نشريه دانشكده فني، جلد ۴۱، شماره ۷، بهمن ماه ۱۳۸۶، از صفحه ۹۲۷ تا ۹۴۲

طراحي يك مدل مبتني بر شبكه‌هاي عصبي براي شناسايي و تجزيه و تحليل الگوهاي غيرطبيعي در نمودارهاي كنترل فرآيند

سيد محمد تقي فاطمي قمي[*۱]، سيد علي لساني[۲] و احمد كوچك زاده[۳]

[۱] استاد دانشكده مهندسي صنايع ـ دانشگاه صنعتي اميركبير

[۲] دانش آموخته كارشناسي ارشد مهندسي صنايع ـ دانشكده تحصيلات تكميلي ـ دانشگاه آزاد واحد نجف‌آباد

[۳] دانشجوي دكتري مهندسي صنايع ـ دانشكده فني و مهندسي ـ دانشگاه تربيت مدرس

(تاريخ دريافت ۸۵/۹/۴ ، تاريخ دريافت روايت اصلاح شده ۸۶/۴/۱۹ ، تاريخ تصويب ۸۶/۷/۷)

چكيده

شبكه‌هاي عصبي به دليل قابليت‌هاي موجود در آنها جهت شناسايي الگوها مورد استفاده قرار مي‌گيرند. در نمودارهاي مختلف كنترل فرآيند آماري، بواسطه رخداد نوسانات طبيعي در فرآيند توليد، تشخيص صحيح و سريع الگوهاي غيرطبيعي و انحرافات معني‌دار در بازة زماني كوتاه با چالش‌هايي مواجه است. از اينرو ارائه مدل‌هاي مبتني بر شبكه‌هاي عصبي با هدف شناسايي و تفسير الگوهاي نمودارهاي كنترل فرآيند منطقي مي‌باشد. اكثر تحقيقات انجام شده در زمينة كاربرد شبكه‌هاي عصبي براي تشخيص الگوها در نمودار كنترل، صرفا بر شناسايي الگوها تاكيد داشته و تجزيه و تحليل و استخراج اطلاعات مفصلي را كه به طور موثر در كشف علل تغييراتِ غيرتصادفي ضروري است مورد توجه قرار نداده‌اند. بعلاوه برخي از توابع مولد الگوها شرايط واقعي را به صورت كامل معرفي نمي‌كنند. پژوهش جاري مدلي را جهت تشخيص و بررسي الگوهاي پايه و همزمان پيشنهاد مي‌نمايد. اين مدل ابتدا الگوهاي غيرطبيعي را شناسايي مي‌كند؛ سپس نقطه شروع آنها را برآورد مي‌نمايد و در نهايت مقادير پارامترهاي متناظرشان را تعيين خواهد كرد. در تدوين مدل جاري بسط حيطه‌هاي كاربردي آن نيز مورد تاكيد بوده است. نتايج آزمايشهاي انجام شده عملكرد اجزاء مدل پيشنهادي را مناسب و مطمئن ارزيابي مي‌كنند.

واژه‌هاي كليدي: شناسايي الگوهاي رفتاري - نمودارهاي كنترل فرآيند - شبكه‌هاي عصبي - متوسط طول دنباله

مقدمه

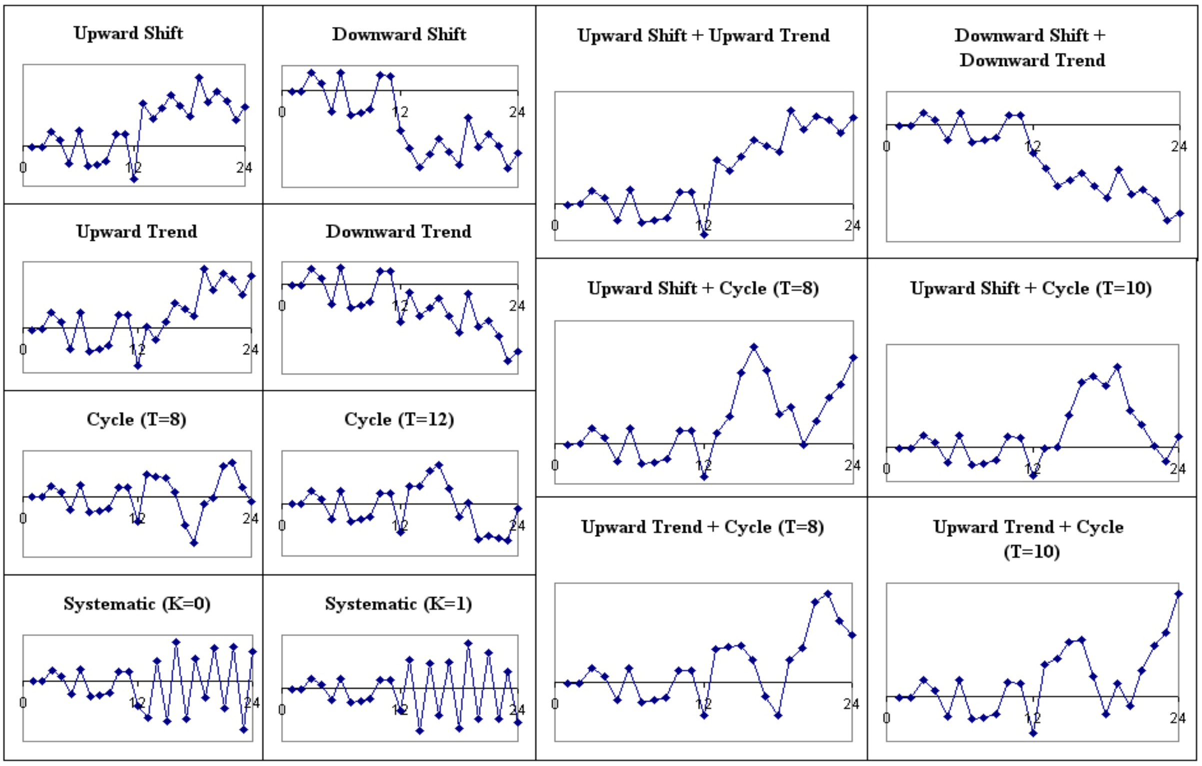
نمودارهاي مختلف كنترل فرآيند يكي از كليدي‌ترين و كارآمدترين ابزارهاي مورد استفاده در برنامه‌هاي كنترل فرآيند آماري حين توليد[۱] مي‌باشد. شكل‌گيري رفتارهاي غيرتصادفي و الگوهاي معني‌دار بين نقاط نمونه‌اي موجود در اين نمودارها، اتخاذ تدابير مكمل را جهت بررسي دقيق‌تر شرايط فرآيندهاي توليد و ارائة تصميمات مناسب‌تر الزامي نموده است. به عبارت ديگر، حتي اگر كلية نقاط نمونه بين حدود كنترل قرار گيرند، وجود رفتارهاي غيرطبيعي وضعيت خارج از كنترل را تداعي خواهد كرد. از اينرو شناسايي الگوهاي رفتاري[۲] بعنوان يكي از مهمترين قوانين افزايش دهنده حساسيت نمودارها، اجتناب‌ناپذير است.

در واقع بروز رفتارهاي غيرتصادفي وجود اختلالات غيرقابل قبول را در فرآيند توليد هشدار مي‌دهد و چون نمودارهاي كنترل سنتي (نمودارهاي كنترل شوهارت[۳]) صرفاً روي اطلاعات آخرين نمونه تمركز داشته و توجهي به اطلاعات مشترك بدست آمده از نمونه‌هاي متوالي ندارند، تجزيه و تحليل صحيح و سريع الگوهاي رفتاري كاملاً ضروري خواهد بود. بر اين اساس تعاريف مشخصي از الگوهاي رفتاري نمودارهاي كنترل ارائه شده است. در اين ميان الگوهاي Shift(Sh.)، Trend (Tr.) ، Cycle (Cyc.) و Systematic (Sys.) بعنوان الگوهاي پايه معرفي مي‌شوند؛ زيرا عموماً ريشه‌هاي فرآيندي دارند و بطور معمول در اكثر نمودارهاي كنترل مشخصه‌هاي كيفي ظاهر مي‌شوند. الگوهاي پايه مي‌توانند بصورت منفرد و يا تركيبي[٤] نمايان گردند. (شكل ۱ را ملاحظه كنيد).

با توسعه مباني تئوري هوش مصنوعي و الگوريتم‌هاي يادگيري، حوزة فعاليت‌هاي شبكه‌هاي عصبي در رشته‌هاي مختلف فني و مهندسي به سرعت افزايش يافت و هوش محاسباتي به عنوان ابزاري قدرتمند در شبيه‌سازي مدل‌هاي گوناگون مورد استفاده قرار گرفت. در مباحث كنترل كيفيت، با توجه به قابليت‌هاي شبكه‌هاي عصبي در شناسايي الگوها، مطالعاتي پيرامون مسأله تشخيص رفتارهاي غيرتصادفي در نمودارهاي كنترل فرآيند صورت

---

* نويسنده مسئول : تلفن : ۶۶۴۱۳۰۳۴ ، فاكس : ۶۶۴۱۳۰۲۵ ، Email: fatemi@aut.ac.ir

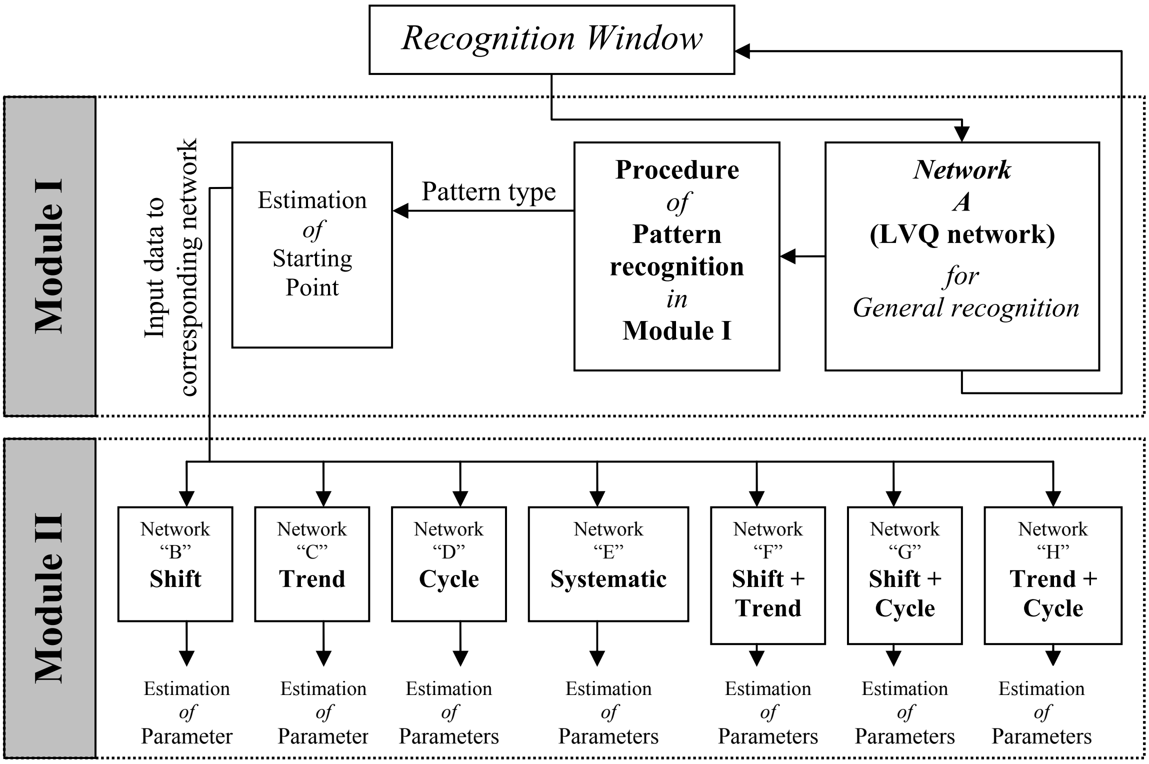


شكل١ : الگوهاي غيرطبيعي منفرد و تركيبي در مدل پيشنهادي ـ از نمونه سيزدهم رفتارهاي معني‌دار شروع مي‌شوند.

گرفته و مدل‌هاي متنوعي نيز ارائه شده است. Cheng و Tzeng در سال ۱۹۹۴ يك مدل عصبي را جهت تشخيص تغييرات ميانگين فرآيند تدوين نمودند. اين شبكه بوسيله الگوريتم پس انتشار[٥] (BP) آموزش ديده بود. در همين سال Pham و Oztemel توانمندي شبكة LVQ را در طبقه‌بندي الگوهاي غيرطبيعي نمودارهاي كنترل كيفيت مورد مطالعه قرار دادند[۱۱]. در سالهاي ۱۹۹۵ و ۱۹۹۷، Cheng با طراحي شبكه‌هاي چندلايه‌اي كاملتر، علاوه بر تحولات بوجود آمده در ميانگين، تغييرات انحراف معيار فرآيند را نيز شبيه‌سازي كرد[۲ و۳]. Hwarng، مدلي را با استفاده از الگوريتم پس انتشار خطا آموزش داد. مدل وي بطور محدود الگوي .Cyc را تحليل مي‌نمود[۱۰]. خروجي اين شبكه برحسب انحراف معيار فرآيند تنظيم شده بود. در سال ۱۹۹۶، Chang و Aw، نگرش فازي شبكه‌هاي عصبي را جهت شناسايي و طبقه‌بندي تغييرات ميانگين در فرآيندهاي مختلف به كار بردند[۱] .

مجموعه تحقيقات Ruey Guh (و ديگران) طي سال‌هاي ۲۰۰۵-۱۹۹۹، قابل توجه است: او به اتفاق Hsieh در سال ۱۹۹۹، يك مدل مبتني بر شبكه‌هاي عصبي را براي شناسايي الگوهاي غيرطبيعي نمودارهاي كنترل فرآيند طرحريزي نمود. در اين مدل، روشي براي تخمين پارامترهاي متناظر هر الگو پيشنهاد شده است[۵].

در همين سال، Ruey Guh ، Zorriassatine ، O’Brien، مسأله طبقه‌بندي نادرست برخي از الگوها را در مدل پيشنهادي خود تشريح نموده و حتي يك راهكار نيز ارائه دادند؛ كه البته چندان كارآمد به نظر نمي‌رسد [۶]. همچنين Ruey Guh بهمراه Tannock در يك طرح مشترك، با استفاده از شبكه‌هاي پرسپترون و الگوريتم آموزشي پس انتشار، مدلي را جهت شناسايي الگوهاي تركيبي تنظيم كرد. اين مجموعه، رويداد همزمان برخي از الگوهاي پايه را شبيه‌سازي مي‌كند [۷]. در سال ۲۰۰۴، Ruey Guh، با استفاده از الگوريتم ژنتيك، يك مدل عصبي را با كاربردهاي خاص ارائه داد[۸]. وي در سال ۲۰۰۵ مدلي هيبريدي متشكل از شبكه‌هاي پرسپترون و يك سيستم خبره معرفي نمود كه در آن علاوه بر شناسايي و آناليز الگوهاي رفتاري نمودارهاي كنترل فرآيند، مسالة طبقه بندي نادرست الگوها تا حد بسيار زيادي رفع شده است. اين مدل مي‌تواند نقطة شروع جريان غيرطبيعي فرآيند را نيز برآورد كند[۹] .



شكل۲ : ساختار مدل پيشنهادي براي شناسايي و تجزيه و تحليل الگوهاي غيرطبيعي در نمودارهاي مختلف كنترل فرآيند.

Chiu، Chen و Lee ، با استفاده از الگوريتم BP و بر اساس مدل‌هاي سري زماني $AR(1)$ با ضرايب خود همبسته متفاوت، يك شبكه پرسپترون براي شناسايي تغييرات بوجود آمده در مقادير پارامتري فرآيند، طراحي نمودند[۴]. نتايج فعاليت‌هاي اين افراد نشان مي‌دهد شبكه‌هاي عصبي در تفكيك ميزان تغييرات بوجود آمده برحسب انحراف معيار بسيار موفق عمل كرده‌اند؛ در حالي كه نمودارهاي كنترل سنتي از تشخيص همان تغييرات فرآيندي عاجز هستند.

Pham و Sagiroglu نيز در سال ۲۰۰۱ با طراحي يك شبكة پرسپترون چند لايه‌اي براي شناسايي الگوهاي نمودار كنترل فرآيند، نحوة عملكرد چهار نگرش آموزشي BP، QP، DBD و EDBD[۶] را مورد بررسي و مقايسه قرار دادند. به استناد نتايج اين پژوهش، قانون پس انتشار خطا (BP)، مناسب‌ترين شيوه جهت آموزش شبكه‌هاي پرسپترون طراحي شده در اين زمينه است [۱۲].

در پژوهش جاري، با توجه به تحقيقات انجام شده و بهره‌گيري از شبكه‌هاي عصبي، طراحي مدلي كه بتواند الگوهاي غيرطبيعي نمودارهاي مختلف كنترل و اختلالات معني‌دار فرآيند را شناسايي و تحليل نمايد، مدنظر است.

ساختار كلي مدل

شناسايي مطمئن و دقيق الگوهاي غيرطبيعي در نمودارهاي كنترل فرآيند، كمي مشكل به نظر مي‌رسد. زيرا رفتارهاي غيرطبيعي بواسطه نوسانات طبيعي ـ كه بطور معمول در فرآيندهاي توليد رخ مي‌دهند ـ از فرم مورد انتظار خارج مي‌شوند. اهميت اين مسأله هنگامي كه شناسايي الگوهاي هر نمودار در يك بازة زماني كوتاه صرفاً محدود به نقاط نمونه‌اي موجود باشد، بيشتر روشن خواهد شد. از سوي ديگر هر رفتار غيرطبيعي نمودار به مجموعه‌اي خاص از انحرافات غيرقابل قبول، وابسته است ـ بررسي چنين موضوع مهمي به دانش كافي از فرآيند توليد نيازمند است ـ به همين دليل، شناسايي الگوهاي شكل گرفته در نمودارهاي كنترل يكي از برنامه‌هاي كليدي و مهم كنترل فرآيند آماري جهت تعيين اختلالات غيرتصادفي بالقوه است. با يادآوري نكات فوق، مدل ارائه شده در اين پژوهش معرفي مي‌گردد. ساختمان كلي مدل (شكل ۲) از دو مجموعة مجزا تشكيل شده است: مدول I و مدول II . مدول I ، يك سيستم شناساگر براي «اهداف عمومي» است. به عبارت واضح‌تر، شبكه مستقر در آن براي شناسايي نوع الگوي رفتاري، آموزش ديده است. اما

مدول II ، يك سيستم شناساگر با «اهداف خاص» است. هر يك از شبكه‌هاي اين مجموعه، صرفاً تجزيه و تحليل يكي از الگوهاي غيرطبيعي را انجام مي‌دهند. در اين شبكه‌ها، پارامترهاي اصلي بر اساس تعاريف تعيين شده، برآورد مي‌شوند. از سوي ديگر در مدول I ، شرايط تخمين نقطه شروع رفتارهاي غيرطبيعي در نمودارهاي كنترل، مهيا شده است. طراحي مدل دو مرحله‌اي امكان استفاده از قابليت‌هاي گوناگون شبكه‌هاي عصبي مختلف را به طور همزمان فراهم مي‌سازد (هيبريد شبكه‌ها). در مدول I ، با استفادة از قدرت طبقه‌بندي يك شبكه، الگوهاي ورودي كلاسه‌بندي و در مدول II با اتكا به توانمندي شبكه‌اي ديگر در تعميم اين قابليت، پارامترهاي هر الگو برآورد مي‌گردد.

شبيه‌سازي رفتارهاي طبيعي در نمودارهاي مختلف كنترل فرآيند

مشخصه‌هاي كيفي در مباحث كنترل كيفيت آماري به دو شاخة وصفي (attribute) و متغير(variable) تقسيم مي‌شوند. متغيرهاي تصادفي (نمونه‌هاي تصادفي) متناظر با مشخصه‌هاي كيفي وصفي، گسسته بوده و بر مبناي تعداد و يا درصد موارد غيرقابل انطباق (تعداد و يا درصد اقلام معيوب) مقداردهي مي‌شوند. ولي متغيرهاي تصادفي (نمونه‌هاي تصادفي) متناظر با مشخصه‌هاي كيفي متغير، پيوسته مي‌باشند و توسط فرآيندهاي اندازه‌گيري بدست مي‌آيند[۱۳ و ۱۵] . در مباحث آماري براي هر متغير تصادفي، يك تابع توزيع احتمال وجود دارد كه براساس آن پارامترهاي مربوطه نيز تعيين مي‌گردند. بنابراين انحرافات طبيعي هر مشخصة كيفي بايد با توجه به تابع توزيع احتمال متغيرهاي تصادفي متناظر، مشخص گردد. اين موضوع مهم، مبناي شبيه‌سازي رفتارهاي طبيعي (= انحرافات طبيعي و تصادفي) در نمودارهاي مختلف كنترل فرآيند است. توابع شبيه‌ساز الگوهاي طبيعي در جدول (۱) بيان شده است. وجود الگوهاي رفتاري در نمودارهاي مختلف كنترل فرآيند تنها در شرايطي كه براي تمامي نمونه‌ها، حدود كنترل يكسان باشد، معني پيدا خواهد كرد. به عبارت واضح‌تر، اگر اندازة نمونه متغير بوده و مؤلفه‌هاي نمودار براي هر يك از نمونه‌ها جداگانه محاسبه شوند، الگوي رفتاري و شبيه‌سازي آن ديگر مفهومي نخواهد داشت.

شبيه‌سازي الگوهاي مختلف نمودارهاي كنترل فرآيند

الگوريتم آموزش هر شبكه به مثال‌هاي آموزشي متعددي نياز دارد[۱۴] . از سوي ديگر به منظور آزمايش شبكه‌هاي آموزش ديده نيز بايد بردارهاي متنوعي در حيطة مثال‌هاي آموزشي، مورد استفاده قرار گيرند. به همين دليل شبيه‌سازي الگوهاي مورد نظر (شكل ۱ را ملاحظه كنيد) الزامي خواهد بود. با اين توضيحات توابع مولد الگوهاي رفتاري نمودارهاي كنترل طبق جدول (۲) معرفي مي‌شوند. در اين جدول، t مشخص‌كنندة زمان نمونه‌گيري (شماره نمونه)، $n(t)$ مقدار انحراف طبيعي فرآيند در لحظة t ، $un(t)$ تابع مولد الگوي غيرطبيعي و مقدار عددي آن در لحظة t و $x(t)$ مقدار بدست آمده براي نمونه در لحظة t (مشاهدة tام) است. b، s، l، T، g به ترتيب پارامترهاي الگوهاي غيرطبيعي Sh.، Tr.، Cyc.، Sys. مي‌باشند. اين موارد در قسمت «پارامترهاي الگوهاي غيرطبيعي» بطور كامل معرفي خواهند شد. مطابق مندرجات ستون $x(t)$ در جدول (۲)، انحرافات تصادفي (عبارت $n(t)$) بصورت طبيعي در تمامي نمونه‌هاي مشاهده شده وجود دارد. علاوه بر اين، يك فرآيند تحت كنترل هرگز شرايط شكل‌گيري الگوهاي غيرطبيعي را در مجموعه نمونه‌هاي خود فراهم نخواهد ساخت. (همواره $x(t) = n(t)$ است). از اين رو حضور هر الگوي غيرطبيعي در هر يك از نمودارهاي كنترل، بروز يك اختلال غيرطبيعي خاص را در فرآيند توليد هشدار مي‌دهد.

پارامترهاي الگوهاي غيرطبيعي

نظر به اينكه شكل‌گيري رفتارهاي غيرطبيعي در نمودارهاي مختلف فرآيند، شرايط خارج از كنترل را بازگو مي‌كنند، بررسي بيشتر هر يك از الگوها ضروري به نظر مي‌رسد. به همين دليل معيارها و پارامترهايي براي الگوهاي پايه تعريف مي‌شود. پارامترها از يك طرف ميزان اختلالات غيرتصادفي را نمايان مي‌سازند و از طرف ديگر جريان بهبود فرآيند را در حين اجراي برنامه‌هاي اصلاحي منعكس مي‌نمايند. بعلاوه امكان تعيين ميزان حساسيت مطلوب برنامه‌هاي كنترل كيفي متناسب با خطاهاي تصميم‌گيري، فراهم مي‌شود.

در الگوي .Sh ميزان جابه‌جايي (b) ۷، براي .Tr شيب روند بوجود آمده (s) ۸، در.Cyc دامنة سيكل (l) ۹ و نيز طول دورة تناوب (T) ۱۰ و در الگوي .Sys ميزان نوسانات فرآيند (g) ۱۱ بعنوان پارامترهاي الگوهاي پايه معرفي مي‌گردند. چنانچه در مواردي اين الگوها به صورت همزمان در فرآيند ظاهر شوند، برآورد و بررسي پارامترهاي هر الگو جداگانه انجام خواهد شد. بطور كلي مقالات ارائه شده در اين زمينه، دو روش را براي تعيين مقادير عددي پارامترهاي مدل انتخاب نموده‌اند: در روش اول دنباله‌اي ثابت از اعداد حقيقي در بازه‌اي مشخص، به عنوان مقادير هر پارامتر، گزينش مي‌شوند[۵]. در اين حالت شاخص‌ها همواره ثابت خواهند بود. در روش دوم، دنبالة اعداد متناظر هر پارامتر، برحسب انحراف معيار فرآيند تعريف مي‌گردد [۹].

به اين ترتيب پارامترها به صورت ضرايبي از سيگما معرفي مي‌شوند.

در طراحي مدل پيشنهادي، شناسايي الگوهاي نمودار كنترل $\overline{x}$ ـ بعنوان مطالعة موردي ـ مدنظر مي‌باشد. نظر به اينكه تابع شبيه‌ساز انحرافات طبيعي اين نمودار داراي توزيع نرمال است، پارامترهاي اين توزيع $\sigma = 0.75, \mu = 0$ در نظر گرفته مي‌شوند. در اين مدل، پارامترها طبق روش دوم و برحسب ضرايبي از σ به شبكه آموزش داده مي‌شود.

جدول ۱ : توابع شبيه‌ساز رفتارهاي طبيعي در نمودارهاي مختلف كنترل فرآيند.

توضيحات	**تابع شبيه‌ساز انحرافات طبيعي هر مشخصة كيفي** [**عبارتِ** n(t)]	**نمودار كنترل**	
هنگاميكه اندازة نمونه قضية حد مركزي را پوشش دهد.	تابع توزيع نرمال با پارامترهاي σ, μ	نمودار كنترل $\overline{x}$ (نمودار كنترل ميانگين فرآيند)	**نمودارهاي كنترل مشخصه‌هاي** Variable
- - -	R-Distribution	نمودار كنترل R (نمودار كنترل تغييرات فرآيند)	
α پارامتر شكل و β پارامتر مقياس است.	بر اساس تابع توزيع گاما با پارامترهاي $\alpha = \frac{n-1}{2}$ و $\beta = \frac{2\sigma^2}{n-1}$	نمودار كنترل S (نمودار كنترل تغييرات فرآيند)	
α پارامتر شكل و β پارامتر مقياس است.	تابع توزيع گاما با پارامترهاي $\alpha = \frac{n-1}{2}$ و $\beta = \frac{2\sigma^2}{n-1}$	نمودار كنترل S^2 (نمودار كنترل تغييرات فرآيند)	
تست نيكويي برازش	بايد تابع توزيع متغير به خوبي برازش شود.	نمودار كنترل x (نمودار كنترل براي اندازه‌گيريهاي انفرادي)	
اگر اندازه نمونه‌ها متغير باشد، نمودار كنترل استاندارد شده ملاك عمل خواهد بود.	بر اساس توزيع دوجمله‌اي (بينم) با پارامترهاي n,θ	نمودار كنترل p (نمودار كنترل نسبت اقلام غيرمنطبق)	**نمودارهاي كنترل مشخصه‌هاي** Attribute
اندازه نمونه‌ها بايد مناسب و ثابت باشند.	توزيع دوجمله‌اي (بينم) با پارامترهاي n,θ	نمودار كنترل np (نمودار كنترل تعداد اقلام غيرمنطبق)	
اگر اندازه نمونه‌ها ثابت و تعداد مكانهاي بالقوه جهت وقوع نقصها بينهايت زياد و احتمال مشاهده يك نقص در هر يك از اين مكانها كم و ثابت باشد، تابع توزيع پواسن شبيه‌ساز مناسبي خواهد بود. بعلاوه واحد بازرسي براي هر نمونه بايد يكسان باشد.	تابع توزيع پواسن با پارامتر λ	نمودار كنترل C (تعداد نقص ها يا عدم انطباق ها در واحد بازرسي)	
n، تعداد واحد بازرسي است.	تابع توزيع پواسن با پارامتر $\frac{\lambda}{n}$	نمودار كنترل u (تعداد نقص ها يا عدم انطباق ها در هر واحد بازرسي)	

جدول ۲ : توابع مولد الگوهاي مختلف نمودارهاي کنترل فرآیند.

$x(t)$	$un(t)$	کد	نام الگو
$x(t)=n(t)$	-----	1	Natural *(نوسانات طبیعي)*
$x(t)=n(t)+u.b$	$u.b$ ($u = 0$ before shift , $u = 1$ after shift)	2	Shift (Sh.)
$x(t)=n(t)+s.t$	$s.t$	3	Trend (Tr.)
$x(t)=n(t)+l*\sin(\frac{2\pi.t}{T}+\frac{2k\pi}{T})$	$l*\sin(\frac{2\pi.t}{T}+\frac{2k\pi}{T})$	4	Cycles (Cyc.)
$x(t)=n(t)+g*\cos(\pi.t+k\pi)$	$g*\cos(\pi.t+k\pi)$	5	Systematic (Sys.)
$x(t)=n(t)+u.b+s.t$	$[u.b]+[s.t]$	6	Shift + Trend (Sh.+ Tr.)
$x(t)=n(t)+u.b+l*\sin(\frac{2\pi.t}{T}+\frac{2k\pi}{T})$	$[u.b]+[l*\sin(\frac{2\pi.t}{T}+\frac{2k\pi}{T})]$	7	Shift + Cycles (Sh.+Cyc.)
$x(t)=n(t)+s.t+l*\sin(\frac{2\pi.t}{T}+\frac{2k\pi}{T})$	$[s.t]+[l*\sin(\frac{2\pi.t}{T}+\frac{2k\pi}{T})]$	8	Trend + Cycles (Tr.+Cyc.)

جدول ۳ : پارامترهاي الگوهاي غیرطبیعي و دامنه تغییرات آنها.

توضیحات	دامنه تغییرات پارامترها	$x(t)$	نوع الگو
پارامتر الگوي Sh. (صعودي)	$b=[1\sigma \sim 3\sigma] \Rightarrow [0.75,2.25]$	$x(t)=n(t)+u.b$	Shift (Sh.)
پارامتر الگوي Sh. (نزولي)	$b=[-3\sigma \sim -1\sigma] \Rightarrow [-2.25,-0.75]$		
پارامتر الگوي Tr. (صعودي)	$s=[0.1\sigma \sim 0.3\sigma] \Rightarrow [0.075,0.225]$	$x(t)=n(t)+s.t$	Trend (Tr.)
پارامتر الگوي Tr. (نزولي)	$s=[-0.3\sigma \sim -0.1\sigma] \Rightarrow [-0.225,-0.075]$		
$k=0,1,\ldots,T-1$	$l=[1\sigma \sim 3\sigma] \Rightarrow [0.75,2.25].$ $T=8,12.$	$x(t)=n(t)+l*\sin(\frac{2\pi.t}{T}+\frac{2k\pi}{T})$	Cycles (Cyc.)
$k=0,1$	$g=[1\sigma \sim 3\sigma] \Rightarrow [0.75,2.25]$	$x(t)=n(t)+g*\cos(\pi.t+k\pi)$	Systematic (Sys.)
ترکیب همزمان الگوي Sh. (صعودي) و الگوي Tr. (صعودي)	$b=[1\sigma \sim 3\sigma] \Rightarrow [0.75,2.25]$ $s=[0.1\sigma \sim 0.3\sigma] \Rightarrow [0.075,0.225]$	$x(t)=n(t)+u.b+s.t$	Shift + Trend (Sh.+Tr.)
ترکیب همزمان الگوي Sh. (نزولي) و الگوي Tr. (نزولي)	$b=[-3\sigma \sim -1\sigma] \Rightarrow [-2.25,-0.75].$ $s=[-0.3\sigma \sim -0.1] \Rightarrow [-0.225,-0.075]$		
ترکیب همزمان الگوي Sh. (صعودي) و الگوي Cyc.	$b=[1\sigma \sim 3\sigma] \Rightarrow [0.75,2.25].$ $l=[1\sigma \sim 3\sigma] \Rightarrow [0.75,2.25].$ $T=8,12.$	$x(t)=n(t)+u.b+l*\sin(\frac{2\pi.t}{T}+\frac{2k\pi}{T})$	Shift + Cycles (Sh.+Cyc.)
ترکیب همزمان الگوي Tr. (صعودي) و الگوي Cyc.	$s=[0.1\sigma \sim 0.3\sigma] \Rightarrow [0.075,0.225].$ $l=[1\sigma \sim 3\sigma] \Rightarrow [0.75,2.25].$ $T=8,12.$	$x(t)=n(t)+s.t+l*\sin(\frac{2\pi.t}{T}+\frac{2k\pi}{T})$	Trend + Cycles (Tr.+Cyc.)

زيرا اين روش حساسيت مدل ارائه شده نسبت به الگوهاي موردنظر را بخوبي پوشش مي‌دهد. جزئيات مربوط به پارامترهاي الگوهاي غيرطبيعي اين نمودار در جدول (۳) قابل مشاهده است. اگر چه مدل براي نمودار كنترل $\bar{x}$ تدوين شده است، با اين وجود راهكار ارائه شده در اين پژوهش براحتي ديگر نمودارهاي جدول (۱) را پشتيباني مي‌كند. تفاوت عمده در تعريف مقادير مطلوب براي پارامترهاي الگوهاي غيرطبيعي و تعيين عبارتِ $n(t)$ خلاصه مي‌شود.

تشريح مدول I

به شكل (۲) توجه نماييد. فرض كنيد P بردار ورودي به مدل (و مدول I) باشد. اين بردار R ـ بعدي را در قالب يك پنجره تصور كنيد. از آنجاييكه در اين پنجره، شناسايي الگوهاي تعريف شده هدف است، به آن پنجرة شناسايي اطلاق مي‌شود و تعداد مولفه‌هاي بردار ورودي به عنوان اندازة پنجرة مفروض معرفي مي‌گردد. بردار ورودي به شبكة A، يك بردار R ـ بعدي است و مؤلفه‌هاي آن را R نمونة متوالي جمع‌آوري شده از فرآيند تشكيل مي‌دهند. بنابراين هر پنجرة‌شناسايي شامل R نمونة متوالي خواهد بود. شبكة A اين پنجره را به يكي از الگوهاي تعريف شده نسبت خواهد داد. پس از آن بايد بردار جديد به شبكه اعمال شود. اين بردار در اثر حركت رو به جلوي پنجرة شناسايي شكل مي‌گيرد. به عبارت ديگر اولين مؤلفه بردار ورودي حذف و به جاي آن، نمونة جمع‌آوري شدة جديد بعنوان R امين مؤلفه وارد پنجره مي‌شود. (به روزرساني مشاهدات). اين جريان بطور پيوسته ادامه دارد. شبكة A با حركت پنجره شناسايي، الگوهاي غيرطبيعي شكل گرفته در فرايند را هشدار خواهد داد. ميانگين تعداد دفعات بروزرساني پنجرة شناسايي تا تشخيص يك رفتار معني‌دار، متوسط طول دنباله (ARL)۱۲ ناميده مي‌شود. به بياني ديگر، ARL، متوسط تعداد نمونه‌هاي متوالي مورد نياز براي شناسايي يك الگوي غيرطبيعي با اطمينان مطلوب است. اين اطمينان مطلوب در قسمتِ «دستورالعمل مدل براي شناسايي الگوها» بطور كامل تبيين خواهد شد. بنابراين جهت محاسبة ARL، منطقي به نظر مي‌رسد كه در اولين پنجرة شناسايي ِاعمالي به شبكة A، رفتار معني‌داري وجود نداشته باشد. اهميت مفهوم ARL در مباحث بعدي بيشتر روشن خواهد شد. در ازاء هر پنجرة شناسايي (بردار ورودي)، شبكه A پيرامون وضعيت فرآيند توليد تصميمي اتخاذ مي‌نمايد. از اين رو امكان بروز خطاهاي مربوط به مباحث تصميم‌گيري مطرح خواهد شد. اگر شبكه به اشتباه رفتار فرآيند تحت كنترل را غيرطبيعي تشخيص دهد، خطاي نوع اول و چنانچه الگوي غيرطبيعي موجود در فرآيند را شناسايي نكند، خطاي نوع دوم را مرتكب شده است.

توپولوژي شبكة LVQ طراحي شده در مدول I

همانگونه كه در بخش معرفي ساختار كلي مدل توضيح داده شد، قسمت اول مدل با هدف شناسايي عمومي و طبقه‌بندي الگوهاي ورودي طراحي شده است. براي اين منظور از دستورالعمل الگوريتم‌هاي رقابتي استفاده و يك شبكه LVQ ۱۳ معماري شده است. پنجرة شناسايي با توجه به مقتضيات مدل مورد نظر، ۲۴ مولفه دارد. در لاية اول شبكة مذكور، ۱۷۵ نرون و در لاية دوم، ۸ نرون تعبيه شده است و نيازي به در نظر گرفتن ترم باياس نبوده است. به اين ترتيب، اندازة ماتريس لاية اول ۱۷۵*۲۴ بوده (تعداد پارامترهاي آزاد قابل تنظيم شبكه) و ماتريس وزن لاية دوم ۱۷۵*۸ درايه دارد. هر يك از نرون‌هاي لاية دوم، يكي از الگوهاي شبيه‌سازي شده را نمايندگي خواهد كرد. بر اين اساس نرون شمارة ۱، رفتارهاي طبيعي و ديگر نرون‌ها بترتيب الگوهاي .Sh، .Tr، .Cyc، .Sys، .Sh.+Tr، .Sh.+Cyc و .Tr.+Cyc را شناسايي مي‌نمايند. در تعيين تعداد زيرگروه‌هاي مورد نياز شبكه ـ و متناظر آن تعداد نرون‌هاي لاية اول ـ دو ملاك اصلي مدنظر بوده است. نخست آنكه متوسط طول دنبالة پارامترهاي هر الگو (ARL) تقريباً يكسان باشند. از سـوي ديگر شناسايي نادرست الگوها به ميزان قابل توجهي كاهش يابد. ابتدا هر يك از الگوهاي غيرطبيعي، با توجه به مقادير پارامتري (انحرافات كمتر از 2σ و انحرافات بزرگتر از 2σ) به دو زيرگروه افراز و نقطة شروع كلية الگوها، مؤلفة مياني پنجره شناسايي انتخاب گرديد. بر اين اساس، شبكة LVQ متناظر، ايجاد و بردارهاي متعددي مورد آزمايش قرار گرفتند. در نهايت، با توجه به نتايج بدست آمده، تعداد زيرگروه‌ها براي الگوي .Tr و تمامي الگوهاي تركيبي به سه مورد افزايش يافت.

جدول ۴ : ماهيت نرون‌هاي لايه اول.

بازة قابل قبول براي تشكيل الگوي معني‌دار	تعداد زيرگروههاي متناظر هر طبقه	تعداد زيرگروههاي متشابه (به ازاء هر زيرگروه اصلي)	تعداد زيرگروههاي اصلي	كد طبقات
۷ الي ۱۲ نقطه	۱۲	٥	۲	Upward Shift [2]
۷ الي ۱۲ نقطه	۱۲	٥	۲	Downward Shift [2]
۷ الي ۱۲ نقطه	۱۸	٥	۳	Upward Trend [3]
۷ الي ۱۲ نقطه	۱۸	٥	۳	Downward Trend [3]
۷ الي ۱۲ نقطه	۱۲	٥	۲	Cycles(T=8) [4]
۹ الي ۱۲ نقطه	۸	۳	۲	Cycles(T=12) [4]
اين طبقه نيازي به تعريف زيرگروههاي متشابه ندارد.	۲	-	۲	Systematic (k=0) [5]
اين طبقه نيازي به تعريف زيرگروههاي متشابه ندارد.	۲	-	۲	Systematic (k=1) [5]
۷ الي ۱۲ نقطه	۱۸	٥	۳	U. Shift + U. Trend [6]
۷ الي ۱۲ نقطه	۱۸	٥	۳	D. Shift + D. Trend [6]
۸ الي ۱۲ نقطه	۱٥	٤	۳	U. Shift + Cycles(8) [7]
۹ الي ۱۲ نقطه	۱۲	۳	۳	U. Shift + Cycles(10) [7]
۸ الي ۱۲ نقطه	۱٥	٤	۳	U. Trend + Cycles(8) [8]
۹ الي ۱۲ نقطه	۱۲	۳	۳	U. Trend + Cycles(10) [8]

علاوه بر اين، به ازاء هر يك از زيرگروه‌هاي فوق ـ يعني زيرگروه‌هاي اصلي ـ تعدادي زيرگروه متشابه در نظر گرفته شد. مفهوم زيرگروه‌هاي متشابه در قالب يك مثال تشريح مي‌گردد. يك الگوي .Cyc با دورة تناوب ۸ را در نظر بگيريد. بر اساس تقسيمات اوليه اين الگو در شرايط مطلوب، پس از ۱۲ مرحله حركت رو به جلوي پنجرة شناسايي (۱۲ نمونة متوالي جمع‌آوري شده) شكل خواهد گرفت. اين در حاليست كه الگوي مذكور حتي ممكن است پس از هفت مرحله جا به جايي پنجره ايجاد شود. به اين ترتيب زيرگروه‌هاي اصلي و متشابه، بازة قابل قبول را براي معرفي يك الگوي غيرطبيعي تعيين مي‌نمايند. بنابراين حداقل در ۷ نقطه متوالي و يا حداكثر در ۱۲ نقطه متوالي امكان شكل گيري الگوي $Cyc.(T=8)$ وجود دارد. چنين تعابيري در مورد ديگر الگوهاي غيرطبيعي نيز صدق مي‌كند. استفاده از اعداد تصادفي در فرآيند شبيه‌سازي و نيز معيارهاي خاص شبكة LVQ، شگرد فوق را توجيه‌پذير كرده است. با استناد به نتايج تجربي بدست آمده در اين پژوهش، جدول (۴) ، نحوة تعيين تعداد نرون‌هاي لاية اول اين شبكه را نشان مي‌دهد.

دستورالعمل مدل براي شناسايي الگوها

پس از تنظيم پارامترهاي لاية اول، امكان شناسايي الگوهاي غيرطبيعي توسط شبكة LVQ فراهم شده است. براي اين منظور، نخستين بردار ورودي، بدون هيچگونه رفتار غيرطبيعي به شبكه اعمال مي‌گردد. سپس با تهيه نمونه‌هاي جديد، حركت رو به جلوي پنجره شناسايي براي تشخيص الگوهاي غيرتصادفي آغاز مي‌شود. شبكه درجريان اين حركت ممكنست سيگنال‌هايي دال بر وجود رفتارهاي غيرطبيعي ارائه دهد. اين سيگنال‌ها صرفاً تحت شرايط زير قابل استناد خواهند بود:

الف ـ درجريان حركت پنجرة شناسايي اگر حداقل ۷ نقطه متوالي، وجود الگوي *.Tr* را گزارش دهند، آنگاه رفتار جاري فرآيند در قالب الگوي *.Tr* تشخيص داده خواهد شد.

ب ـ در مورد ساير الگوهاي غيرطبيعي، وجود حداقل ۴ سيگنال متوالي جهت شناسايي رفتار مربوطه كفايت مي‌كند.

دستورالعمل فوق در جريان شناسايي بردارهاي آزمايشي تدوين شده است. لازم به ذكر است، متوسط طول دنباله (ARL) براي پارامترهاي مختلف هر الگو، با توجه به دستورالعمل فوق محاسبه مي‌شود. يكي از چالش‌هاي مطرح در برنامه‌هاي شناسايي، طبقه‌بندي نادرست الگوهاي رفتاري (misclassification) است. در

واقع انحرافات تصادفي سبب مي‌شوند الگوهاي پايه در قسمت‌هاي اوليه شكل‌گيري، ويژگي‌هاي رفتاري شبيه به هم داشته باشند. همين مسأله به الگوهاي تركيبي نيز سرايت خواهد كرد. نظر به اينكه هر الگوي تصادفي وجود يك اختلال خاص را در فرآيند هشدار مي‌دهد، شناسايي نادرست الگوها هزينه‌هاي مختلفي را بهمراه دارد. يكي از ملاك‌هاي اصلي در تدوين شبكة LVQ مدل پيشنهادي، كاهش احتمال شناسايي‌هاي نادرست بوده است. مدل با توجه به تنوع الگوهاي آموزش ديده، در حل اين مسأله واكنش خوبي نشان مي‌دهد. جدول (۵) را ملاحظه كنيد.

همچنين در صورتيكه يك الگوي غيرطبيعي منفرد در قالب يك الگوي تركيبي ـ كه شامل الگوي پايه‌اي مفروض است ـ شناسايي شود، شناسايي غيرمستقيم خواهد بود. از سوي ديگر چنانچه در جريان بروز همزمان دو الگوي غيرطبيعي فقط يكي از الگوهاي پايه مشخص شود، شناسايي ناقص تلقي خواهد شد. شناسايي غيرمستقيم الگوهاي منفرد و تشخيص ناقص رفتارهاي تركيبي، خللي در تجزيه و تحليل فرآيند ايجاد نمي‌نمايد. عملكرد مدول I ـ و شبكة LVQ ـ با توجه به دستورالعمل‌ها و تعاريف انجام شده توسط ۲۵۲۰۰ بردار آزمايشي، مورد سنجش قرار گرفت. بدليل محدوديت تعداد صفحات، نتايج اين بررسي بصورت ادغامي در جدول (۵) ارائه شده است.

دلايل استفاده از شبكه LVQ در مدول I

شبكة LVQ در طبقه‌بندي بردارهاي ورودي عملكرد مطمئني دارد. از آنجاييكه اين شبكه همواره در دولايه تدوين مي‌گردد، معماري آن ساده‌تر از شبكه‌هاي چندلايه‌اي پرسپترون خواهد بود. بعلاوه عناصر ماتريس لايه دوم در حين طراحي شبكه تنظيم شده و نيازي به آموزش ندارند. از اين رو سرعت يادگيري در آن مناسب است. يكي ديگر از مزيت‌هاي بارز شبكة LVQ، تعيين تعداد نرون‌هاي لايه اول، با توجه به اهداف مورد نظر است. همان گونه كه در قسمت «توپولوژي شبكة LVQ طراحي شده در مدول I» مشاهده شد، اين ويژگي در ابعاد وسيع مورد استفاده قرار گرفت. از سوي ديگر، با اتكا به همين ويژگي شبكة LVQ، شناسايي حالت‌هاي مختلف الگوي .Cyc ـ و تركيبات شامل آن ـ پيشنهاد شده است. جدول (۲) را ملاحظه كنيد، تابع اين الگو بصورت $un(t)=l.\sin(\frac{2\pi t}{T}+\frac{2k\pi}{T})$ بوده و در آن $k=0,1,2,...,T-1$ است. هر يك از مقادير k باعث ايجاد $\frac{2\pi}{T}$ راديان اختلاف فاز در نقطه شروع الگو خواهد شد. شكل (۴) جزئيات موردنظر را براي الگوي $Cyc.(T=8)$ نشان مي‌دهد. توجه داشته باشيد در مدلهاي گذشته صرفا تابع $un(t)=l.\sin(\frac{2\pi t}{T})$ بعنوان مولد الگوي .Cyc لحاظ گرديده و موضوع اختلاف فاز براي نخستين بار در اين پژوهش معرفي شده است. همچنين در مورد الگوي .Sys نيز ميتوان موضوع اختلاف فاز را مورد بررسي قرار داد. در قسمتهاي بعدي به اين مورد پرداخته خواهد شد. k را ميتوان بعنوان يك پارامتر مجازي قلمداد كرد. اين پارامتر در تجزيه و تحليل‌هاي مرتبط با فرآيند توليد نقشي ندارد و صرفا جهت اجتناب از بروز اختلالات در جريان آموزش شبكه‌هاي شامل الگوهاي .Cyc و .Sys بصورت يك پارامتر فرض مي‌شود. مدل جاري در مورد الگوي .Cyc (و نيز حالت‌هاي تركيبي شامل آن) عملا k را ثابت فرض كرده است. با اين حال راهكار ارائه شده در قالب شبكة LVQ مي‌تواند تمامي حالت‌هاي مطرح شده در شكل (۴) را بصورت منفرد و تركيبي مدل نمايد. براي اين هدف به ازاء هر يك از مقادير k ـ همانند حالت‌هاي شبيه‌سازي شده ـ زيرگروه‌ها تعريف و نرونهاي متناظر در لاية اول تعبيه مي‌شوند. در لايه دوم نيز روابط منطقي در سطر مربوطه وارد مي‌گردند؛ بعلاوه k نيز بعنوان يك پارامتر فرض مي‌شود. نظر به اينكه مدول I با هدف شناسايي عمومي تنظيم شده است و از طرفي خروجي‌هاي كدبندي شده ـ كدهاي متناظر با هر يك از الگوهاي رفتاري ـ مورد توجه بوده‌اند، استفادة از شبكه LVQ ترجيح داده شده است. اين در حاليست كه مسير دستيابي به اهداف فوق با استفادة از شبكه‌هاي چندلايه‌اي پرسپترون، دشوارتر و احتمال بروز خطا بيشتر خواهد بود.

تخمين نقاط شروع رفتارهاي غيرطبيعي در نمودارهاي كنترل فرآيند

براي تخمين نقاط شروع الگوها، از معيار متوسط طول دنباله (ARL) استفاده مي‌شود. به شكل (۳) و جداول (۸) و (۹) توجه كنيد. همانگونه كه مشاهده مي‌شود، مقادير مختلف ARL براي پارامترهاي يك الگو تقريباً يكسان بوده و براي هر طبقه، ميانگين ARL محاسبه شده است.

پس از تشخيص هر رفتار غيرطبيعي، به اندازه مقدار ميانگين متوسط طول دنبالة الگوي شناسايي شده، به عقب بازگشته و زمان نمونه‌گيري متناظر، بعنوان نقطة شروع رفتار غيرتصادفي معرفي مي‌شود. ميانگين ARL متناظر با هر الگو در ستون سمت راست جدول (۵) نيز قابل مشاهده است. برآورد نقطه شروع مي‌تواند در كشف علل بروز اختلالات بسيار مؤثر باشد. با توجه به آزمايشهاي انجام شده، متوسط خطاي شناسايي نقطة شروع براي الگوي .Sh ، ۱/۶ و براي الگوهاي .Tr ، .Cyc ، .Sys ، .Sh.+Tr ، .Sh.+Cyc و .Tr.+Cyc به ترتيب ۱/۳۴، ۱/۳۵، ۱/۹۹ ، ۱/۲۲ ، ۰/۹۸ و ۰/۹۶ مي‌باشد.

تشريح مدول II

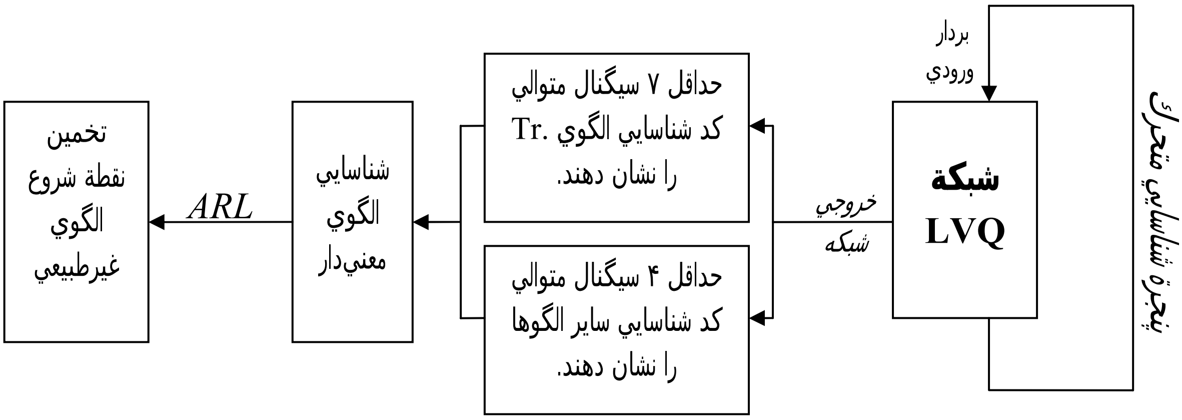
قسمت دوم در مدل پيشنهادي با هدف برآورد و تخمين پارامترهاي الگوهاي غيرطبيعي نمودارهاي كنترل فرآيند تدوين شده است. بدين منظور، هفت شبكة پرسپترون دولايه‌اي، تجزيه و تحليل الگوهاي پايه و همزمان را انجام مي‌دهند (شكل۲ را ملاحظه كنيد). پس از شناسايي و تعيين نقطة شروع الگوهاي غيرطبيعي در مدول I، بردار ۲۴ مولفه‌اي كه عنصر سيزدهم آن نقطة شروع الگوهاي معني‌دار است، به شبكه متناظر وارد مي‌گردد تا مقادير عددي پارامتر (يا پارامترهاي) مربوط به آن تعيين شود. در اين شبكه‌ها بطور مشترك براي نرون‌هاي لاية اول، تابع تبديل تانژانت هايپربوليك و براي نرون‌هاي لاية دوم، تابع تبديل خطي در نظر گرفته شده است.

نحوه تعيين تعداد نرون‌هاي لايه‌هاي مياني شبكه‌هاي مدول II

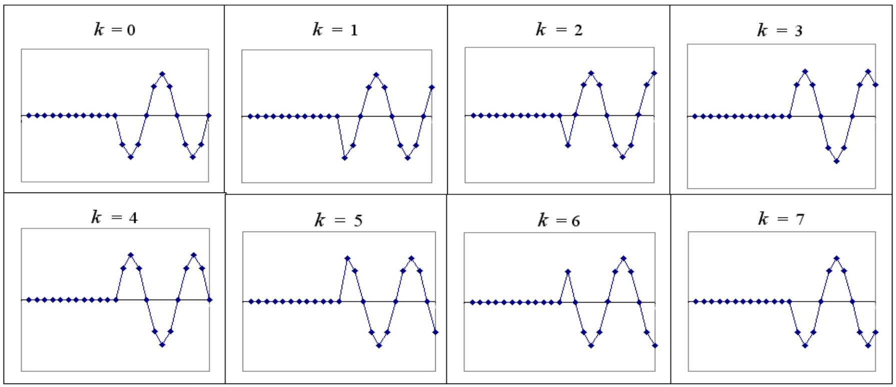
در كلية مباحث مربوط به معماري شبكه‌هاي عصبي، بهينگي ساختمان شبكه بعنوان يكي از اصول اساسي همواره مورد توجه است. اين موضوع تعداد لايه‌هاي مخفي و نيز نرون‌هاي موجود در هر يك از آنها را شامل مي‌شود. به همين دليل طراحي شبكه‌هاي دولايه‌اي براي مدل پيشنهادي در اولويت بوده است. در لاية خروجي هر شبكه، به تعداد پارامترهاي متناظر نرون تعبيه شده است. جهت تعيين تعداد نرونهاي لاية مخفي نيز شاخص MAD ١٤ ملاك عمل مي‌باشد (MAD، متوسط قدرمطلق ميزان اختلاف ميان خروجي‌هاي شبكه در ازاء اعمال بردارهاي ورودي (a^L) و خروجي‌هاي مطلوب متناظر (t) است؛ يعني متوسط $\left|t-a^L\right|$). در اين راستا شبكه‌هاي مدول II ، با تعداد نرونهاي مختلف در لاية مياني (لايةمخفي)، چندين بار آموزش مي‌بينند و هر بار مقدار MAD براي نرون (نرونهاي) لايةخروجي محاسبه مي‌شود. معيار اصلي تعيين تعداد نرونهاي لاية مياني هر شبكه، حداقل مقدار بدست آمده براي اين مشخصه است. جدول (۶) نتايج آزمايشهاي انجام شده جهت تعيين تعداد نرونهاي لاية مياني شبكه‌هاي F (پارامترهاي الگوهاي .Sh.+Tr)، G (پارامترهاي الگوهاي .Sh.+Cyc) و H (پارامترهاي الگوهاي .Tr.+Cyc) را نشان مي‌دهد. بر پاية اين نتايج توپولوژي شبكه‌هاي مذكور به ترتيب (۲۴ـ۲۵ـ۲)، (۲۴ـ۱۸ـ۳) و (۲۴ـ۲۵ـ۳) لحاظ شده است. در اين فرم نمايش (يعني $(R-S^1-S^2)$)، R ابعاد بردار ورودي، S^1 تعداد نرون‌هاي لاية اول و S^2 تعداد نرون‌هاي لاية دوم را نمايندگي مي‌كنند. (توجه داشته باشيد در شبكه‌هاي G و H با توجه به نتايج بدست آمده، مقادير خروجي مربوط به نرونهاي برآورد كننده پارامترهاي b و s و l از حساسيت بيشتري نسبت به پارامتر T برخوردارند؛ لذا حداقل شدن MAD براي آنها ملاك خواهد بود). با همين استدلال توپولوژي شبكه‌هاي B ، C ، D و E به ترتيب (۱-۲۵-۲۴)، (۱-۲۵-۲۴)، (۲-۳۰-۲۴) و (۲-۳۰-۲۴) مي‌باشد.

ارزيابي عملكرد شبكه هاي مدول II

براي آموزش هر يك از شبكه‌هاي مدول II ، به ازاء هر پارامتر، ۲۵۰ بردار آموزشي تهيه شده است. مجموعه داده‌هاي آموزشي بصورت دسته‌اي به شبكه‌هاي متناظر اعمال مي‌گردند تا فرآيند يادگيري انجام پذيرد. با در نظر گرفتن شاخص حداقل ميانگين مربعات خطا به عنوان تابع عملكرد، الگوريتم LM ۱۵ براي تنظيم بردارهاي وزن و ترم‌هاي باياس هر شبكه انتخاب شده است [۱۴]. يكي از مسائل بحراني در آموزش شبكه‌هاي عصبي، مشكل انطباق بيش از حد داده‌هاي يادگيري است. بعبارت واضح‌تر، شبكه داده‌هاي يادگيري را به خوبي مي‌آموزد و حتي نويزهاي درون داده‌ها (اختلالات) را نيز بخاطر مي‌سپارد ـ انطباق بيش از حد ـ اما در شناسايي و تعميم داده‌هاي جديد دچار مشكلات جدي مي‌شود. اين در حالي است كه موضوعات «آموزش» و«تعميم» در شبكه‌هاي عصبي از اهميت يكساني برخوردارند [۱۴].



شكل۳ : دستورالعمل شناسايي الگوها در مدول I.



شكل ۴ : منحني‌هاي برازش كننده جهت نمايش حالتهاي مختلف شكل‌گيري الگوي *Cycle(T=8)*.

جدول ۵ : نتايج ارزيابي مدول I (%) و مقادير متوسطِ ARL هر الگو.

میانگینِ ARL متناظر با هر الگو	شناسایی نادرست	شناسایی (غیرمستقیم / ناقص)	شناسایی مستقیم	الگو
11.00	7.22	22.36	70.42	**Upward Shift** ***(Aggregate)***
11.00	5.56	20.28	74.17	**Downward Shift** ***(Aggregate)***
12.78	13.92	31.42	54.67	**Upward Trend** ***(Aggregate)***
12.78	15.11	25.94	58.94	**Downward Trend** ***(Aggregate)***
9.56	5.63	2.75	91.62	**Cycle (T = 8)** ***(Aggregate)***
11.22	6.89	0.61	92.50	**Cycle (T = 12)** ***(Aggregate)***
8.56	4.44	0.00	95.56	**Systematic (K = 0)** ***(Aggregate)***
8.56	3.72	0.00	96.28	**Systematic (K = 1)** ***(Aggregate)***
10.56	2.08	21.61	76.31	**Upward Shift + Upward Trend** ***(Aggregate)***
10.56	1.44	21.06	77.50	**Downward Shift + Downward Trend** ***(Aggregate)***
10.00	18.16	1.75	80.09	**Shift + Cycle (T = 8)** ***(Aggregate)***
11.50	11.25	2.56	86.19	**Shift + Cycle (T = 10)** ***(Aggregate)***
11.00	3.03	11.40	85.58	**Trend + Cycle (T = 8)** ***(Aggregate)***
11.60	4.95	9.03	86.03	**Trend + Cycle (T = 10)** ***(Aggregate)***

براي رفع اين مشكل زيرمجموعه‌اي از بردارهاي آموزشي بعنوان داده‌هاي اعتبارسنجي در نظر گرفته مي‌شوند. به اين ترتيب داده‌هاي آموزشي جريان اصلاح پارامترها را پيگيري مي‌نمايند و داده‌هاي اعتباري در خلال فرآيند يادگيري، خطاي شبكه را زير نظر مي‌گيرند. خطاي مجموعه داده‌هاي اعتباري، همانند خطاي مجموعه داده‌هاي آموزش، بصورت طبيعي در مسير يادگيري شبكه كاهش مي‌يابد. اما به محض آنكه شبكه شروع به يادگيري بيش از حد نمايد، خطاي متناظر با مجموعه داده‌هاي اعتباري ـ عليرغم ثابت ماندن و يا كاهش ميزان خطاي مربوط به داده‌هاي آموزشي ـ افزايش خواهد يافت. در اين هنگام فرآيند آموزش متوقف و پارامترها با توجه به حداقل

خطاي منتسب به داده‌هاي اعتباري، بعنوان جواب نهايي الگوريتم، لحاظ خواهند شد. اين تمهيدات در جريان آموزش شبكه‌هاي پرسپترون مدول II مورد توجه بوده‌اند.

برنامه آموزش شبكه‌هاي مدول II توسط نرم افزار MATLAB تنظيم و اجرا شده است. پس از پايان مراحل آموزش، عملكرد شبكه‌ها با مثال‌هاي متعدد مورد بررسي و آزمايش قرار گرفت. نتايج نشان مي‌دهند مدول II در شناسايي و تحليل پارامترهاي تعريف شده، موفق و كارآمد عمل مي‌كند. در جدول (۷) جزئيات عملكرد شبكه‌هاي F، G و H ارائه شده است.

ويژگي‌هاي مدل پيشنهادي

يكي از اهداف اصلي پژوهش جاري، بسط و توسعه برنامه‌هاي شناسايي و مدل‌هاي تحليلگر الگوهاي رفتاري در نمودارهاي كنترل فرآيند مي‌باشد. بدين منظور تدابير و راهكارهاي جديدي اتخاذ گرديده است. اين ملاحظات خاص، در طراحي قسمت‌هاي مختلف مدل پيشنهادي لحاظ شده‌اند كه در ادامه به اختصار از نظر مي‌گذرند:

جدول ۶ : نتايج آزمايشهاي انجام شده براي تعيين تعداد نرونهاي لاية مياني شبكه هاي F و G و H.

Sh.+Tr. (Network F)			*Sh. + Cyc. (Network G)*				*Tr. + Cyc. (Network H)*			
Neuron	***Parameter "b"***	***Parameter "s"***	***Neuron***	***Parameter "b"***	***Parameter "l"***	***Parameter "T"***	***Neuron***	***Parameter "s"***	***Parameter "l"***	***Parameter "T"***
5	0.128	0.0128	5	0.126	0.125	0.009	5	0.013	0.131	0.066
7	0.126	0.0126	10	0.121	0.121	0.007	10	0.013	0.128	0.072
10	0.1	0.01	11	0.128	0.127	0.005	15	0.013	0.127	0.07
12	0.102	0.0102	12	0.122	0.122	0.007	18	0.013	0.126	0.08
15	0.106	0.0106	14	0.122	0.122	0.035	20	0.013	0.127	0.102
18	0.105	0.0105	15	0.122	0.123	0.007	22	0.012	0.124	0.07
20	0.101	0.0101	16	0.123	0.123	0.021	24	0.012	0.126	0.08
21	0.101	0.0101	17	0.119	0.119	0.006	**25**	**0.012**	**0.123**	**0.102**
22	0.1	0.01	**18**	**0.108**	**0.108**	**0.007**	28	0.012	0.123	0.09
23	0.099	0.0099	19	0.124	0.124	0.021	30	0.012	0.123	0.089
24	0.099	0.0099	20	0.123	0.123	0.008				
25	**0.098**	**0.0098**	22	0.123	0.123	0.016				
26	0.099	0.0099	24	0.115	0.115	0.07				
27	0.098	0.0098	25	0.112	0.112	0.013				
28	0.1	0.01	26	0.113	0.113	0.01				
29	0.1	0.01	28	0.108	0.108	0.005				
30	0.099	0.0099	30	0.133	0.133	0.013				
35	0.1	0.01	35	0.125	0.125	0.004				
40	0.099	0.0099								

جدول ۷ : نتايج عملكرد شبكه هاي مدول II در برآورد پارامترهاي رفتارهاي تركيبي.

	b		***s***	
Upward Shift + Upward Trend	**Mean**	**S.D.**	**Mean**	**S.D.**
b = 0.75 , s = 0.075	0.804	0.130	0.080	0.013
b = 0.9375 , s = 0.09375	0.962	0.115	0.096	0.011
b = 1.125 , s = 0.1125	1.133	0.116	0.113	0.012
b = 1.3125 , s = 0.13125	1.333	0.132	0.133	0.013
b = 1.5 , s = 0.15	1.510	0.108	0.151	0.011
b = 1.6875 , s =0.16875	1.668	0.121	0.167	0.012
b = 1.875 , s = 0.1875	1.849	0.127	0.185	0.013
b = 2.0625 , s = 0.20625	2.029	0.107	0.203	0.011
b = 2.25 , s = 0.225	2.190	0.107	0.219	0.011
	b		***s***	
Downward Shift + Downward Trend	**Mean**	**S.D.**	**Mean**	**S.D.**
b = -0.75 , s = -0.075	-0.788	0.115	-0.079	0.012
b = -0.9375 , s = -0.09375	-0.966	0.118	-0.096	0.012
b = -1.125 , s = -0.1125	-1.130	0.114	-0.113	0.011
b = -1.3125 , s = -0.13125	-1.330	0.134	-0.133	0.013
b = -1.5 , s = -0.15	-1.502	0.126	-0.150	0.013
b = -1.6875 , s = -0.16875	-1.661	0.116	-0.166	0.012
b = -1.875 , s = -0.1875	-1.849	0.109	-0.185	0.011
b = -2.0625 , s = -0.20625	-2.030	0.122	-0.203	0.012
b = -2.25 , s = -0.225	-2.197	0.122	-0.219	0.012

ادامه جدول ۷

	b		*l*		*T*	
Shift + Cycle (T = 8)	**Mean**	**S.D.**	**Mean**	**S.D.**	**Mean**	**S.D.**
b = 1 , l = 1	1.069	0.087	1.069	0.087	8.017	0.155
b = 1.125 , l = 1.125	1.153	0.128	1.153	0.128	8.003	0.061
b = 1.3125 , l = 1.3125	1.309	0.109	1.309	0.109	7.997	0.020
b = 1.5 , l = 1.5	1.513	0.167	1.513	0.167	7.998	0.004
b = 1.6875 , l = 1.6875	1.703	0.131	1.703	0.131	7.999	0.005
b = 1.875 , l =1.875	1.862	0.154	1.862	0.154	8.000	0.004
b = 2.0625 , l = 2.0625	2.023	0.124	2.023	0.124	8.001	0.004
b = 2.25 , l = 2.25	2.165	0.106	2.165	0.106	8.002	0.003

	b		*l*		*T*	
Shift + Cycle (T = 10)	**Mean**	**S.D.**	**Mean**	**S.D.**	**Mean**	**S.D.**
b = 1 , l = 1	1.095	0.087	1.095	0.087	9.984	0.151
b = 1.125 , l = 1.125	1.171	0.127	1.171	0.126	10.000	0.025
b = 1.3125 , l = 1.3125	1.322	0.120	1.322	0.120	10.003	0.005
b = 1.5 , l = 1.5	1.498	0.130	1.498	0.130	10.000	0.025
b = 1.6875 , l = 1.6875	1.690	0.162	1.690	0.162	10.001	0.004
b = 1.875 , l =1.875	1.861	0.126	1.861	0.126	10.000	0.004
b = 2.0625 , l = 2.0625	2.018	0.162	2.018	0.162	10.000	0.004
b = 2.25 , l = 2.25	2.150	0.101	2.150	0.101	9.999	0.003

	s		*l*		*T*	
Trend + Cycle (T = 8)	**Mean**	**S.D.**	**Mean**	**S.D.**	**Mean**	**S.D.**
s = 0.1 , l = 1	0.106	0.014	1.064	0.140	8.159	0.347
s = 0.1125 , l =1.125	0.114	0.014	1.137	0.141	8.140	0.373
s = 0.13125 , l = 1.3125	0.130	0.015	1.301	0.155	8.043	0.140
s = 0.15 , l =1.5	0.147	0.020	1.478	0.196	8.047	0.132
s = 0.16875 , l = 1.6875	0.167	0.019	1.671	0.194	8.043	0.132
s = 0.1875 , l = 1.875	0.186	0.016	1.869	0.157	8.023	0.055
s = 0.20625 , l = 2.0625	0.203	0.013	2.041	0.131	8.020	0.046
s = 0.225 , l =2.25	0.215	0.010	2.154	0.096	8.025	0.046

	s		*l*		*T*	
Trend + Cycle (T = 10)	**Mean**	**S.D.**	**Mean**	**S.D.**	**Mean**	**S.D.**
s = 0.1 , l = 1	0.108	0.011	1.072	0.114	9.865	0.314
s = 0.1125 , l =1.125	0.113	0.013	1.127	0.134	9.876	0.326
s = 0.13125 , l = 1.3125	0.131	0.017	1.306	0.173	9.938	0.196
s = 0.15 , l =1.5	0.147	0.021	1.469	0.212	9.945	0.220
s = 0.16875 , l = 1.6875	0.169	0.018	1.695	0.181	9.996	0.101
s = 0.1875 , l = 1.875	0.187	0.016	1.871	0.163	9.995	0.095
s = 0.20625 , l = 2.0625	0.200	0.017	2.008	0.173	9.999	0.084
s = 0.225 , l =2.25	0.215	0.010	2.160	0.104	9.998	0.054

جدول ۸ : مقايسة بازة تغييرات ARL .

		U. Shift	**D. Shift**	**U. Trend**	**D. Trend**	**Cyc. (T=8)**	**Sys. (K=0)**
مدل پيشنهادي	*Max . of ARL*	13	13	15	15	13	12
	Ave . of ARL	11	11	12.78	12.78	9.56	8.56
	Min . of ARL	10	10	12	12	9	7
مدل Ruey Guh	*Max . of ARL*	9	11	11	10	20	22
	Ave . of ARL	6	7.3	9.78	9.67	12.3	12
	Min . of ARL	5	5	9	9	7	7

جدول۹ : بازة تغييرات مقادير ARL براي ديگر الگوهاي مدل پيشنهادي.

	Cyc. (T=12)	**Sys. (K=1)**	**U. Shift + U. Trend**	**U. Shift + U. Trend**	**U. Shift + Cyc (8)**	**U. Shift + Cyc (10)**	**U. Trend + Cyc (8)**	**U. Trend + Cyc (10)**
Max . of ARL	13	12	12	12	10	12	11	12
Ave . of ARL	11.22	8.56	10.56	10.56	10	11.5	11	11.60
Min. of ARL	11	7	10	10	10	11	11	11

در ساختار مدل جاري، از توانمنديهاي دو نوع شبكة عصبي به صورت موازي استفاده شده است. در اين راستا، قدرت كلاسهبندي شبكههاي رقابتي و قابليت تعميم شبكههاي پرسپترون چندلايهاي، در قالب يك مدل، براي

شناسايي و تجزیه و تحلیل الگوهاي رفتاري نمودارهاي مختلف کنترل فرآیند، مورد استفاده قرار مي‌گیرند. به این ترتیب، شبکة LVQ با تمامي محاسن خود و الگوریتم BP با شاخص عملکرد فوق‌العاده‌اش در جهت شناسايي کامل الگوهاي مورد نظر سازماندهي مي‌شوند. این نگرش ترکیبي، شرایط مناسب را براي پیاده‌سازي تفکرات و اصلاحات موردنظر فراهم ساخته است.

تعریف زیرطبقات ایده‌آل ـ شامل زیرگروه‌هاي اصلي و متشابه ـ مسیر شناسايي الگوهاي غیرتصادفي را هموار نموده است. زیرگروه‌هاي متشابه انعطاف‌پذیري مدل را بطور منطقي افزایش مي‌دهند. این دستاورد مي‌تواند در شناسايي الگوهاي غیرطبیعي با پارامترهاي کوچکتر، راهگشا باشد؛ زیرا بعضاً وجود انحرافات تصادفي، جریان شناسايي صحیح الگوهاي مذکور را به تأخیر مي‌اندازد. وجود زیرگروه‌هاي متشابه، مدل را در مسیر تشخیص این موارد آماده‌تر مي‌نماید. در این راستا ساختمان منحصر بفرد شبکة LVQ، مسأله تعدد زیرگروه‌هاي محدب ایجاد شده را رفع خواهد کرد. از سوي دیگر مدل پیشنهادي در تهیه بردارهاي آموزشي مدول I، شرایط یکساني را براي پارامترهاي مختلف یك الگو در نظر مي‌گیرد. (مؤلفه میاني پنجره، نقطه شروع هر الگوي رفتاري است؛ همچنین تعداد زیرگروههاي متشابه تعیین شده براي زیرگروههاي اصلي هر الگو، برابر مي‌باشند). این نگرش در کنار مکانیسم طبقه‌بندي شبکه‌هاي رقابتي، زمینه‌هاي بوجود آمدن ARL هاي تقریباً مساوي را براي پارامترهاي یك الگو مساعد نموده‌اند. بعبارت دیگر، رِنج تغییرات ARL براي پارامترهاي مربوط به یك الگو کم است. در نتیجه نقطة شروع رفتارهاي غیرطبیعي، پس از تعیین طبقة مربوطه (کد الگو) در همان مدول I قابل تخمین مي‌باشد. این در حالي است که مدل Ruey Guh در سال ۲۰۰۵ [۹] چنین پاسخي را پس از برآورد پارامترهاي متناظر هر الگو در مدول II خواهد داد. جداول (۸) و (۹) را ملاحظه کنید (لازم به ذکر است مدل Ruey Guh [۹] تنها الگوهاي جدول (۸) را شناسايي مي‌کند). ادغام دو شبکة مختلف، زمینة توسعه و تکمیل توابع شبیه‌ساز الگوهاي Cyc. و Sys. را نیز مهیا نموده است. تابع مولد الگوي Cyc.، $un(t) = l.\sin(\frac{2\pi t}{T} + \frac{2k\pi}{T}); k = 0,1,2,..., T-1$ را در نظر بگیرید. در واقع جمله دوم عبارت کمان، اختلاف فازهاي احتمالي را در جریان شکل‌گیري الگوي Cyc. ـ و یا الگوهاي همزماني که شامل Cyc. است ـ پوشش مي‌دهد. همان‌گونه که در قسمت «دلایل استفاده از شبکة LVQ در مدول I » اشاره شد، این موضوع صرفاً به صورت تئوریك ارائه مي‌گردد؛ با این حال شبکة LVQ در مدول I، پیش‌نیازهاي اجراي عملي این تفکر را فراهم نموده است. همچنین تابع شبیه‌ساز الگوي Sys. در مدل جاري، $un(t) = g.\cos(\pi t + k\pi); k = 0,1$ است. از نظر ظاهري، الگوي Sys.، جریان رفتاري الگوي Cyc. را با دورة تناوب ۲ تداعي مي‌نماید. (لازم به ذکر است ریشه‌هاي فرآیندي بروز این دو الگو کاملا متفاوت است و مفاهیم فني این دو رفتار هیچ‌گونه ارتباطي با یکدیگر ندارند). به همین دلیل موضوع اختلاف فاز در مورد این الگو نیز صدق مي‌کند. این در حالي است که مدل‌هاي پیشین، تابع مولد $un(t) = g.(-1)^t$ را براي شبیه‌سازي انتخاب نموده‌اند. این تابع هم ارز تابع مولد $un(t) = g.\cos(\pi t)$ (یعني $k = 0$) است. با این وجود، الگو مي‌تواند با π رادیان اختلاف فاز نیز پدیدار شود (در شکل (۱) ، الگوهاي $Sys.(k=0)$ و $Sys.(k=1)$ را مقایسه کنید). به همین دلیل مدل پیشنهادي دو حالت مختلف را براي الگوي Sys. منظور نموده است و k را بعنوان پارامتر مجازي معرفي مي‌کند. در چنین شرایطي، حرکت رو به جلوي پنجرة شناسايي نیز در تشخیص رفتار Sys. خللي وارد نخواهد کرد. توجه داشته باشید این دستورالعمل در ابعاد بزرگتر، حالت‌هاي گوناگون الگوي Cyc. را مدلسازي مي‌نماید. در کنار مباحث فوق، بسط دامنة کاربردهاي مدل نیز مدنظر بوده است. مدل‌هاي گذشته غالباً براي شناسايي و تجزیه و تحلیل الگوهاي رفتاري در نمودارهاي کنترل x و $\bar{x}$ تدوین شده‌اند. اما مدل جاري دستورالعمل شبیه‌سازي رفتارهاي تصادفي را در ۹ نمودار کنترل فرآیند تبیین مي‌نماید (جدول ۱ را ملاحظه کنید). بدین منظور کافي است عبارت $n(t)$ با توجه به نوع نمودار تعیین و پارامترهاي مربوطه با در نظر گرفتن میزان حساسیت مورد نیاز تعریف شوند. بعنوان نمونه، در شناسايي رفتارهاي غیرطبیعي نمودارهاي کنترل مشخصه‌هاي وصفي به دلیل شمارشي بودن متغیرهاي تصادفي، پارامترها را مي‌توان به صورت مقادیر ثابتي از اعداد حقیقي در بازه‌اي معین تعریف و پس از تنظیم بردارهاي آموزشي، مسیر را ادامه داد. به این ترتیب،

شرايط جهت كنترل رفتارهاي معني دار در نمودارهاي مختلف كنترل فرآيند بوجود آمده است.

نتيجه گيري

شناسايي الگوهاي غيرطبيعي در نمودارهاي كنترل فرآيند، سرنخ‌هايي را جهت حل مسائل و اختلالات بالقوة كيفي در بازة زماني كوتاه، پيش از بروز كامل، فراهم مي‌نمايد. در اين راستا مدل پيشنهادي با هدف تشخيص و تحليل الگوهاي رفتاري در نمودارهاي مختلف كنترل فرآيند طراحي و تدوين شده است. در اين مدل از قابليتهاي شبكه‌هاي عصبي LVQ و MLP ١٦ بطور موازي در دو مدول استفاده مي‌شود. با توجه به توسعة توابع مولد الگوهاي پايه و نيز آموزش شبكه براي شناسايي رفتارهاي معني‌دار تركيبي، نتايج عددي عملكرد مدول I را در تشخيص الگوهاي رفتاري فرآيند حين توليد و نيز تخمين نقطة شروع آنها، مناسب و قابل قبول نشان مي‌دهد. همچنين مدول II در برآورد پارامترهاي الگوهاي متناظر با جريانات غيرتصادفي، مطمئن و موثر عمل مي‌نمايد. تعريف پارامترها در بازه‌اي پيوسته، شرايط را براي تجزيه و تحليل الگوهاي مختلف فرآيند و كنترل برنامه‌هاي اصلاحي مساعد نموده است. بعلاوه امكان معرفي بازه‌هاي جديد با توجه به حساسيت‌هاي موردنظر فراهم مي‌شود. از سوي ديگر با ارائه توابع شبيه‌ساز رفتارهاي طبيعي براي نمودارهاي مختلف كنترل، بسط حيطة كاربردهاي مدل بطور جدي مطرح شده است. به اين ترتيب زمينة تفسير مشخصه‌هاي كيفي با توجه به اصول اساسي برنامه هاي كنترل فرآيند مهيا مي‌گردد. نتايج پژوهش جاري نشان مي‌دهد مدلهاي مبتني بر شبكه‌هاي عصبي در جريان رخداد همزمان الگوهاي پايه عملكرد مطمئني دارند. بررسي اين حالت‌ها از اهميت مضاعفي برخوردار است؛ زيرا بدليل وجود نوسانات طبيعي و نيز تركيب همزمان رفتارهاي غيرطبيعي، شناسايي و تحليل با چالشهاي متعددي همراه بوده و در نماي ظاهري امكان تشخيص كامل وجود ندارد. به همين دليل مدل پيشنهادي آموزش برخي رفتارهاي همزمان را در كنار الگوهاي پايه مدنظر قرار داده است.

موضوعاتي براي تحقيقات آينده

به طور كلي موضوع طراحي مدل‌هاي شناساگر را مي‌توان بعنوان يك جريان پويا قلمداد كرد. در اين راستا آموزش، شناسايي و تحليل دقيق حالت‌هاي متنوع‌تري از تركيبات همزمان مي‌تواند يكي از موضوعات بسيار مهم براي پژوهش‌هاي آتي باشد. بعلاوه آموزش حالات مختلف شكل‌گيري الگوي Cyc. ـكه بصورت تئوري در قسمت «دلايل استفادة از شبكة LVQ در مدول I » عنوان شدـ و مقايسة نتايج با مدل‌هاي پيشين جالب توجه خواهد بود.

استفاده از داده‌هاي مستند، بجاي داده‌هاي شبيه‌سازي شده، جهت آموزش مدل پيشنهادي شرايط را براي آزمون عملي مدل فراهم مي‌نمايد. اين موضوع نيز مي‌تواند بعنوان يك تحقيق كاربردي مطرح باشد.

مراجع

1 - Chang, S. I. and Aw, C. (1996). "A neural fuzzy control chart for detecting and classifying process mean shifts." *International Journal of Production Research,* Vol. 34, No. 8, PP. 2265–2278.

2 - Cheng, C. S. (1995). "A multi-layer neural network model for detecting changes in the process mean." *Computers & Industrial Engineering,* Vol. 28, No. 1, PP. 51–61.

3 - Cheng, C. S. (1997). "A neural network approach for the analysis of control chart patterns." *International Journal of Production Research*, Vol. 35, No. 3, PP. 667–697.

4 - Chiu, C., Chen, M. and Lee, K. (2001). "Shifts recognition in correlated process data using a neural network." *International Journal of Systems Science*, Vol. 32, No.2, PP. 137–143.

5 - Guh, R. S. and Hsieh, Y. (1999). "A neural network based model for abnormal pattern recognition of control charts." *Computers & Industrial Engineering,* Vol. 36, PP. 97–108.

6 - Guh, R. S., Zorriassatine, F. and O'Brien, C. (1999). "On line control chart pattern detection and discrimination _ a neural network approach." *Artificial Intelligence in Engineering*, Vol. 13, PP. 413–425.

7- Guh, R. S. and Tannock, J. (1999). "Recognition of control chart concurrent patterns using a neural network approach." *International Journal of Production Research,* Vol. 37, No. 8, PP. 1743–1765.

8 - Guh, R. S. (2004). "Optimizing feed forward neural networks for control chart pattern recognition through genetic algorithms." *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, Vol. 18, No. 2, PP. 75–99.

9 - Guh, R. S. (2005). "A hybrid learning-based model for on line detection and analysis of control chart patterns." *Computers & Industrial Engineering*, Vol. 49, PP. 35–62.

10- Hwarng, H. B. (1995). "Proper and effective training of a pattern recognizer for cyclic data." *IIE Transactions,* Vol. 27, No. 6, PP. 746–756.

11- Pham, D. T. and Oztemel, E. (1994). "Control chart pattern recognition using learning vector quantization networks." *International Journal of Production Research*, Vol. 32, No. 3, PP. 721–729.

12 - Pham, D. T. and Sagiroglu, S. (2001). "Training multilayered perceptrons for pattern recognition: a comparative study of four training algorithms." *International Journal of Machine Tools & Manufacture*, Vol. 41, PP. 419–430.

13- Grant, E. L. and Leavenworth, R. S. (1996). *Statistical Quality Control.* 7 th Ed., McGraw-Hill Book Company, New York.

14 - Hagan, M. T., Demuth, H. and Beale, M. (1996). *Neural Network Design*, PWS Pub. Co., Boston, USA.

15 - Montgomery, D. C. (2001). *Introduction to Statistical Quality Control.* 4 th Ed., Wiley Pub. Co., New York.

واژه‌هاي انگليسي به ترتيب استفاده در متن

1- On line statistical process control
2- Pattern Recognition
3- Shewhart
4- Single / Concurrent Pattern
5- Back Propagation (BP)
6- Quick-Prop (QP), Delta-Bar-Delta (DBD), Extended-Delta-Bar-Delta (EDBD)
7- Shift magnitude
8- Trend slope
9- Amplitude
10- Period
11- Magnitude of fluctuation
12- In Control – Average Run Length (ARL)
13 - Learning Vector Quantization (LVQ)
14- Mean Absolute Deviation (MAD)
15- Levenberg – Marquardt (LM)
16- Multi Layer Perceptron (MLP)