



“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

"یادداشت فنی"

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

پریا سلیمانی و رسول نورالسناء*

چکیده:

در سالهای اخیر در کنار تکنیکهای کنترل کیفیت یک یا چند متغیره، پایش پروفایل‌ها مورد توجه محققان و کاربران بسیاری قرار گرفته است. 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 باقیماندها است، عدم برقراری این فرض بر عملکرد پیشتر روشها به شدت اثرگذار است. محققان بسیاری سعی در رفع یا کاهش این اثرات داشته‌اند. در این مقاله راهکاری جدید جهت پایش پروفایل‌های خطی خودهمبستگی در فاز ۲ پیشنهاد شده است و عملکرد آن به وسیله مطالعات شبیه‌سازی و شاخص متوسط طول دنباله (ARL)، با روش‌های مشابه ارائه شده، مقایسه گردیده است.

کلمات کلیدی:

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

۱. مقدمه

در سالهای اخیر مطالعات زیادی در زمینه پایش پروفایل‌ها صورت گرفته است. 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 و همکاران [۳] عملکرد روش کیم و همکاران [۲] را بررسی کردند. زو و همکاران [۴] و محمود و همکاران [۵] روش‌هایی جهت شناسایی نقطه تغییر در پروفایل‌ها ارائه دادند. کولوزیمو و همکاران [۶] آنالیز مولفه‌های اصلی (PCA) را برای پایش پروفایل‌ها استفاده نمودند. زو و همکاران [۷] روش‌های ناپارامتری را در پایش پروفایل‌ها بکاربردند.

مولفان زیادی مانند دینگ و همکاران [۸]، موگورزا و همکاران [۹]، ویلیامز و همکاران [۱۰] و واقفی و همکاران [۱۱] پروفایل‌های غیرخطی را بررسی کردند. کاظم‌زاده و همکاران [۱۲] روش‌هایی جهت پایش پروفایل‌های چندجمله‌ای در فازیک پیشنهاد نمودند. نورالسناء و همکاران [۱۳] اثر نرمال نبودن داده‌ها را در پایش پروفایل‌ها بررسی کردند. راهکارهایی جهت رفع خودهمبستگی در پروفایل‌ها توسط جنسن و همکاران [۱۴] و کاظم‌زاده همکاران [۱۵]، سلیمانی و همکاران [۱۶] و [۱۷] و [۱۸] و [۱۹] و همکاران [۲۰] بررسی شده است. نورالسناء و همکاران [۲۱] و [۲۲] و [۲۳] و [۲۴] تکنیکهایی جهت پایش پروفایل‌های چند متغیره ارائه نمودند. در مدل‌های رگرسیون پایه فرض می‌شود که عبارت باقیمانده متغیرهای تصادفی ناهمبسته و نیز 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 عموماً 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 و صنعت ایران, Rassoul@iust.ac.ir

نوع I) و وجود خودهمبستگی AR(1) منفی منجر به کاهش توانایی شناسایی تغییرات (افزایش خطای نوع II) می‌گردد. روشها و آزمونهای مختلفی برای بررسی خودهمبستگی توسعه داده شده است. علاوه بر آزمون دوربین و واتسون (DW)، که به طور گسترده استفاده می‌شود،تابع خودهمبستگی (ACF)، باکس و جنکنیز [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 داده شده است. روش ارائه شده در این مقاله بکارگیری تبدیل شوموی [۳۰] در پروفایل ساده خطی خودهمبستگی AR(1) است اما قابلیت تعمیم به حالتهای مختلف خودهمبستگی و پروفایل چندگانه را نیز دارد.

هنگامیکه ماتریس واریانس کوواریانس باقیمانده‌ها (\sum) معلوم باشد (فاز ۲)، اگر بتوان ماتریس تبدیل H را یافت به طوریکه

$$H \sum H^T = \sigma^2 I \quad (4)$$

در حالیکه $I_{n \times n}$ یک ماتریس Identity است، در اینصورت می‌توان مدل پروفایل تبدیل‌یافته را برای نمونه تصادفی Zام به شکل زیر درنظر گرفت و قطیکه $A = [A_0, A_1]^T$ و $X = [I \ X]$ داریم:

$$\begin{aligned} Hy_j &= HX + He_j \\ y'_j &= ZA + U_j \end{aligned} \quad (5)$$

بنابراین متغیرهای مدل جدید $y'_j = Hy_j$ و $Z = HX$ است. بردار خطاهای تصادفی مستقل با ماتریس واریانس کوواریانس $\sigma^2 I$ است. حال با بکاربردن روش حداقل مربعات برای تخمین A_u داریم:

$$\begin{aligned} \hat{A}_u &= (Z^T Z)^{-1} Z^T y'_j \\ &= (X^T H^T H X)^{-1} X^T H^T H y_j \\ &= (X^T \Sigma^{-1} X)^{-1} X^T \Sigma^{-1} y_j \end{aligned} \quad (6)$$

زیرا $\sigma^2 \Sigma^{-1} = H^T H$.

برای بدست آوردن ماتریس H می‌توان از روش Cholesky Decomposition

در این مقاله جهت رفع خودهمبستگی درون پروفایل‌های خطی در فاز ۲ راهکاری ارائه شده است. در بخش دوم مقاله مدل خودهمبستگی درون پروفایل خطی نشان شده است. در بخش سوم روش رفع خودهمبستگی شرح داده شده و در بخش چهارم عملکرد روش پیشنهادی ارزیابی و با روش‌های مشابه موجود مقایسه گردیده است. در بخش پایانی نتایج مباحث مطرح شده، ارائه شده است.

۲. مدل باقیمانده‌های خودهمبسته نوع یک (AR(1))

در حالت کلی مدل پروفایل خطی ساده هنگامی که باقیمانده‌ها از یک فرایند خودهمبسته نوع یک پیروی می‌کنند برای مشاهده نام نمونه تصادفی Zام عبارت است از:

$$\begin{aligned} y_{ij} &= A_0 + A_i x_i + \varepsilon_{ij} & i = 1, 2, \dots, n \quad j = 1, 2, \dots \end{aligned} \quad (1)$$

$$\varepsilon_{ij} = \rho \varepsilon_{(i-1)j} + u_{ij}$$

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 دیده می‌شود باقیمانده‌های نمونه Zام در این مدل خودهمبسته شاند، اما همچنان دارای میانگین صفر و واریانس ثابت هستند.

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

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

$$\Sigma_{n \times n} = \begin{bmatrix} k & k\rho & k\rho^2 & \dots & k\rho^{n-1} \\ k\rho & k & k\rho & \dots & k\rho^{n-2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ k\rho^{n-1} & k\rho^{n-2} & k\rho^{n-3} & \dots & k \end{bmatrix} \quad (3)$$

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 می‌شود. برای اطلاع بیشتر از اثر خودهمبستگی بر پایش پروفایل‌ها به مطالعات نورالسناء و همکاران [۲۵ و ۲۶] و سلیمانی و همکاران [۲۷] مراجعه شود.

به طور کلی وجود خودهمبستگی AR(1) مثبت در باقیمانده‌ها سبب افزایش قابل توجه علائم هشدار اشتباه (افزایش خطای

ما نیز بعد از کدکردن مقادیر Z فرم جایگزین مدل اصلی در رابطه(۵) را به صورت زیر بدست آوردیم.

$$y''_{\bar{y}} = B_0 + B_1 z'_i + u_{\bar{y}} \quad (7)$$

به طوریکه $B_0 = A_{0u} + A_{1u} \bar{z}$, $B_1 = A_{1u}$, $z'_i = z_i - \bar{z}$, $u_{\bar{y}}$ می‌باشد. روش پیشنهاد شده توسط کیم و همکاران [۲] در فاز ۲ 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 خطها استفاده نمودند. مشابه رویکرد آنان، در نمودار EWMA برای پایش عرض از مبدا (B_0) مدل (۷)، از برآورد کننده عرض از مبدا (b_{0j}) استفاده می‌شود تا آماره EWMA محاسبه گردد.

$$EWMA_t(j) = \theta b_{0j} + (1-\theta)EWMA_t(j-1) \quad (8)$$

به طوریکه $b_{0j} = \bar{y}''_{\bar{y}}$ و $(0 < \theta \leq 1)$ ثابت هموارسازی و $EWMA(0) = B_0$. یک هشدار خارج از کنترل داده می‌شود به محض اینکه $EWMA_t(j) > UCL$ یا $EWMA_t(j) < LCL$. حدود کنترل بالا و پایین نمودار به صورت زیر می‌باشد.

$$LCL = B_0 - L_s \sigma \sqrt{\frac{\theta}{(2-\theta)n}}, UCL = B_0 + L_s \sigma \sqrt{\frac{\theta}{(2-\theta)n}} \quad (9)$$

در رابطه (۹) $L_s > 0$ 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:

$$EWMA_s(j) = \theta b_{1j} + (1-\theta)EWMA_s(j-1) \quad (10)$$

به طوریکه $EWMA_s(0) = B_1$, $b_{1j} = \sum_{i=1}^n z'_i y''_{\bar{y}} / \sum_{i=1}^n (z'_i)^2$ و حدود کنترل بالا و پایین نمودار به صورت زیر می‌باشد:

$$UCL = B_1 + L_s \sigma \sqrt{\frac{\theta}{(2-\theta)s_{xx}}} \quad (11)$$

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

که $L_s > 0$ به گونه‌ای انتخاب می‌شود تا ARL تحت کنترل مشخصی بدست آید. از نمودار EWMA براساس رویکرد کرودر و همیلتون [۳۲] برای پایش پراکندگی خط (σ^2) استفاده می‌گردد. در این روش مقدار MSE_j (برآورد کننده

از آنجاییکه U بردار خطاهای مستقل می‌باشد بنابراین با استفاده از متغیر تبدیل یافته (y') و متغیر مستقل جدید Z مدل (۵) یک مدل پروفایل ساده خطی با باقیماندهای مستقل است. در نتیجه روش‌های حداقل مربعات معمول خصوصیات بهینه خود را در این مدل دارا می‌باشند. برای بکارگیری مدل تبدیل یافته (۵) به طورکلی لازم است تا پارامتر خودهمبستگی ρ که معمولاً نامعلوم است تخمین‌زده شود، روش‌های مختلفی برای تخمین ρ پیشنهاد شده است از جمله روش Orcutt –Cochrane و Hidreth-Lu First Differences روش [۳۱] برای اطلاع بیشتر از این روشها به نظر رجوع شود.

۴. ارزیابی روش تبدیل پیشنهادی در رفع

خودهمبستگی باقیماندها

جهت ارزیابی عملکرد روش پیشنهادشده، به مقایسه این راهکار و روش سلیمانی و همکاران [۱۷] پرداخته‌می‌شود. آنان در روش پیشنهادی خود متغیر x_i را به $(x_i - \rho x_{i-1})$ و $y_{\bar{y}}$ را به $(y_{\bar{y}} - \rho y_{i-1})$ تبدیل کردند و نشان دادند اثر این تبدیل بر روی پارامترهای پروفایل ساده خطی باعث رفع خودهمبستگی نوع یک در باقیماندها می‌شود.

همانطور که گفته شد چنانچه ماتریس واریانس کواریانس باقیماندها معلوم باشد، روش پیشنهادی این مقاله قابلیت تعمیم به حالت‌های مختلف خودهمبستگی را دارد و محدود به مدل (۱) AR(1) بکارگرفته شده در روش سلیمانی و همکاران [۱۷] نیست. از آنجاییکه خودهمبستگی نوع یک حالت شناخته شده 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 پروفایل‌های ساده خطی در فاز ۲ پرداختند. در بین روش‌های پیشنهادی EWMA-3 کیم و همکاران [۲] به طورکلی عملکرد بهتری دارد، لذا ما نیز تبدیل پیشنهاد شده را بر روی روش EWMA-3 اعمال می‌کنیم تا قابل مقایسه با بهترین نتیجه ارائه شده توسط سلیمانی و همکاران [۱۷] باشد. استفاده از روش تبدیل شرح داده شده در رفع اثرات خودهمبستگی، در سه حالت شیفت در عرض از مبدا، شیب و انحراف معیار مقایسه می‌گردد.

در رویکرد کیم و همکاران [۲]، آنها ابتدا مقادیر متغیر مستقل X را کدکردن به گونه‌ای که میانگین مقادیر کد شده برابر صفر شود. در نتیجه کدکردن مقادیر X برآورد کننده‌های حداقل مربعات شیب و عرض از مبدا برای هر نمونه، متغیرهای تصادفی مستقل هستند.

$$\begin{aligned} y_{\bar{i}} &= 3 + 2x_i + \varepsilon_{\bar{i}} \\ \varepsilon_{\bar{i}} &= \rho \varepsilon_{(i-1)j} + u_{\bar{i}} \end{aligned} \quad (15)$$

همانند فرضیات مثال کنگ و آلباین [۱] بردار x ثابت درنظر گرفته شده است [۸]. برای مقایسه نتایج با روش سلیمانی و همکاران [۱۷]، ARL تحت کنترل ۲۰۰ منظور شده است، ضرایب حدود کنترل به کمک ۱۰۰۰۰ بار شبیه‌سازی تخمین زده شده است تا ARL موردنظر هریک از نمودارها تقریباً ۵۸۴ و ARL کل ۲۰۰ گردد.

درنتیجه ضرایب حدود کنترل برای حالت خودهمبستگی ضعیف ($\rho = .1$)، $L_s = 3.01$ ، $L_E = 2.86$ ، $L_t = 1.82$ و برای حالت خودهمبستگی قوی ($\rho = .9$)، $L_s = 1.54$ ، $L_E = 3.07$ ، $L_t = 1.37$ روش شبیه‌سازی ARL را برای شیفت در حاصل گردید. جدول ۱ نتایج شبیه‌سازی ARL را برای شیفت در عرض از مبدأ نشان می‌دهد. برای هر دو حالت خودهمبستگی قوی و ضعیف، روش پیشنهادشده بهبود مناسبی را نسبت به روش سلیمانی و همکاران [۱۷] نشان می‌دهد به خصوص برای شیفت‌های بزرگ این بهبود قابل توجه می‌باشد.

در جدول ۲ نتایج شبیه‌سازی برای شیفت در شب ارائه شده است. همانطور که ملاحظه می‌شود روش پیشنهادی برای هر دو حالت خودهمبستگی و در کلیه مقادیر شیفت، نسبت به روش سلیمانی و همکاران [۱۷] عملکرد بهتر یا مشابهی را نشان می‌دهد. جدول ۳ نتایج شبیه‌سازی ARL را برای شیفت در انحراف معیار نشان می‌دهد. بر اساس داده‌های این جدول برای کلیه مقادیر شیفت و برای هر دو حالت خودهمبستگی قوی و ضعیف، روش سلیمانی و همکاران [۱۷] عملکرد بهتری نسبت به روش پیشنهادی این مقاله دارد.

معمول σ^2 براساس باقیمانده‌های مربوط به خط برآش شده در نمونه j (اماره EWMA) را تعریف می‌نماید.

$$\begin{aligned} EWMA_E(j) &= \\ &= \max \left\{ \theta(MSE_j - 1) + (1 - \theta)EWMA_E(j-1), \ln(\sigma_0^2) \right\} \end{aligned} \quad (12)$$

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

$$UCL = L_E \sqrt{\frac{\theta Var(MSE_j)}{(2 - \theta)}} \quad (13)$$

به طوریکه $e_{\bar{i}} = y_{\bar{i}}'' - B_0 - B_1 z_i'$ و $MSE_j = \sum_{i=1}^n e_{\bar{i}}^2 / n$ طوری انتخاب می‌شود تا ARL تحت کنترل مشخصی بدست آید.

$$\begin{aligned} Var(MSE_j) &= Var[\sum_{i=1}^n e_{\bar{i}}^2 / (n)] = \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n \sigma^4 Var(e_{\bar{i}} / \sigma)^2 \\ &= \frac{\sigma^4}{n^2} \sum_{i=1}^n Var(\chi_i^2) = \frac{2\sigma^4}{n} \end{aligned} \quad (14)$$

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 در نظر بگیرید با درنظر گرفتن مدل AR(1) در باقیمانده‌ها (ε) داریم:

جدول ۱. مقایسات شبیه‌سازی ARL در حالت شیفت در عرض از مبدأ از $A_0 + \lambda\sigma$ به A_0 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 و همکاران [۲۰۹] روش جدید	phi=.1	85.9	25.5	11.1	6.4	5.3	4.1	3.4	2.8	2.5	2.2
		66.7	18.8	8.8	5.7	4.1	3.3	2.7	2.4	2.1	1.9
سلیمانی و همکاران [۲۰۹] روش جدید	phi=.9	196.0	185.0	180.0	167.0	150.0	130.0	115.0	100.0	86.0	74.0
		153.5	86.1	47.0	27.8	17.7	12.8	9.8	7.8	6.6	5.6

جدول ۲. مقایسات شبیه‌سازی ARL در حالت شیفت در شب از $A_0 + \beta\sigma$ به A_0 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 و همکاران [۲۰۹] روش جدید	phi=.1	112.2	41.6	18.8	11.1	7.6	5.8	4.3	3.9	3.3	2.9
		108.8	40.8	19.2	11.5	7.9	5.9	4.8	4.0	3.4	2.9
سلیمانی و همکاران [۲۰۹] روش جدید	phi=.9	174.0	132.0	86.0	57.0	37.0	26.0	19.0	15.0	12.0	10.0
		173.3	126.9	81.9	53.2	34.3	24.1	17.7	13.9	11.2	9.2

جدول ۳. 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 و همکاران ۲۰۰۹	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 و همکاران ۲۰۰۹	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

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 Profiles". 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.,

این مقاله، نتیجه بهتری نسبت به روشنی سلیمانی و همکاران [۱۷] در کشف شیفت در پارامترهای پروفایلهای خطی در فاز ۲ پیشنهاد گردیده است. روشنی ارائه شده قابلیت کاربرد در حالتهای مختلف خودهمبستگی و پروفایلهای 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.

۵. نتیجه‌گیری

در این مقاله رویکردی نوین بر اساس روش تبدیل، برای رفع خودهمبستگی در پروفایلهای خطی در فاز ۲ پیشنهاد گردیده است. روشنی ارائه شده قابلیت کاربرد در حالتهای مختلف خودهمبستگی و پروفایلهای 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] نورالسناء رسول، سقایی عباس و سلیمانی پریا، « بررسی اثر خودهمبستگی برپایش پروفایلهای خطی »، پنجمین کنفرانس بین‌المللی مهندسی صنایع ایران، تیرماه ۸۶- تهران.
- [۲] نورالسناء رسول و سلیمانی پریا، « بکارگیری نمودار Cuscore در پایش پروفایلهای خطی خودهمبسته »، ششمین کنفرانس بین-المللی مهندسی صنایع ایران، اسفندماه ۸۷- تهران.
- [۳] 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.
- [۴] Kim, K., Mahmoud, M.A., Woodall, W.H., "On the Monitoring of Linear Profiles". Journal of Quality Technology, Vol. 35, 2003, pp. 317–328.
- [۵] 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.
- [۶] Zou, C., Zhang, Y., Wang, Z., "Control Chart

- 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.
- [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., Saghaei, 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