



ارائه شده توسط:

سایت ترجمه فا

مرجع جدیدترین مقالات ترجمه شده

از نشریات معتبر

درباره استفاده از سیستم های چندعاملی برای نظارت بر سیستم های صنعتی

چکیده. هدف مقاله حاضر، ارائه سیستم هوشمند برای نظارت بر فرایند پیچیده، مبتنی بر تکنولوژی هوش مصنوعی است. هدف این سیستم، تحقق موفق وظایف نظارت بر فرایند پیچیده ای است که عبارتند از: آشکارسازی، تشخیص، شناسایی و پیکر بندی مجدد. بدین منظور، توسعه سیستم چندعاملی که چندین هوش را ترکیب کند همچون: نمودارهای کنترل چند متغیره، شبکه های عصبی، شبکه های بیزی و سیستم های خبره، یک ضرورت بوده است. سیستم پیشنهادی از نظر نظارت بر فرایند پیچیده Tennessee Eastman ارزیابی می شود.

واژه های کلیدی: فرایند چندمتغیری، نمودار کنترل هتلینگ T2، سیستم چندعاملی، شبکه بیزی، شبکه عصبی.

مقدمه

فرایند نظارت، وظیفه مهم تمام کارخانجات صنعتی است. این فرایند را می توان با استفاده از سهروش اصلی تحقق بخشید: 1. روشهای تحلیلی مبتنی بر مدل های ریاضی. این روشها به مقایسه خروجی سیستم های واقعی با خروجی مدل های ریاضی می پردازد. 2. روشهای مبتنی بر دانش که از دانش انسانی [تحلیل خطر، اثرات حالات شکست و تحلیل بحرانی، درخت تصمیم گیری] استفاده می کنند. 3. روشهای مبتنی بر داده ها که بر توسعه آماری فرایند تاکید دارند. نوع اخیر این روش، از نمودار کنترل، SUM جمعی (CUSUM) یا میانگین تحرک وزنی نمایی EWMA برای آشکارسازی خطا در فرایند صنعتی استفاده می کند.

اخیرا، فرایند تولید پیچیده تر شده و چند متغیری است. در این سیستم ها، اپراتور، مقادیر وسیعی از داده ها را بازیابی می کند تا تحلیل شوند. حجم بالای داده ها و تعداد زیاد متغیرهای فرایند، وظیفه اپراتور را سخت گیر می سازد. برای اجتناب از چنین مشکلاتی، روشهای مبتنی بر داده برای نظارت بر فرایند، مناسب تر هستند. نمودارهای کنترل چندمتغیری [نمودار کنترل هتلینگ T2، CUSUM چندمتغیری (MCUSUM)، EWMA چند متغیری (MEWMA)] برای کنترل فرایند چندمتغیری استفاده شده و مناسب بودن خود برای کاهش پیچیدگی چنین نظارت بر فرایندی را ثابت کرده اند. بعلاوه، نظارت بر فرایند چندمتغیری، وظیفه پیچیده ای

است و آن را می توان به چهار زیروظیفه تعبیه کرد: آشکارسازی موقعیت غیرعادی، تشخیص خطاها، شناسایی متغیرهایی دخیل در خطاها و در نهایت، پیکربندی مجدد فرایند.

بسیاری از محققین از نمودارهای کنترل برای نظارت بر فرایند استفاده کرده اند. برای شناسایی متغیرهایی که در T2 خارج از کنترل می باشند، تجزیه آماره T2 به عبارات مستقل، توسط Jing و همکارانش (2008) پیشنهاد شد. رویکرد MYT توسط Mani, Cooper (1999) برای شناسایی متغیرها اعمال شد. رویکرد MYT دارای عیب بزرگی است که تعداد تجزیه های T2 می باشد. برای فرایندی با P متغیر تعداد تجزیه ها $p!$ است. برای کاهش این تعداد و شناسایی رابطه میان متغیرها، شبکه های بیزی برای شناسایی متغیرها و توسط Friedman (2007), Li and Shi (2007), Li et al. (2006), Li (2000) اعمال شده اند.

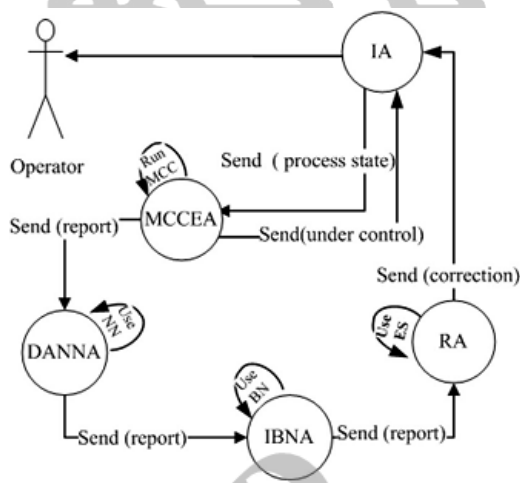
در این مقاله، تمام وظایف نظارت بر فرایند چندمتغیری را در یک روش مجدداً گروه بندی می کنیم. مشارکت ما، تعیین بهترین ترکیب از نمودارهای کنترل چندمتغیری، شبکه های عصبی، شبکه های بیزی و سیستم های تخصصی است. نتیجه این تحقیق، سیستم چندعاملی است که به نظارت بر فرایند چندمتغیری اعمال شده است. این سیستم چندعاملی از موارد زیر استفاده می کند: نمودار کنترل چندمتغیری برای آشکارسازی غیرعادی، شبکه عصبی برای تشخیص خطاها، شبکه های بیزی برای شناسایی متغیرها و سیستم تخصصی برای وظیفه پیکربندی مجدد.

ادامه این مقاله به شکل زیر است: رویکرد نظارت بر فرایند در بخش سیستم چندعاملی پیشنهاد، با الگوریتم نظارت ارائه شده است. در بخش کاربرد مدل پیشنهادی بر فرایند Tennessee Eastman، TEP برای توصیف اعتبار رویکرد پیشنهادی، از جمله آشکارسازی توسط عامل اجرایی نمودارهای کنترل چندمتغیری MCCEA، تشخیص توسط عامل شبکه عصب مصنوعی DANNA، شناسایی توسط عامل شبکه بیزی IBNA و پیکربندی مجددی توسط عامل پیکربندی مجدد RA استفاده شده است. در نهایت، نتیجه گیری و آثار آینده ارائه شده اند.

سیستم چندعاملی پیشنهادی

سیستم چندعاملی پیشنهادی، از چندین هوشمند استفاده می کنند که عبارتند از: نمودار کنترل چندمتغیری، شبکه عصبی، شبکه بیزی و سیستم تخصصی در سیستم چندعاملی. نمودارهای کنترل چندمتغیری (نمودار

کنترل T2، MEWMA و ...) می توانند ناپایداری فرایند را بطور موفق آشکار سازند اما نمی تواند خطای موجود در فرایند را تشخیص داده یا علت ناپایداری را شناسایی کند. در این مقاله، از شبکه عصب مصنوعی برای تشخیص خطاها استفاده می کنیم. شبکه عصبی، توانایی خود در طبقه بندی خطاهای مشابه را نشان داده اند. شبکه های عصبی در مرحله آموزش زمان صرف کرده و طبقه بندی سرعت انجام خواهد گرفت. بعد از آشکار سازی ناپایداری با استفاده از نمودار کنترل T2، و تشخیص با استفاده از شبکه عصبی، شبکه عصبی پیشنهادی توسط Sylvain (2007) برای وظیفه شناسایی استفاده می شود. برای تحقق سیستم نظارت کامل برای فرایند چندمتغیری و ساده سازی وظیفه پیکربندی مجدد برای اپراتورهایی که در این زمینه تخصصی ندارند، سیستم تخصصی ارائه کردیم که تصحیح فرایند را تضمین می کند. پاراگراف های زیر به توصیف هر کدام از این عوامل می پردازند. نمودار عاملی رویکرد پیشنهادی در تصویر 1 نشان داده شده است. در این نمودار، انواع عامل حقیقی توسط دایره هایی نشان داده شده اند. مردمی که باید با سیستم تعامل داشته باشند، با نماد کنشگر زبان مدل سازی متحد (UML) نشان داده شده اند.



تصویر 1. نمودار عوامل

عامل رابط

عامل رابط IA، عامل واکنشگری است که رابط دسترسی کاربر انسانی را نشان می دهد؛ بنابراین، درخواست کاربران را دریافت می کند. علاوه بر این، IA پاسخ عاملین را به کاربران انتقال می دهد. IA درخواست را از کاربر درباره حالت فرایند دریافت کرده و پیامی به MCCEA ارسال می کند. اگر فرایند تحت کنترل باشد، IA،

تصمیم MECCA را به اپراتور نشان می دهد. در مورد دیگر، زمانیکه فرایند خارج از کنترل است، IA منتظر پاسخ از RA بوده و آن را به کاربر نشان می دهد.

عامل اجرایی نمودار کنترل چندمتغیری

این عامل مسئول اجرای نمودارهای کنترل چندمتغیری است [نمودار کنترل هتلینگ T2، CUSUM چندمتغیری (MCUSUM)، EWMA چند متغیری (MEWMA)]. نمودارهای کنترل T2، MCUSUM و MEWMA می توانند ناپایداری فرایند را آشکارسازی کنند اما هیچ اطلاعاتی درباره خطای موجود در فرایند و متغیرهایی که مسئول ناپایداری فرایند هستند نمی دهد. استفاده از یک نمودار برای نظارت بر فرایند، جهت آشکارسازی تمام موقعیت های کنترل، کافی نیست. بنابراین، جهت نظارت موفق بر فرایند، استفاده از عامل نرم افزاری را پیشنهاد می دهیم که می تواند مجموعه ای از نمودارهای کنترل چندمتغیری را بطور همزمان اجرا کرده و ناپایداری فرایند را آشکار سازد. این نمودارهای مختلف کنترل، در طراحی و اجرای MCCEA استفاده شده اند.

ترجمه فا

تشخیص عامل شبکه عصب مصنوعی

از شبکه های عصبی برای وظیفه تشخیص استفاده می کنیم چون تاثیر خود را در حل مسئله طبقه بندی نشان داد. بعلاوه، شبکه های عصبی -بعد از مرحله یادگیری- زمان پاسخ کوتاه و سرعت طبقه بندی خوبی دارند. پرسپترون چند لایه کلاسیک MLP را با سه لایه ایجاد می کنیم: 1. لایه ورودی: تعداد نورون های این لایه، تعداد پارامترهای فرایند می باشند 2. لایه خروجی: تعداد نورون های این لایه، تعداد طبقات را نشان می دهد (خطاهای فرایند) 3. لایه پنهان: معلوم است که تعداد نورون های این لایه، جستجوی مشکل زا می باشد. مجموعه ای از آزمونها را اجرا کردیم و یافتیم که تعداد بهینه برابر است با: (تعداد نورونهای لایه ورودی + تعداد نورونهای لایه خروجی) / 2. این شبکه عصبی در اجرای DANNA استفاده شده است. بنابراین، DANNA در سیستم ما، مسئول وظیفه تشخیص است. زمانیکه فرایند خارج از کنترل است، DANNA گزارشی از MCCEA دریافت می کند. هدف اصلی آن، یافتن خطایی است که در فرایند ظاهر شده است. بعد از آن، گزارشی به IBNA ارسال می کند.

شناسایی عامل شبکه بیزی

IBNA گزارشی از DANNA درباره خطایی دریافت می کند که در فرایند دیده شده است. IBNA با استفاده از الگوریتم تجزیه علی T2 پیشنهادی توسط (Sylvain 2007)، شبکه بیزی ایجاد کرده و متغیرهای دخیل در خطا را می یابد. این عامل، شناسایی متغیر در فرایند را آسان می گرداند. بعد از آن، گزارشی به RA ارسال می کند.

عامل پیکربندی مجدد

برای گروه بندی مجدد تمام وظایف نظارت بر فرایند (آشکارسازی، تشخیص، شناسایی، پیکربندی مجدد) در یک سیستم، RA را اضافه می کنیم که به اپراتور جهت پیکربندی مجدد فرایند بعد از شکست کمک می کند. RA گزارش مربوط به متغیرهای دخیل در خطا را از IBNA دریافت می کند. RA باید طرح پیکربندی مجدد را جهت حفظ فرایند به اپراتور پیشنهاد دهد. همچنین، طرح پیکربندی مجدد خود را به IA ارسال می کند. این عامل، با استفاده از تکنولوژی سیستم تخصصی توسعه یافته است.

الگوریتم نظارت پیشنهادی

Start

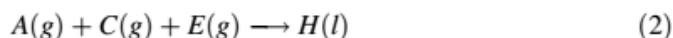
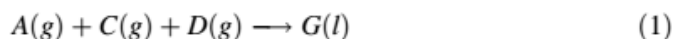
```
Get data from data base
Create the MCCEA
MCCEA runs the controls charts
If(MCCEA-decision=stable-process)Then
MCCEA sends report to the IA
Else
Create the DANNA
Create the IBNA
Create RA
DANNA creates the ANN using MLP
IBNA creates the Bayesian net
For (i=1 to number of observations) Do
DANNA gives its diagnosis of the observation i
DANNA sends the diagnosis to the IBNA
End For
End For
IBNA receives the diagnosis from DANNA
IBNA uses BN to find the variables that are out of
control
IBNA sends the report to the RA
RA receives report about the variables involved in the
fault
RA finds the reconfiguration plan
RA sends report to the IA
IA receives report from RA
End If
End
```

کاربرد مدل پیشنهادی در فرایند Tennessee Eastman

مقدمه ای بر فرایند Tennessee Eastman

فرایند Tennessee Eastman TEP توسط (Downs and Vogel 1993)، برای ارائه مدل شبیه سازی شده و ارزیابی روشهای کنترل فرایند پیچیده صنعتی پیشنهاد شد. فرایند شامل پنج واحد اصلی است: کندانسور،

توضیحات مختصر و واحدهای آنها در جداول 1 و 2 لیست شده اند. 15 خطای از قبل برنامه ریزی شده
 TEP IDV(1) to IDV(15) برای نمایش شرایط مختلف عملیات فرایند ارائه شده و در جدول 3 لیست شده اند.



شبیه سازی و تحلیل نتایج

روش پیشنهادی با استفاده از محیط جاوای Netbeans اجرا شده است. همچنین، ما از سکوی طراحی
 عاملی چارچوب توسعه عاملی جاوا JADE استفاده می کنیم. برای ساده کردن توسعه شبکه عصبی و شبکه بیزی
 با Netbeans، جاوا چندین کتابخانه پیشنهاد می دهد. علاوه، از Jess Tab استفاده می کنیم که موتور قوانین
 برای سکوی جاوا، جهت تولید قوانین دانش بنیاد ماست. در این اثر، از مشخصات ارتباط عاملی FIPA استفاده
 می کنیم که به پیامهای زبان ارتباط عاملی ACL، پروتکل های تعاملی تبادل پیام و نمایش محتوای زبان
 رسیدگی می کند.

جدول 1. متغیرهای ارزیابی در فرایند Tennessee Eastman

متغیر	توضیحات	واحد
XMEAS(1)	خوراک A (جریان 1)	کیلوگرم
XMEAS(2)	خوراک E (جریان 3)	کیلوگرم در ساعت
XMEAS(4)	مجموع خوراک (جریان 4)	کیلوگرم در ساعت
XMEAS(5)	جریان تصفیه (جریان 8)	کیلوگرم
XMEAS(6)	جریان بازیافت (جریان 6)	کیلوگرم
XMEAS(7)	فشار راکتور	اندازه گیری kPa
XMEAS(8)	سطح راکتور	%
XMEAS(9)	دمای راکتور	سانتی گراد
XMEAS(10)	نرخ خالص (جریان 9)	کیلوگرم
XMEAS(11)	دمای محصول	سانتی گراد
XMEAS(12)	سطح محصول	%
XMEAS(13)	فشار سنج	kPa
XMEAS(14)	جریان زیرین جریان (جریان 10)	m ³ / h
XMEAS(15)	سطح استریپر	%
XMEAS(16)	فشار انفجاری	اندازه گیری kPa
XMEAS(17)	جریان زیرین جریان (جریان 11)	m ³ / h
XMEAS(18)	دمای استریپر	سانتی گراد
XMEAS(19)	جریان بخار استریپر	کیلوگرم در ساعت
XMEAS(20)	کار کمپرسور	کیلووات
XMEAS(21)	دمای خروجی آب خنک کننده راکتور	سانتی گراد
XMEAS(22)	دمای خروجی آب خنک کننده جداکننده	سانتی گراد

واحد	توضیحات	واحد
XMEAS(23)	A کامپوننت	6
XMEAS(24)	B کامپوننت	6
XMEAS(25)	C کامپوننت	6
XMEAS(26)	D کامپوننت	6
XMEAS(27)	E کامپوننت	6
XMEAS(28)	F کامپوننت	6
XMEAS(29)	A کامپوننت	9
XMEAS(30)	B کامپوننت	9
XMEAS(31)	C کامپوننت	9
XMEAS(32)	D کامپوننت	9
XMEAS(33)	E کامپوننت	9
XMEAS(34)	F کامپوننت	9
XMEAS(35)	G کامپوننت	9
XMEAS(36)	H کامپوننت	9
XMEAS(37)	D کامپوننت	11
XMEAS(38)	E کامپوننت	11
XMEAS(39)	F کامپوننت	11
XMEAS(40)	G کامپوننت	11
XMEAS(41)	H کامپوننت	11

جدول 2. متغیرهای دستکاری شده در فرایند Tennessee Eastman

متغیر	شرح
XMV(1)	جریان خوراک D (جریان 2)
XMV(2)	جریان خوراک E (جریان 3)
XMV(3)	جریان خوراک (جریان 1)
XMV(4)	جریان خوراک مجموع (جریان 4)
XMV(5)	شیر بازیافت کمپرسور
XMV(6)	شیر تمیز کردن (جریان 9)
XMV(7)	جریان مایع جدا کننده (جریان 10)
XMV(8)	جریان جریان مایع استریپر (جریان 11)
XMV(9)	شیر بخار استریپر
XMV(10)	جریان آب خنک کننده راکتور
XMV(11)	جریان خنک کننده خنک کننده
XMV(12)	سرعت همزن

در این بخش، به ارزیابی عملکرد رویکرد پیشنهادی در نمونه بتنی می پردازیم که فرایند TEP است. داده های استفاده شده، 480 مشاهده آموزش هر خطا و 800 آزمون برای هر خطا را علاوه بر دوره نرمال نشان می دهند. مشاهدات مربوط به آموزش، با شبیه سازی هر خطا در دوره 24 ساعت بدست آمده اند؛ با این حال، مشاهدات مجموعه آزمون، در دوره 40 ساعت بدست آمده اند. متغیرها هر 30 دقیقه نمونه گیری می شوند.

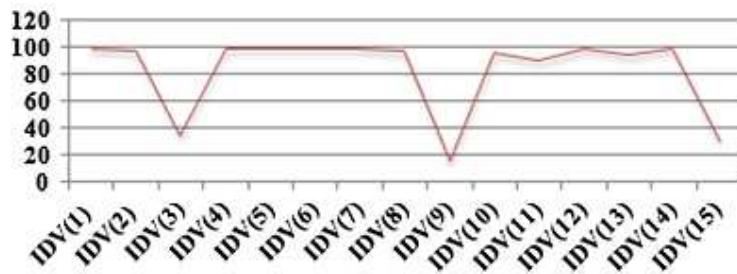
آشکارسازی -

تمام افرادی که روی TEP کار کرده اند، برای کسب آلام خطای مساوی با 0.01 درصد، نوبت می گیرند. در این اثر، از نمودار کنترل T2 برای آشکارسازی ناپایداری استفاده می کنیم. عملکرد سیستم آشکارسازی، با محاسبه قابلیت اطمینان آن ارزیابی شد. قابلیت اطمینان آشکارسازی بصورت زیر تعریف شده است: (تعداد هشدارهای دریافتی در دوره آزمون/ تعداد کل نمونه در دوره آزمون)

MCCEA نمودار کنترل T2 را اجرا می کند؛ اگر حالت غیرعادی فرایند را آشکارسازی کند، پیامی به DANNA ارسال می کند. قابلیت اطمینان آشکارسازی این اثر، همانند مورد (Sylvain 2007) است. تصویر 3. قابلیت اطمینان MCCEA را نشان می دهد و برخی خطاها عبارتند از IDV (1), IDV (2), IDV (4), IDV (5), IDV (6), IDV (7), IDV (8), IDV (10), IDV (12), IDV (14). اما آشکارسازی برخی خطاها مشکل است: [IDV (3), IDV (9) and IDV (15)]. خطاهای آخر [IDV (3), IDV (9) and IDV (15)] مشابه می باشند. بنابراین، استفاده از یک نمودار (در این اثر از نمودار کنترل T2 استفاده می کنیم)، کافی نیست. اجرای همزمان چندین نمودار کنترل، قابلیت اطمینان آشکارسازی را تقویت خواهد کرد.

جدول 3. خطاهای مشخص فرایند Tennessee Eastman

متغیر	شرح	نوع
IDV(1)	نسبت تغذیه A / C، ترکیب ترکیب B (جریان 4)	مرحله
IDV(2)	ترکیب B، A / C نسبت ثابت (جریان 4)	مرحله
IDV(3)	دمای D (جریان 2)	مرحله
IDV(4)	دمای ورودی خنک کننده راکتور خنک کننده	مرحله
IDV(5)	دمای ورودی خنک کننده خنک کننده	مرحله
IDV(6)	از دست دادن خوراک (جریان 1)	مرحله
IDV(7)	افت فشار هدر در دسترس بودن (جریان 4)	مرحله
IDV(8)	ترکیب A، B، C (جریان 4)	تنوع تصادفی
IDV(9)	دمای غذای D (جریان 2)	تنوع تصادفی
IDV(10)	دمای خوراک C (جریان 4)	تنوع تصادفی
IDV(11)	دمای ورودی خنک کننده راکتور خنک کننده	تنوع تصادفی
IDV(12)	دمای ورودی خنک کننده خنک کننده	تنوع تصادفی
IDV(13)	سینتیک واکنش	رانش آهسته
IDV(14)	شیر آب خنک کننده راکتور	چسبیده
IDV(15)	دریچه ی خنک کننده ی کندانسور	چسبیده



تصویر 3. قابلیت اطمینان تشخیص

- تشخیص

این وظیفه توسط DANNA تحقق می یابد. زمانیکه پیامی را از MCCEA دریافت می کند مبنی بر اینکه فرایند پایدار نیست، شبکه عصبی را با استفاده از MLP و با هدف یافتن خطایی که در فرایند ظاهر می شود، ایجاد می کند. در پاراگراف بعدی، تشخیص حاصل از DANNA را نشان داده و به ارزیابی نتایج حاصل و نتایج طبقه بندی کننده های دیگر خواهیم پرداخت که در آثار آمده اند.

تشخیص خطاهای شناخته شده در مسئله Tennessee Eastman

تشخیص تمام خطاها را اجرا کرده ایم، یعنی خطاهای IDV (1) to IDV (15) در TEP که در تصویر 4 نشان داده شده است. شبکه عصبی استفاده شده، MLP سه لایه است:

- لایه ورودی حاوی 53 نورون که پارامترهای فرایند را نشان می دهد
- لایه پنهان که حاوی 34 نورون (تعداد نورون های لایه ورودی + تعداد نورون های لایه خروجی / 2) است
- لایه خروجی حاوی 15 نورون است که خطاهای فرایند را نشان می دهد

جدول 4، مقایسه بین تشخیص تحقق یافته توسط DANNA و برخی رویکردهای پیشنهادی دیگر جهت تشخیص خطاهای TEP را نشان می دهد. (Sylvain (2007) از شبکه بیزی برای طبقه بندی استفاده کرد؛ با این حال، Li and Xiao (2011) PC1DARMF روش طبقه بندی الگوی نظارتی است که از فیلتر مورفولوژیکی منظم و سازگار تک بُعدی استفاده می کند.

تشخیص IDV (4), IDV(9), IDV(11) در TEP

مشکل ترین خطاهایی که قرار است در TEP طبقه بندی شوند عبارتند از: IDV (4), IDV (9) and IDV (15). شبکه عصبی ایجاد شده، متشکل از 53 نورون (پارامترهای TEP) در لایه ورودی، 28 نورون در لایه پنهان و 3

نورون در لایه خروجی است. جدول 5 نرخ طبقه بندی تصحیح خطاهای IDV (4), IDV (9) and IDV (15) TEP را نشان می دهد. این جدول، مقایسه بین تشخیص DANNA و رویکردی است که توسط El-Ferchichi (2013) پیشنهاد شده است.

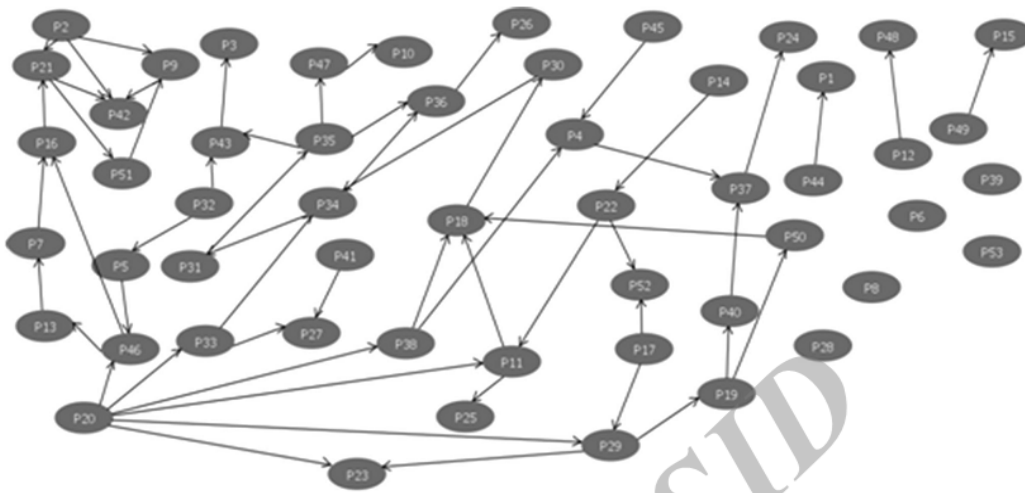
IBNA مسئول تحقق وظیفه شناسایی، با استفاده از شبکه بیزی است. IBNA گزارشی درباره خطایی دریافت می کند که در فرایند DANNA ظاهر شده است. Sylvain (2007) از تجزیه علی T2 برای توسعه شبکه بیزی استفاده کرد. تصویر 4، شبکه بیزی را نشان می دهد که با عملکرد نرمال فرایند ایجاد شده است. سرعت آلام کاذب 0.005 را در نظر می گیریم. IBNA مشاهده ای را بکار می گیرد که خطا را نشان می دهد و سپس متغیرهایی را می یابد که در خطا دخیل هستند. متغیرهای درگیر در خطا، مقدار احتمال کمتر از 0.995 را دارند. از 240 مشاهده IDV(5) بهره می گیریم که بصورت IDV(4) طبقه بندی شده است. IBNA دو متغیری را آشکار می سازد که عبارتند از (XMEAS21) and (XMV11). IBNA شناسایی متغیر را به RA ارسال می کند.

جدول 4. سرعت طبقه بندی 15 خطای شناخته شده در TEP

Faults	DANNA (%)	Sylvain (2007) (%)	PC1DARMF Li and Xiao (2011) (%)
IDV(1)	97.01	97.5	30
IDV(2)	95.34	98.125	95
IDV(3)	82.10	22	0.00
IDV(4)	97.34	82.375	25
IDV(5)	96.67	98	100
IDV(6)	100	100	65
IDV(7)	97.67	100	0.00
IDV(8)	100	97	5
IDV(9)	79.06	22.625	0.00
IDV(10)	71.42	86.875	15
IDV(11)	69.1	75.5	0.00
IDV(12)	96.67	98.25	5
IDV(13)	100	76.125	5
IDV(14)	93.02	98.75	5
IDV(15)	92.69	23.5	0.00

جدول 5. سرعت طبقه بندی IDV(4), IDV (9), IDV (15) در TEP

Faults	DANNA (%)	El-Ferchichi (2013) (%)
IDV(4)	97.34	67.37
IDV(9)	100	66.25
IDV(15)	100	33.75



تصویر 4. شبکه بیزی که در توسعه IBNA استفاده می شود

- پیکربندی مجدد

R گزارش IBNA را دریافت می کند که حاوی شنایایی متغیرهایی است که باعث ناپایداری فرایند می شوند. متغیرهای شناسایی شده در مثال ما عبارتند از (XMEAS21) and (XMV11). RA در می یابد که: متغیر (XMV11) جریان خنک سازی مایع به کندانسور را نشان می دهد در حالیکه متغیر (XMEAS21) دمای مایع خنک سازی در خروجی راکتور را نشان می دهد. در نتیجه، این دو متغیر در خطای (5) IDV دخیل بودند، بنابراین، خطایی که در فرایند ظاهر شد، (5) IDV است نه (4) IDV. این خطا، طرح پیکربندی مجدد را به اپراتور پیشنهاد می دهند. توسعه این عامل، نیازمند دانش افراد متخصصی است که ما برای یافتن طرح پیکربندی مجدد ایده آل از آنها استفاده خواهیم کرد.

نتیجه گیری

رویکردی با چندین هوشمندی، در این مقاله برای نظارت بر فرایند چندمتغیری پیشنهاد شده است. در این رویکرد، از ابزار کامل برای تحقق هر وظیفه نظارت بر فرایند پیچیده استفاده می کنیم. از نمودارهای کنترل چندمتغیری برای وظیفه آشکارسازی استفاده می کنیم. از طبقه بندی کننده شبکه عصبی، با الگوریتم MLP، برای وظیفه تشخیص بهره می گیریم. برای وظیفه شناسایی، از شبکه بیزی بهره می گیریم که توسط Sylvain (2007) پیشنهاد شده است. بعلاوه، برای کمک به اپراتورهایی که در زمینه موردنظر تخصص ندارند، برای تحقق اقدامات تصحیحی فرایند، توسعه سیستم تخصصی را برای وظیفه پیکربندی مجدد پیشنهاد می دهیم. برای

تسهیل استفاده از رویکرد پیشنهادی با بازده بالا، سیستم های فرعی و مختلف پیشنهادی را (آشکارسازی، تشخیص، شناسایی و پیکربندی مجدد) در یک سیستم یکپارچه می سازیم که سیستم چندعاملی است. مدل پیشنهادی براساس فرایند چندمتغیری (فرایند Tennessee Eastman) ارزیابی شده است.

از نتایج شبیه سازی در می یابیم که طبقه بندی کننده پیشنهادی، در مقایسه با برخی آثار اعمالی بر فرایند Tennessee Eastman، نتایج خوبی میدهد. بعلاوه، رویکرد پیشنهادی، برای هر کدام از وظایف نظارت بر فرایند، نتایج خوبی می دهد. در مطالعه موردی، دیدیم که آشکارسازی برخی خطاها مشکل است؛ اثر آینده ما بر توسعه وظیفه آشکارسازی تاکید خواهد داشت. عامل پیکربندی مجدد، وظایف پیکربندی مجدد را برای خطاهای شناخته شده تحقق می بخشد و ما بر افزودن طرح پیکربندی مجدد در موردی تاکید خواهیم داشت که خطای جدیدی در فرایند ظاهر شود.

References

- Alt FB, Kotz NL, Johnson C (1985) R, Read multivariate quality control. *Encycl Stat Sci* 6:111-122
- Assareh H, Noorossana R, Mengersen K-L (2013) Bayesian change point estimation in poisson-based control charts. *J Ind Eng Int* 9:32
- Dhillon B (2005) Reliability, quality, and safety for engineers. CRC Press, Boca Raton
- Downs JJ, Vogel EF (1993) A plant-wide industrial process control problem. *Comput Chem Eng* 17(3):245-255
- Ehsan B, Sadigh R (2014) Economic design of Hotellings T^2 control chart on the presence of fixed sampling rate and exponentially assignable causes. *J Ind Eng Int* 10:229-238
- El-Ferchichi S (2013) Ph.d. Thesis: selection and extraction of attributes for classification problem, National School of engineering of Tunis
- Friedman N (2000) Using Bayesian networks to analyze expression data. *J Comput Biol* 7(3-4):601-620
- Hotelling H (1947) Multivariate quality control. In: Eisenhart C, Hastay MW, Wallis WA (eds) *Techniques of statistical analysis*. McGraw-Hill, New York, pp 111-184
- Jing L, Jionghua J, Jianjun S (2008) Causation-based T^2 decomposition for multivariate process monitoring and diagnosis. *J Qual Technol* 40(1):1-13
- Kononenko I (1991) Semi-naive bayesian classifier, proceeding of the European working session on learning on machine learning, pp 206-219
- Li H, Xiao D (2011) Fault diagnosis of Tennessee Eastman process using signal geometry matching technique. *J Adv Signal Proc* (83). doi:10.1186/1687-6180-2011-83
- Li J, Shi J, Satz D (2006) Modelling and analysis of disease and risk factors through learning Bayesian network from observational data, Technical report
- Li J, Shi J (2007) Knowledge discovery from observational data for process control using causal Bayesian networks. *IIE Trans* 39(6):681-690
- Lowry CA, Woodall WH, Champ CW, Rigdon SE (1992) A multivariate exponentially weighted moving average control chart. *Technometrics* 34(1):46-53
- Mani S, Cooper GF (1999) A study in causal discovery from population-based infant birth and death records. In: *Proceeding of the AMIA annual fall symposium*. Philadelphia, pp 315-319
- Page ES (1954) Continuous inspection schemes. *Biometrika* 41:100115
- Pignatiello J, Rungger G (1990) Comparisons of multivariate cusum charts. *J Qual Technol* 22(3):173186
- Roberts SW (1959) Control chart tests based on geometric moving averages. *Technometrics* 1(3):239250
- Stamatis DH (2003) Failure mode and effect analysis: FMEA from theory to execution. ASQ Quality Press, Milwaukee
- Sylvain V (2007) Diagnostic et surveillance des processus complexes par réseaux bayesiens. (Diagnosis and monitoring of complex process using bayesian networks), doctoral thesis, University of Angers, French
- Venkatasubramanian V, Rengaswamy R, Yin K, Kavuri S (2003) A review of process fault detection and diagnosis, part I: quantitative model-based methods. *Comput Chem Eng* 27(3):293-311
- Vijayababu V, Rukmini V-K (2014) Economic design of \bar{x} -bar control charts considering process shift distributions. *J Ind Eng Int* 10:163171
- Xia P (2015) Horizontal cumulative variance chart: A quality control scheme monitoring shifts in process variation. *Int J Ind Syst Eng*
- Yu-Chang L, Chao-Yu C, Chung-Ho C (2015) Robustness of the EWMA median control chart to non-normality. *Int J Ind Syst Eng*

برای خرید فرمت ورد این ترجمه، بدون واتر مارک، اینجا کلیک نمائید.

این مقاله، از سری مقالات ترجمه شده رایگان سایت ترجمه فا میباشد که با فرمت PDF در اختیار شما عزیزان قرار گرفته است. در صورت تمایل میتوانید با کلیک بر روی دکمه های زیر از سایر مقالات نیز استفاده نمایید:

لیست مقالات ترجمه شده ✓

لیست مقالات ترجمه شده رایگان ✓

لیست جدیدترین مقالات انگلیسی ISI ✓

سایت ترجمه فا ؛ مرجع جدیدترین مقالات ترجمه شده از نشریات معتبر خارجی