International Journal of Industrial Engineering & Production Management (2014)

May 2014, Volume 25, Number 1
pp. 123-129

http://IJIEPM.iust.ac.ir/

"Technical Note"

A Novel Method for Monitoring Autocorrelated Simple Liner Profiles

P. Soleimani & R. Noorossana*

Paria Soleimani, *Department of Industrial Engineering, South Tehran Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran*
Rasoul Noorossana, *Industrial Engineering Department, Iran University of Science and Technology, Tehran, Iran*

Keywords

Profile, Variable Transformation, Autocorrelation, Average Run Length (ARL),

ABSTRACT

In recent years, as well as univariate and multivariate statistical process control techniques, profile monitoring has been attracted a great deal of attention of many researchers. A profile is a function between response and independent variables that is monitored during the time. There are some assumptions in different monitoring methods. One of the most important assumptions in most of the procedures is independence of residuals. Violation of this assumption can impress the performance of the most of the methods seriously. Many researchers attempted to eliminate or reduce these effects. In this paper we propose a new method of monitoring of auto correlated linear profile in phase II. The performance of our method has been evaluated by using simulation study and ARL criteria and compared with proposed similar methods.

© 2014 IUST Publication, IJIEPM. Vol. 25, No. 1, All Rights Reserved

* **Corresponding author. Rasoul Noorossana**
Email: *Rassoul@iust.ac.ir*

[Downloaded from www.iust.ac.ir on 2024-09-16]

نشـــریه بین المللـــی مهنـــدسی صنـــایع و مدیـــریت تولیـــد

شمـــاره ۱، جلـــد ۲۵، خـــرداد ۱۳۹۳
صفحـــه ۱۲۹-۱۲۴

نشریه بین المللی مهندسی صنایع و مدیریت تولید دانشگاه علم و صنعت ایران

ISSN: 2008-4870

http://IJIEPM.iust.ac.ir/

"یادداشت فنی"

رفع خودهمبستگی درون پروفایل‌های خطی با استفاده از روشی نوین در تبدیل متغیرها

پریا سلیمانی و رسول نورالسناء*

کلمات کلیدی

پروفایل، خودهمبستگی،
تبدیل متغیرها،
متوسط طول دنباله(ARL)

چکیده:

در سالهای اخیر درکنار تکنیکهای کنترل کیفیت یک یا چند متغیره، پایش پروفایل‌ها موردتوجه محققان وکاربران بسیاری قرارگرفته‌است. یک پروفایل رابطه بین متغیرپاسخ و متغیرمستقل است که در طول زمان کنترل می‌گردد. در بکارگیری روشهای پایش پروفایل‌ها همواره فرضیاتی موردنظر قرار دارد، یکی از مهمترین این فرضیات استقلال باقیمانده‌ها است، عدم برقراری این فرض برعملکرد بیشتر روشها به شدت اثرگذار است. محققان بسیاری سعی در رفع یا کاهش این اثرات داشته‌اند. در این مقاله راهکاری جدید جهت پایش پروفایل‌های خطی خودهمبسته در فاز۲ پیشنهادشده‌است و عملکرد آن به وسیله مطالعات شبیه‌سازی و شاخص متوسط طول دنباله(ARL)، با روشهای مشابه ارائه شده، مقایسه گردیده‌است.

۱. مقدمه

در سالهای اخیر مطالعات زیادی در زمینه پایش پروفایل‌ها صورت‌گرفته‌است. محققان بسیاری تلاش نموده‌اند تا جنبه‌های مختلف تکنیکهای پایش پروفایل‌ها را بررسی نمایند. پس از آنکه کنگ و آلباین[۱] و کیم و همکاران[۲] روشهایی جهت پایش پروفایل‌های ساده خطی ارائه نمودند، گوپتا وهمکاران[۳] عملکرد روش کیم و همکاران[۲] را بررسی‌کردند. زو و همکاران[۴] و محمود وهمکاران[۵] روشهایی جهت شناسایی نقطه تغییر در پروفایل‌ها ارائه دادند.کولوزیمو و همکاران[۶] آنالیز مولفه‌های اصلی(PCA) را برای پایش پروفایل‌ها استفاده‌نمودند. زو وهمکاران[۷] روشهای ناپارامتری را در پایش پروفایل‌ها بکاربردند.

مولفان زیادی مانند دینگ وهمکاران[۸]، موگورزا وهمکاران[۹]، ویلیامز وهمکاران[۱۰] و واقفی و همکاران[۱۱] پروفایلهای غیرخطی را بررسی کردند. کاظم‌زاده و همکاران[۱۲] روشهایی جهت پایش پروفایل‌های چندجمله‌ای درفازیک پیشنهادنمودند. نورالسنا و همکاران[۱۳] اثر نرمال نبودن داده‌ها را در پایش پروفایل‌ها بررسی‌کردند. راهکارهایی جهت رفع خودهمبستگی در پروفایل‌ها توسط جنسن و همکاران [۱۴و۱۵]، نورالسنا و همکاران[۱۶]، سلیمانی و همکاران [۱۷و۱۸و۱۹] و کاظم‌زاده وهمکاران[۲۰] بررسی‌شده‌است. نورالسنا و همکاران [۲۱و۲۲]، ایوزیان و همکاران[۲۳] و زو و همکاران[۲۴] تکنیکهایی جهت پایش پروفایل‌های چند متغیره ارائه‌نمودند.

در مدلهای رگرسیون پایه فرض می‌شود که عبارت باقیمانده متغیرهای تصادفی ناهمبسته ونیز متغیرهای نرمال مستقل باشند در حالیکه بسیاری از کاربردهای تجاری و اقتصادی رگرسیون شامل داده‌های سری‌زمانی است، برای چنین داده‌هایی فرضیه باقیمانده‌های مستقل یا ناهمبسته اغلب مناسب نمی‌باشد و معمولا عبارات باقیمانده در طول زمان به صورت مثبت همبسته می‌باشند.

تاریخ وصول: ۹۰/۶/۳۰
تاریخ تصویب: ۹۱/۴/۱۷

پریا سلیمانی، استادیار دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران جنوب ،دانشکده مهندسی صنایع p_soleimani@azad.ac.ir
*نویسنده مسئول مقاله: **دکتر رسول نورالسناء**، استاد دانشکده مهندسی صنایع دانشگاه علم وصنعت ایران، Rassoul@iust.ac.ir

[Downloaded from www.iust.ac.ir on 2024-09-16]

در این مقاله جهت رفع خودهمبستگی درون پروفایل‌های خطی در فاز۲ راهکاری ارائه‌شده‌است. در بخش دوم مقاله مدل خودهمبستگی درون پروفایل خطی نشان‌شده‌است. در بخش سوم روش رفع خودهمبستگی شرح‌داده‌شده و در بخش چهارم عملکرد روش پیشنهادی ارزیابی و با روشهای مشابه موجود مقایسه-گردیده‌است. در بخش پایانی نتایج مباحث مطرح‌شده، ارائه‌شده-است.

۲. مدل باقیمانده‌های خودهمبسته نوع یک AR(1)

درحالت کلی مدل پروفایل خطی ساده هنگامی که باقیمانده‌ها از یک فرایند خودهمبسته نوع یک پیروی می‌کنند برای مشاهده iام نمونه تصادفی jام عبارت است از:

$$\begin{aligned} y_{ij} &= A_0 + A_1 x_i + \varepsilon_{ij} \\ \varepsilon_{ij} &= \rho\varepsilon_{(i-1)j} + u_{ij} \end{aligned} \qquad i=1,2,\ldots,n \quad j=1,2,\ldots \qquad (۱)$$

در حالیکه ρ ضریب خودهمبستگی است و $|\rho|<1$ و u_{ij} متغیرهای تصادفی مستقل هستند که دارای توزیع نرمال با میانگین صفر و واریانس σ^2 می‌باشند. همانطور که دیده‌می‌شود باقیمانده‌های نمونهjام (ε_j) در این مدل خودهمبسته‌اند، اما همچنان دارای میانگین صفر و واریانس ثابت هستند.

$$\begin{aligned} &E(\varepsilon_j) = 0 \\ &\sigma^2\{\varepsilon_j\} = \frac{\sigma^2}{1-\rho^2} \end{aligned} \qquad (۲)$$

ماتریس واریانس وکواریانس باقیمانده‌ها برای مدل پروفایل‌های خودهمبسته نوع یک عبارت است از:

$$\Sigma_{n\times n} = \begin{bmatrix} k & k\rho & k\rho^2 & \cdots & k\rho^{n-1} \\ k\rho & k & k\rho & \cdots & k\rho^{n-2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ k\rho^{n-1} & k\rho^{n-2} & k\rho^{n-3} & \cdots & k \end{bmatrix} \qquad (۳)$$

به طوریکه $k = \frac{\sigma^2}{1-\rho^2}$.

هنگامیکه باقیمانده‌ها در پروفایل خطی خودهمبسته باشند، استفاده از روش حداقل مربعات معمول، اثرات مهمی را منجر می-شود. برای اطلاع بیشتر از اثر خودهمبستگی بر پایش پروفایل‌ها به مطالعات نورالسنا وهمکاران [۲۵و۲۶] و سلیمانی وهمکاران[۲۷] مراجعه شود.

به طور کلی وجود خودهمبستگی(AR(1 مثبت در باقیمانده‌ها سبب افزایش قابل توجه علائم هشدار اشتباه (افزایش خطای نوعI) و وجود خودهمبستگی(AR(1 منفی منجر به کاهش توانایی شناسایی تغییرات (افزایش خطای نوعII) می‌گردد. روشها و آزمونهای مختلفی برای بررسی خودهمبستگی توسعه داده‌شده-است. علاوه برآزمون دوربین و واتسون(DW)،[۲۸] که به طورگسترده استفاده می‌شود، تابع خودهمبستگی(ACF)، باکس وجنکینز [۲۹] نیز از روشهای رایج در بررسی خودهمبستگی نوع یک است.

۳.روش رفع خودهمبستگی

یکی از روشهای رفع خودهمبستگی در باقیمانده‌ها استفاده از متغیرهای تبدیل‌یافته است. تاکنون برای رفع خودهمبستگی روشهای مختلفی براساس متغیرهای تبدیل‌یافته توسعه داده‌شده-است. روش ارائه‌شده در این مقاله بکارگیری تبدیل شوموی[۳۰] در پروفایل ساده خطی وخودهمبستگی(AR(1 است اما قابلیت تعمیم به حالتهای مختلف خودهمبستگی و پروفایل چندگانه را نیز دارد.

هنگامیکه ماتریس واریانس کوواریانس باقیمانده‌ها ($\sum$) معلوم باشد (فاز۲)، اگر بتوان ماتریس تبدیل H را یافت به طوریکه

$$H\sum H^T = \sigma^2 I \qquad (۴)$$

در حالیکه $I_{n\times n}$ یک ماتریسIdentity است، در اینصورت می‌توان مدل پروفایل تبدیل‌یافته را برای نمونه تصادفیjام به شکل زیر درنظرگرفت وقتیکه $A=[A_0, A_1]^T$ و $X=[1 \quad X]$.

$$\begin{aligned} Hy_j &= HXA + H\varepsilon_j \\ y'_j &= ZA + U_j \end{aligned} \qquad (۵)$$

بنابراین متغیرهای مدل جدید $y'_j = Hy_j$ و $Z=HX$ است. U_j بردار خطاهای تصادفی مستقل با ماتریس واریانس کوواریانس $\sigma^2 I$ است. حال با بکاربردن روش حداقل مربعات برای تخمین $A_u=[A_{0u}, A_{1u}]^T$ داریم:

$$\begin{aligned} \hat{A}_u &= (Z^T Z)^{-1} Z^T y'_j \\ &= (X^T H^T HX)^{-1} X^T H^T H y_j \\ &= (X^T \Sigma^{-1} X)^{-1} X^T \Sigma^{-1} y_j \end{aligned} \qquad (۶)$$

زیرا $\sigma^2 \Sigma^{-1} = H^T H$.

برای بدست‌آوردن ماتریس H می‌توان از روش Cholesky Decomposition استفاده نمود.

[Downloaded from www.iust.ac.ir on 2024-09-16]

از آنجاییکه U_j بردار خطاهای مستقل می‌باشد بنابراین با استفاده ازمتغیر تبدیل‌یافته (y'_j)و متغیر مستقل جدید Z مدل(۵) یک مدل پروفایل ساده خطی با باقیمانده‌های مستقل است. در نتیجه روشهای حداقل مربعات معمول خصوصیات بهینه خود را در این مدل دارا می‌باشند. برای بکارگیری مدل تبدیل‌یافته(۵) به طورکلی لازم است تا پارامترخودهمبستگی ρ که معمولا نامعلوم است تخمین‌زده‌شود، روشهای مختلفی برای تخمین ρ پیشنهادشده‌است از جمله روش Cochrane –Orcutt، روش Hidreth-Lu و روش First Differences. برای اطلاع بیشتر از این روشها به نتر[۳۱] رجوع شود.

۴. ارزیابی روش تبدیل پیشنهادی در رفع خودهمبستگی باقیمانده‌ها

جهت ارزیابی عملکرد روش پیشنهادشده، به مقایسه این راهکار و روش سلیمانی و همکاران[۱۷] پرداخته‌می‌شود. آنان درروش پیشنهادی خود متغیر x_i را به $(x_i-\rho x_{i-1})$و y_{ij} را به $(y_{ij}-\rho y_{i-1j})$ تبدیل کردند و نشان‌دادند اثر این تبدیل برروی پارامترهای پروفایل ساده خطی باعث رفع خودهمبستگی نوع یک در باقیمانده‌ها می‌شود.

همانطور که گفته شد چنانچه ماتریس واریانس‌کواریانس باقیمانده‌ها معلوم باشد، روش پیشنهادی این مقاله قابلیت تعمیم به حالتهای مختلف خودهمبستگی را دارا می‌باشد و محدود به مدل AR(1) بکارگرفته‌شده در روش سلیمانی و همکاران [۱۷] نیست. از آنجاییکه خودهمبستگی نوع یک حالت شناخته‌شده و متداول‌تری در مباحث خودهمبستگی است، ما در این مقاله ضمن حفظ کلیت روش پیشنهادی، توضیحات ارائه شده را به این حالت خاص معطوف می‌نماییم.

سلیمانی و همکاران[۱۷] در مقاله خود با بکارگیری تبدیل موردنظرشان، به ارزیابی عملکرد چهار روش برای پایش پروفایل-های ساده خطی در فاز۲ پرداختند. در بین روشهای پیشنهادی روش3-EWMA کیم وهمکاران[۲] به طورکلی عملکرد بهتری دارد، لذا ما نیز تبدیل پیشنهاد شده را بر روی روش 3-EWMA اعمال می‌کنیم تا قابل مقایسه با بهترین نتیجه ارائه شده توسط سلیمانی وهمکاران[۱۷] باشد. استفاده از روش تبدیل شرح داده شده در رفع اثرات خودهمبستگی، در سه حالت شیفت در عرض از مبدا، شیب و انحراف‌معیار مقایسه می‌گردد.

در رویکردکیم و همکاران[۲]، آنها ابتدا مقادیر متغیر مستقل x را کدکردند به گونه‌ای که میانگین مقادیر کد شده برابرصفرشود. در نتیجه کدکردن مقادیر x، برآوردکننده‌های حداقل مربعات شیب و عرض از مبدا برای هر نمونه، متغیرهای تصادفی مستقل هستند. ما نیز بعد از کدکردن مقادیر z، فرم جایگزین مدل اصلی در رابطه(۵) را به صورت زیر بدست آوردیم.

$$y''_{ij} = B_0 + B_1 z'_i + u_{ij} \qquad (۷)$$

به طوریکه $B_0 = A_{0u} + A_{1u}\bar{z}$, $B_1 = A_{1u}$ $z'_i = z_i - \bar{z}$, می‌باشند.

روش پیشنهاد شده توسط کیم و همکاران[۲] در فاز۲ برای کشف شیفت در پارامترهای مدل، استفاده از نمودارهای کنترل تک متغیره مجزا بود. آنها از نمودارهای EWMA برای پایش شیب، عرض از مبدا و پراکندگی خطاها استفاده نمودند. مشابه رویکرد آنان، در نمودار EWMA برای پایش عرض از مبدا (B_0) مدل (۷)، از برآوردکننده عرض از مبدا (b_{0j}) استفاده می‌شود تا آماره EWMA محاسبه گردد.

$$EWMA_I(j) = \theta b_{0j} + (1-\theta)EWMA_I(j-1) \qquad (۸)$$

به طوریکه $b_{0j} = \bar{y}''_j$ و $(0<\theta\le 1)$ ثابت هموارسازی و $EWMA(0) = B_0$.

یک هشدار خارج از کنترل داده می‌شود به محض اینکه $EWMA_I(j) < LCL$ یا $EWMA_I(j) > UCL$. حدود کنترل بالا و پایین نمودار به صورت زیر می‌باشد.

$$LCL = B_0 - L_I\sigma\sqrt{\frac{\theta}{(2-\theta)n}}, UCL = B_0 + L_I\sigma\sqrt{\frac{\theta}{(2-\theta)n}} \qquad (۹)$$

در رابطه (۹) $L_I > 0$ به گونه‌ای انتخاب می‌شود تا ARL تحت کنترل مشخصی بدست آید. در نمودار EWMA برای پایش شیب (B_1)، برآورد شیب b_{1j} استفاده می‌شود. آماره EWMA استفاده شده به صورت زیر است:

$$EWMA_S(j) = \theta b_{1j} + (1-\theta)EWMA_S(j-1) \qquad (۱۰)$$

به طوریکه $b_{1j} = \sum_{i=1}^{n} z'_i y''_{ij} / \sum_{i=1}^{n} (z'_i)^2$ و $EWMA_S(0) = B_1$.

حدود کنترل بالا و پایین نمودار به صورت زیر می‌باشند :

$$UCL = B_1 + L_S\sigma\sqrt{\frac{\theta}{(2-\theta)s_{xx}}} \qquad (۱۱)$$

$$LCL = B_1 - L_S\sigma\sqrt{\frac{\theta}{(2-\theta)s_{xx}}}$$

که $L_S > 0$ به گونه‌ای انتخاب می‌شود تا ARL تحت کنترل مشخصی بدست‌آید. از نمودار EWMA براساس رویکرد کرودر و همیلتون[۳۲] برای پایش پراکندگی خطا (σ^2) استفاده می-گردد. در این روش مقدار MSE_j (برآورده‌کننده

[Downloaded from www.iust.ac.ir on 2024-09-16]

معمول σ^2 براساس باقیمانده‌های مربوط به خط برازش شده در نمونه jام) آماره EWMA را تعریف می‌نماید.

$$EWMA_E(j) = \max\{\theta(MSE_j - 1) + (1-\theta)EWMA_E(j-1), \ln(\sigma_0^2)\} \quad (۱۲)$$

و $EWMA_E(0) = \ln(\sigma_0^2)$. در روش پیشنهادی توسط کیم و همکاران[۲]، فرض شده که σ_0^2 (مقدار تحت کنترل σ^2) برابر یک می‌باشد بنابراین $EWMA_E(0)$ =0. این روش هنگامی که $EWMA_E(j)$ بزرگتر از حد کنترل بالا می‌شود هشدارمی‌دهد. حدکنترل بالا به صورت زیر است :

$$UCL = L_E\sqrt{\frac{\theta Var(MSE_j)}{(2-\theta)}} \quad (۱۳)$$

به طوریکه $MSE_j = \sum_{i=1}^{n} e_{ij}^2 / n$ و $e_{ij} = y''_{ij} - B_0 - B_1 z'_i$ و $L_E > 0$ طوری انتخاب‌می‌شود تا ARL تحت کنترل مشخصی بدست‌آید.

$$Var(MSE_j) = Var[\sum_{i=1}^{n} e_{ij}^2/(n)] = \frac{1}{n^2}\sum_{i=1}^{n}\sigma^4 Var(e_{ij}/\sigma)^2 = \frac{\sigma^4}{n^2}\sum_{i=1}^{n} Var(\chi_1^2) = \frac{2\sigma^4}{n} \quad (۱۴)$$

برای توضیح بیشتر، در این قسمت به ارائه یک مثال پرداخته می‌شود.

۴-۱. مثال:

پروفایل خطی ساده مثال کنگ و آلباین[۱]، $Y=3+2*X+\varepsilon$ را درنظربگیرید با درنظرگرفتن مدل AR(1) در باقیمانده‌ها(ε) داریم:

$$y_{ij} = 3 + 2x_i + \varepsilon_{ij}$$
$$\varepsilon_{ij} = \rho\varepsilon_{(i-1)j} + u_{ij} \quad (۱۵)$$

همانند فرضیات مثال کنگ و آلباین[۱] بردارx ثابت درنظرگرفته‌شده‌است[8 6 4 2]=x. برای مقایسه نتایج با روش سلیمانی وهمکاران[۱۷]، ARL تحت کنترل ۲۰۰ منظور شده‌است، ضرایب حدود کنترل به کمک ۱۰۰۰۰ بار شبیه‌سازی تخمین زده‌شده‌است تا ARL موردنظر هریک از نمودارها تقریبا ۵۸۴ و ARL کل ۲۰۰ گردد.

درنتیجه ضرایب حدود کنترل برای حالت خودهمبستگی ضعیف ($\rho = .1$)، $L_E = 1.82,\ L_S = 2.86,\ L_I = 3.01$ و برای حالت خودهمبستگی‌قوی ($\rho = .9$)، $L_E = 1.37,\ L_S = 3.07,\ L_I = 1.54$ حاصل گردید. جدول۱ نتایج شبیه‌سازی ARL را برای شیفت در عرض‌ازمبدا نشان‌می‌دهد. برای هر دو حالت خودهمبستگی قوی و ضعیف، روش پیشنهادشده بهبود مناسبی را نسبت به روش سلیمانی و همکاران[۱۷] نشان‌می‌دهد به خصوص برای شیفتهای بزرگ این بهبود قابل توجه می‌باشد.

در جدول۲ نتایج شبیه‌سازی برای شیفت در شیب ارائه‌شده‌است. همانطور که ملاحظه‌می‌شود روش پیشنهادی برای هر دو حالت خودهمبستگی و درکلیه مقادیر شیفت، نسبت به روش سلیمانی و همکاران[۱۷] عملکرد بهتر یا مشابهی را نشان‌می‌دهد. جدول۳ نتایج شبیه‌سازی ARL را برای شیفت در انحراف‌معیار نشان‌می‌دهد. بر اساس داده‌های این جدول برای کلیه مقادیر شیفت و برای هر دو حالت خودهمبستگی قوی وضعیف، روش سلیمانی وهمکاران[۱۷] عملکرد بهتری نسبت به روش پیشنهادی این مقاله دارد.

جدول۱. مقایسات شبیه‌سازی ARL در حالت شیفت در عرض از مبدا از A_0 به $A_0+\lambda\sigma$ در روش EWMA-3

Method	λ	0.2	0.4	0.6	0.8	1	1.2	1.4	1.6	1.8	2
سلیمانی وهمکاران۲۰۰۹	phi=.1	85.9	25.5	11.1	6.4	5.3	4.1	3.4	2.8	2.5	2.2
روش جدید		66.7	18.8	8.8	5.7	4.1	3.3	2.7	2.4	2.1	1.9
سلیمانی وهمکاران۲۰۰۹	phi=.9	196.0	185.0	180.0	167.0	150.0	130.0	115.0	100.0	86.0	74.0
روش جدید		153.5	86.1	47.0	27.8	17.7	12.8	9.8	7.8	6.6	5.6

جدول۲. مقایسات شبیه‌سازی ARL در حالت شیفت در شیب از A_1 به $A_1+\beta\sigma$ در روش EWMA-3

Method	β	0.025	0.05	0.075	0.1	0.125	0.15	0.175	0.2	0.225	0.25
سلیمانی وهمکاران۲۰۰۹	phi=.1	112.2	41.6	18.8	11.1	7.6	5.8	4.3	3.9	3.3	2.9
روش جدید		108.8	40.8	19.2	11.5	7.9	5.9	4.8	4.0	3.4	2.9
سلیمانی وهمکاران۲۰۰۹	phi=.9	174.0	132.0	86.0	57.0	37.0	26.0	19.0	15.0	12.0	10.0
روش جدید		173.3	126.9	81.9	53.2	34.3	24.1	17.7	13.9	11.2	9.2

[Downloaded from www.iust.ac.ir on 2024-09-16]

جدول۳. مقایسات شبیه‌سازی ARL در حالت شیفت در انحراف‌معیار از σ به $\gamma\sigma$ در روش EWMA-3

Method	γ	1.2	1.4	1.6	1.8	2	2.2	2.4	2.6	2.8	3
سلیمانی وهمکاران۲۰۰۹	phi=.1	29.6	10.3	5.8	4.0	3.1	2.5	2.2	1.9	1.8	1.6
روش جدید		53.0	19.4	9.3	5.7	4.0	3.1	2.5	2.2	1.9	1.7
سلیمانی وهمکاران۲۰۰۹	phi=.9	29.5	10.4	5.7	4.0	3.1	2.5	2.2	1.9	1.8	1.6
روش جدید		48.7	18.1	9.0	5.5	3.9	3.0	2.4	2.1	1.9	1.7

این مقاله، نتیجه بهتری نسبت به روش سلیمانی و همکاران[۱۷] در کشف شیفت در پارامترهای پروفایل نشان‌می‌دهد، در حالیکه روش سلیمانی و همکاران[۱۷] برای شناسایی شیفت در تغییرپذیری فرایند عملکرد مناسب‌تری دارد.

۵. نتیجه‌گیری

در این مقاله رویکردی نوین بر اساس روش تبدیل، برای رفع خودهمبستگی در پروفایلهای خطی در فاز۲ پیشنهادگردیده‌است. روش ارائه‌شده قابلیت کاربرد در حالتهای مختلف خودهمبستگی و پروفایهای خطی ساده و چندگانه را دارد. نتایج شبیه‌سازی ارائه-شده برای پروفایل ساده خطی و مدل خودهمبستگی(AR(1، بیانگر آنست که در مقایسه با روش‌های مشابه، این رویکرد به خصوص در کشف شیفت در پارامترهای رگرسیونی عملکرد قابل-توجهی دارد.

مراجع

[۱] نورالسنا رسول، سقایی عباس و سلیمانی پریا، « بررسی اثر خودهمبستگی برپایش پروفایل‌های خطی »، پنجمین کنفرانس بین‌المللی مهندسی صنایع ایران، تیرماه ۸۶– تهران.

[۲] نورالسنا رسول و سلیمانی پریا، « بکارگیری نمودار Cuscore در پایش پروفایلهای خطی خودهمبسته»، ششمین کنفرانس بین-المللی مهندسی صنایع ایران، اسفندماه ۸۷– تهران.

[3] Kang, L., Albin, S.L., "*On-line monitoring When the Process Yields a Linear Profile*", Journal of Quality Technology, Vol. 32, No. 4, 2000, pp.418–426.

[4] Kim, K., Mahmoud, M.A.,Woodall, W.H., "*On the Monitoring of Linear Profiles*". Journal of Quality Technology, Vol. 35, 2003, pp. 317–328.

[5] Gupta, S., Montgomery, D.C., Woodall, W.H., "*Performance Evaluation of Two Methods for Online Monitoring of Linear Calibration Profiles*". International Journal of Production Research 2006; Vol. 44, No. 10, pp. 1927–1942.

[6] Zou, C., Zhang, Y., Wang, Z., "*Control Chart Based on Change-Point Model for Monitoring Linear Profiles*". IIE Transactions, Vol. 38, No. 12, 2006, pp. 1093–1103.

[7] Mahmoud, M.A., Parker, P.A, Woodall, W.H., Hawkins, D.M., "*A Change Point Method for Linear Profile Data*". Quality and Reliability Engineering International, Vol. 23, No. 2, 2007, pp. 247–268.

[8] Colosimo, B.M., Pacella, M., "*On the Use of Principal Component Analysis to Identify Systematic Patterns in Roundness Profiles*". Quality and Reliability Engineering International, Vol. 23, 2007, pp. 707–725.

[9] Zou, C., Tsung, F., Wang, Z., "*Monitoring Profiles Based on Nonparametric Regression Methods*", Technometrics, Vol. 50, 2008, pp. 512-526.

[10] Ding, Y., Zeng, L., Zhou, S., "*Phase I Analysis for Monitoring Nonlinear Profiles in Manufacturing Processes*". Journal of Quality Technology, Vol. 38, No. 3, 2006, pp. 199–216.

[11] Moguerza, J.M., Muñoz, A., Psarakis, S., "*Monitoring Nonlinear Profiles using Support Vector Machines*". Lecture Notes in Computer Science 2007, 4789, pp. 574–583.

[12] Williams, J.D., Woodall, W.H., Birch, J.B., "*Statistical Monitoring of Nonlinear Product and Process Quality [rofiles*". Quality and Reliability Engineering International, Vol. 23, No. 8, 2007, pp. 925–941.

[13] Vaghefi, S.A., Tajbakhsh, S.D., Noorossana, R., "*Phase II Monitoring of Nonlinear Profiles*". Communication in statistics-Theory and Methods,Vol. 38, 2009, pp. 1834-1851.

[14] Kazemzadeh, R.B., Noorossana, R., Amiri, A., "*Phase I Monitoring of Polynomial Profiles. Communications in Statistics-Theory and Methods*". Vol. 37, No. 10, 2008, pp. 1671–1686.

[15] Noorossana, R., Vaghefi, A., Dorri, M., "*Effect of Non-Normality on the Monitoring of Simple Linear Profiles*". Quality and Reliability Engineering International 2010; n/a. DOI: 10.1002/qre.1125.

[16] Jensen, W.A., Birch, J.B., Woodall, W.H.,

[Downloaded from www.iust.ac.ir on 2024-09-16]

"*Monitoring Correlation Within Linear Profiles using Mixed Models*". Journal of Quality Technology, Vol. 40, No. 2, 2008, pp. 167–183.

[17] Jensen, W.A., Birch, J.B., "*Profile Monitoring Via Nonlinear Mixed Model*". Journal of Quality Technology, Vol. 41, No. 1, 2009, pp. 18–34.

[18] Noorossana, R., Amiri, A., Soleimani, P., "*On the Monitoring of Autocorrelated Linear Profiles*". Communications in Statistics-Theory and Methods Vol. 37, No.3, 2008, pp. 425–442.

[19] Soleimani, P., Noorossana, R., Amiri, A., "*Simple Linear profiles Monitoring in the Presence of Within Profile Autocorrelation*". Computers and Industrial Engineering, Vol. 57, 2009, pp. 1015-1021.

[20] Soleimani, P., Noorossana, R., "*Monitoring of Autocorrelated Multivariate Simple Linear Profiles*". International J. Adv. Manufac. Technol., 167, 2013, pp.1857-1865.

[21] Soleimani, P., Noorossana, R., *"Monitoring Multivariate Simple Linear Profiles in the Presence of Between Profile Autocorrelation*". Communication in statistics - Theory and Methods, 43, 2014, pp.530-546.

[22] Kazemzadeh, R.B., Noorossana, R., Amiri, A., "*Phase II Monitoring of Autocorrelated Polynomial Profiles in AR(1) Processes*". International Journal of Science and Technology, Scientia Iranica, Vol. 17, No. 1, 2010, pp. 12-24.

[23] Noorossana, R., Eyvazian, M., Vaghefi, S.A., "*Phase II Monitoring of Multivariate Simple Linear Profiles*". Computers and Industrial Engineering, Vol. 58, 2010, pp. 563-570.

[24] Noorossana, R., Eyvazian, M., Amiri, A., Mahmoud, M.A., "*Statistical Monitoring of Multivariate Multiple Linear Regression Profiles in Phase I with Calibration Application*". Quality and Reliability Engineering International, Vol. 26, No. 3, 2010, pp. 291-303.

[25] Eyvazian, M., Noorossana, R., Saghaei, A., Amiri, A., "*Phase II Monitoring of Multivariate Multiple Linear Regression Profiles*". Quality and Reliability Engineering International 2010; DOI: 10.1002/ qre. 1119.

[26] Zou, C., Ning, X., Tsung, F., "*LASSO-Based Multivariate Linear Profile Monitoring*". Annals of Operations Research 2010; DOI: 10.1007/s10479-010-0797-8.

[27] Soleimani, P., Noorossana, R., Saghaeai, A., "*Effect of Qutocorrelation on the Performance of Linear Profiles*", Proceedings of the 37th International Conference on Computers and Industrial Engineering, October 20-23, 2007, Alexandria, Egypt.

[28] Durbin, J., Watson, G.S., "*Testing for Serial Correlation in Least Squares Regression.II*", Biometrika, Vol. 38, 1951, pp. 78-159.

[29] Box, G.E.P., Jenkins, G.M., Reinsel, G.C., *Time Series Analysis, Forecasting and control* (4thedn). John Wiley and Sons, 2008.

[30] Shumway, R.H., Stoffer, D.S., *Time Series Analysis and Its Applications with R Examples* (2ndedn). Springer Science, 2006.

[31] Neter, J., Wasserman, W., Kunter, H.M., "*Applied Linear Statistical Models*" (3rdedn). Richard D.Irwin Inc, 1990.

[32] Crowder, S.V., Hamilton, M.D., "*An EWMA for Monitoring a Process Standard Deviation*". Journal of Quality Technology, Vol. 24, 1992, pp. 12–21.

[Downloaded from www.iust.ac.ir on 2024-09-16]