۲	۱	بزرگی نوسانات	۰٫۰۴۵

معنی دار در فرایندهاست. زیرا نمودارهای کنترل سنتی صرفاً بر مقادیر نمونه‌ها به صورت انفرادی تمرکز دارند و اطلاعات به دست آمده از نمونه‌های متوالی را در نظر نمی‌گیرند.

در سال‌های اخیر، راهکارهای مختلفی به منظور بررسی رفتارهای غیرتصادفی در نمودارهای کنترل فرایند معرفی شده‌اند. یکی از نقاط ضعف اغلب مدل‌های ارائه شده، عدم توجه کافی به شکل‌گیری‌های الگوهای تناوبی بوده است. از این رو پژوهش جاری با هدف رفع این نقصان، مدل جامع و جدیدی را برای تشخیص سریع و صحیح حالت‌های مختلف رخداد الگوهای سیکی و سیستماتیک و تخمین دقیق پارامترهای متناظر از طریق محاسبه‌ی منحنی کسینوسی برازش نمونه‌ها پیشنهاد کرد.

محدود مدل‌های توسعه‌دهنده‌ی مولدهای الگوهای تناوبی، شبکه‌های عصبی را به عنوان ابزار شناسایی به کار گرفته‌اند. تجربه‌های این مدل‌ها نشان می‌دهند قابلیت اطمینان شبکه‌های عصبی در بررسی الگوها، هنگام بالا بودن سطوح حساسیت کیفی فرایندها کاهش می‌یابد. الگوریتم پیشنهادی در مدل جاری ضمن عملی کردن بستر شناسایی و برآورد پارامترهای الگوهای تناوبی با فازهای گوناگون شکل‌گیری، خطای طبقه‌بندی نادرست الگوها و متوسط خطای تخمین پارامترهای متناظر را

را طبق بازه‌بندی سطوح‌های خاکستری نظارت کند، نسبت به وقوع نقص‌های متناظر بسیار حساس بوده و در کنترل این رفتارها سخت‌گیرانه عمل کرده است.

بدیهی است، مدلی که در یک سطح کیفی تعیین شده عملکرد قابل اطمینانی دارد، شناسایی الگوها در سطح‌های پایین‌تر از آن را نیز به راحتی پوشش می‌دهد. به منظور اثبات توانمندی ابزار پیشنهادی در مدل جاری، جزئیات عملکرد منحنی کسینوسی برازش نمونه‌ها و شبکه‌ی LVQ معماری شده برای مدل^[۲۲] در جدول ۶ مقایسه شده‌اند. نتایج نشان می‌دهند، در این سطح بسیار حساس کیفی، مدل پیشنهادی در ۶۰٫۶۱٪ موارد عملکرد بهتری داشته است، در ۳۴٫۰۹٪ موارد موفقیت هر دو مدل تقریباً برابر است و صرفاً در ۵٫۳٪ موارد (موارد مشخص شده در جدول) مدل^[۲۲] و شبکه‌ی مربوطه موفق‌تر بوده است.

۶. نتیجه‌گیری و پیشنهاد برای تحقیقات آتی

شناسایی و تجزیه و تحلیل الگوهای غیرطبیعی در نمودارهای کنترل، شیوه‌نامه‌ی تکمیلی و بسیار مهم برای افزایش سطح حساسیت کیفی و نظارت بر نوسانات

جدول ۶. مقایسه میزان موفقیت (%) در شناسایی صحیح الگوهای تناوبی (هنگام بالا بودن سطح حساسیت فرایند نسبت به رخداد آنها).

مشخصات تناوبی الگو	T	k	مدل پیشنهادی [۲۱]		مدل پیشنهادی [۲۲]		مدل پیشنهادی [۲۳]		مدل پیشنهادی [۲۴]		مدل پیشنهادی [۲۵]		مدل پیشنهادی [۲۶]							
			a	b	a	b	a	b	a	b	a	b	a	b						
سیکلی	۸	۰	۰٫۵	۹۵	۹۱	۱	۹۷	۹۵	۱٫۵	۹۸	۹۵	۲	۹۹	۹۸	۲٫۵	۱۰۰	۱۰۰	۳	۱۰۰	۱۰۰
سیکلی	۸	۱	۰٫۵	۹۳	۸	۱	۹۵	۹۳	۱٫۵	۹۷	۹۹	۲	۹۹	۱۰۰	۲٫۵	۱۰۰	۱۰۰	۳	۱۰۰	۱۰۰
سیکلی	۸	۲	۰٫۵	۹۵	۹۲	۱	۹۵	۹۵	۱٫۵	۹۷	۹۸	۲	۱۰۰	۱۰۰	۲٫۵	۱۰۰	۱۰۰	۳	۱۰۰	۱۰۰
سیکلی	۸	۳	۰٫۵	۹۶	۹۰	۱	۹۸	۹۳	۱٫۵	۹۹	۹۳	۲	۱۰۰	۹۸	۲٫۵	۱۰۰	۱۰۰	۳	۱۰۰	۱۰۰
سیکلی	۸	۴	۰٫۵	۹۵	۸۹	۱	۹۶	۹۲	۱٫۵	۹۸	۹۳	۲	۹۹	۹۵	۲٫۵	۱۰۰	۱۰۰	۳	۱۰۰	۱۰۰
سیکلی	۸	۵	۰٫۵	۹۵	۹۲	۱	۹۷	۹۳	۱٫۵	۹۹	۹۶	۲	۱۰۰	۱۰۰	۲٫۵	۱۰۰	۱۰۰	۳	۱۰۰	۱۰۰
سیکلی	۸	۶	۰٫۵	۹۶	۸۸	۱	۹۶	۹۱	۱٫۵	۹۹	۹۱	۲	۱۰۰	۹۸	۲٫۵	۱۰۰	۹۹	۳	۱۰۰	۱۰۰
سیکلی	۸	۷	۰٫۵	۹۵	۹۰	۱	۹۷	۹۲	۱٫۵	۹۹	۹۵	۲	۹۹	۹۸	۲٫۵	۱۰۰	۱۰۰	۳	۱۰۰	۱۰۰
سیکلی	۱۲	۰	۰٫۵	۹۶	۹۰	۱	۹۸	۹۴	۱٫۵	۹۹	۹۷	۲	۹۹	۱۰۰	۲٫۵	۱۰۰	۱۰۰	۳	۱۰۰	۱۰۰
سیکلی	۱۲	۱	۰٫۵	۹۶	۸۹	۱	۹۸	۹۳	۱٫۵	۹۸	۹۵	۲	۱۰۰	۹۹	۲٫۵	۱۰۰	۱۰۰	۳	۱۰۰	۱۰۰
سیکلی	۱۲	۲	۰٫۵	۹۶	۸۷	۱	۹۷	۹۱	۱٫۵	۹۹	۹۴	۲	۱۰۰	۹۸	۲٫۵	۱۰۰	۱۰۰	۳	۱۰۰	۱۰۰
سیکلی	۱۳	۳	۰٫۵	۹۵	۹۰	۱	۹۶	۹۳	۱٫۵	۹۸	۹۵	۲	۱۰۰	۹۶	۲٫۵	۱۰۰	۱۰۰	۳	۱۰۰	۱۰۰
سیکلی	۱۲	۴	۰٫۵	۹۵	۹۰	۱	۹۹	۹۱	۱٫۵	۹۹	۹۵	۲	۱۰۰	۹۹	۲٫۵	۱۰۰	۱۰۰	۳	۱۰۰	۱۰۰
سیکلی	۱۲	۵	۰٫۵	۹۴	۸۹	۱	۹۶	۹۱	۱٫۵	۹۹	۹۵	۲	۹۹	۹۸	۲٫۵	۱۰۰	۱۰۰	۳	۱۰۰	۱۰۰
سیکلی	۱۲	۶	۰٫۵	۹۷	۹۱	۱	۹۸	۹۲	۱٫۵	۹۸	۹۶	۲	۹۹	۹۷	۲٫۵	۱۰۰	۹۹	۳	۱۰۰	۱۰۰
سیکلی	۱۲	۷	۰٫۵	۹۴	۹۱	۱	۹۵	۹۴	۱٫۵	۹۸	۹۷	۲	۱۰۰	۹۹	۲٫۵	۱۰۰	۱۰۰	۳	۱۰۰	۱۰۰
سیکلی	۱۲	۸	۰٫۵	۹۶	۹۰	۱	۹۸	۹۲	۱٫۵	۹۹	۹۵	۲	۹۹	۱۰۰	۲٫۵	۱۰۰	۱۰۰	۳	۱۰۰	۱۰۰
سیکلی	۱۲	۹	۰٫۵	۹۵	۹۱	۱	۹۷	۹۴	۱٫۵	۹۸	۹۵	۲	۹۹	۹۸	۲٫۵	۱۰۰	۹۹	۳	۱۰۰	۱۰۰
سیکلی	۱۲	۱۰	۰٫۵	۹۶	۹۰	۱	۹۸	۹۱	۱٫۵	۹۹	۹۵	۲	۱۰۰	۹۹	۲٫۵	۱۰۰	۱۰۰	۳	۱۰۰	۱۰۰
سیکلی	۱۲	۱۱	۰٫۵	۹۴	۹۱	۱	۹۵	۹۳	۱٫۵	۹۸	۹۶	۲	۹۸	۹۷	۲٫۵	۱۰۰	۹۸	۳	۱۰۰	۱۰۰
سیستماتیک	۲	۰	۰٫۵	۹۳	۹۰	۱	۹۵	۹۱	۱٫۵	۹۸	۹۵	۲	۱۰۰	۱۰۰	۱٫۵	۱۰۰	۱۰۰	۳	۱۰۰	۱۰۰
سیستماتیک	۲	۱	۰٫۵	۹۴	۸۹	۱	۹۵	۹۶	۱٫۵	۹۸	۱۰۰	۲	۱۰۰	۱۰۰	۱٫۵	۱۰۰	۱۰۰	۳	۱۰۰	۱۰۰

مدل هیبریدی با ترکیب راهکار پیشنهادی خود (برای مطالعه رفتارهای جابه‌جایی و روند) و منحنی برازش کسینوسی نمونه‌ها، ابتدا شکل‌گیری الگوهای جابه‌جایی و روند را بررسی و سپس با برازش نمونه‌های بردار کنترل استاندارد شده و نرمال شده، رخداد الگوهای سیکلی یا سیستماتیک را نظارت می‌کند.

در تمام سطوح نسبت به مدل‌های مذکور کاهش داد. نتایج آزمون‌های متعدد انجام شده، این ادعا را ثابت می‌کنند.

هشدار رخداد الگوهای تناوبی، هنگام وقوع هم‌زمان الگوهای پایه، از طریق راه‌حل ارائه شده در این پژوهش، موضوعی مناسب برای تحقیقات آتی خواهد بود. این

منابع (References)

- Montgomery, D.C. *Introduction to Statistical Quality Control*, 4th Edn., Wiley, New York, USA (2001).
- Yang, J.H. and Yang, M.Sh. "A control chart pattern recognition system using a statistical correlation coefficient method", *Computers & Industrial Engineering*, **48**(2), pp. 205-221 (2005).
- Lin, S.Y., Ruey Guh, Sh. and Shiue, Y.R. "Effective recognition of control chart patterns in autocorrelated data using a support vector machine based approach",

- Computers & Industrial Engineering*, **61**(4), pp. 1123-1134 (2011).
4. Kabiri Naeini, M., Owlia, M.S. and Fallahnezhad, M.S. "A bayesian approach for recognition of control chart patterns", *International Journal of Industrial Engineering & Production Research*, **23**(3), pp. 223-230 (2012).
 5. Kabiri Naeini, M., Owlia M.S. and Fallahnezhad, M.S. "A new statistical approach for recognizing and classifying patterns of \hat{x} control charts", *International Journal of Engineering*, **28**(7), pp. 1040-1048 (2015).
 6. Cheng, C.S. "A multi-layer neural network model for detecting changes in the process mean", *Computers & Industrial Engineering*, **28**(1), pp. 51-61 (1995).
 7. Cheng, C.S. "A neural network approach for the analysis of control chart patterns", *International Journal of Production Research*, **35**(3), pp. 667-697 (1997).
 8. Chang, S.A. and Aw, C. "A neural fuzzy control chart for detecting and classifying process mean shifts", *International Journal of Production Research*, **34**(8), pp. 2265-2278 (1996).
 9. Anagun, A.S. "A neural network applied to pattern recognition in statistical process control", *Computers & Industrial Engineering*, **35**(1-2), pp. 185-188 (1998).
 10. Chiu, C., Chen M. and Lee, K. "Shifts recognition in correlated process data using a neural network", *International Journal of Systems Science*, **32**(2), pp. 137-143 (2001).
 11. Ruey Guh, Sh. and Hsieh, Y.C. "A neural network based model for abnormal pattern recognition of control charts", *Computers & Industrial Engineering*, **36**(1), pp. 97-108 (1999).
 12. Ruey Guh, Sh., Zorriassatine, F., Tannock J.D.T. and et al. "On line control chart pattern detection and discrimination - a neural network approach", *Artificial Intelligence in Engineering*, **13**(4), pp. 413-425 (1999).
 13. Ruey Guh, Sh. and Tannock, J.D.T. "Recognition of control chart concurrent patterns using a neural network approach", *International Journal of Production Research*, **37**(8), pp. 1743-1765 (1999).
 14. Ruey Guh, Sh. "Optimizing feed forward neural networks for control chart pattern recognition through genetic algorithms", *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, **18**(2), pp. 75-99 (2004).
 15. Ruey Guh, Sh. "Simultaneous process mean and variance monitoring using artificial neural network", *Computers & Industrial Engineering*, **58**(4), pp. 739-753 (2010).
 16. Fatemi Ghomi, S.M.T., Lesany, S.A. and Koochakzadeh, A. "Recognition of unnatural patterns in process control charts through combining two types of neural networks", *Applied Soft Computing*, **11**(8), pp. 5444-5456 (2011).
 17. Yang, W., Yu, G. and Liao, W. "A hybrid learning-based model for simultaneous monitoring of process mean and variance", *Quality and Reliability Engineering International*, **31**(3), pp. 445-463 (2013).
 18. Ruey Guh, Sh. "Integrating artificial intelligence into on-line statistical process control", *Quality and Reliability Engineering International*, **19**(1), pp. 1-20 (2003).
 19. Ruey Guh, Sh. "A hybrid learning-based model for on line detection and analysis of control chart patterns", *Computers & Industrial Engineering*, **49**(1), pp. 35-62 (2005).
 20. Chen, Z., Lu, S. and Lam, S. "A hybrid system for SPC concurrent pattern recognition", *Advanced Engineering Informatics*, **21**(3), pp. 303-310 (2007).
 21. Ebrahimzadeh, A., Addeh, J. and Rahmani, Z. "Control chart pattern recognition using K-MICA clustering and neural networks", *ISA Transactions*, **51**(1), pp. 111-119 (2012).
 22. Lesany, S.A., Koochakzadeh, A. and Fatemi Ghomi, S.M.T. "Recognition and classification of single and concurrent unnatural patterns in control charts via neural networks and fitted line of samples", *International Journal of Production Research*, **52**(6), pp. 1771-1786 (2014).
 23. Cheng, C.S., Huang, K.K. and Chen, P.W. "Recognition of control chart patterns using a neural network-based pattern recognizer with features extracted from correlation analysis", *Pattern Analysis and Applications*, **18**(1), pp. 75-86 (2015).
 24. Grant, E.L. and Leavenworth, R.S., *Statistical Quality Control*, 7th Edn., McGraw-Hill, New York, USA (1996).