



“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 پروفایل های خطی با استفاده از روشی نوین در تبدیل متغیرها

پریا سلیمانی و رسول نورالسنا*

چکیده:

در سالهای اخیر درکنار تکنیکهای کنترل کیفیت یک یا چند متغیره، پایش پروفایل ها مورد توجه محققان و کاربران بسیاری قرار گرفته است. یک پروفایل رابطه بین متغیر پاسخ و متغیر مستقل است که در طول زمان کنترل می گردد. در بکارگیری روشهای پایش پروفایل ها همواره فرضیاتی مورد نظر قرار دارد، یکی از مهمترین این فرضیات استقلال باقیماندهها است، عدم برقراری این فرض بر عملکرد بیشتر روشها به شدت اثرگذار است. محققان بسیاری سعی در رفع یا کاهش این اثرات داشته اند. در این مقاله راهکاری جدید جهت پایش پروفایل های خطی خودهمبسته در فاز ۲ پیشنهاد شده است و عملکرد آن به وسیله مطالعات شبیه سازی 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 پروفایل ها صورت گرفته است. محققان بسیاری تلاش نموده اند تا جنبه های مختلف تکنیکهای پایش پروفایل ها را بررسی نمایند. پس از آنکه کنگ و آلباین [۱] و کیم و همکاران [۲] روشهایی جهت پایش پروفایل های 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 پروفایل ها ارائه دادند. کولوزیمو و همکاران [۶] آنالیز مولفه های اصلی (PCA) را برای پایش پروفایل ها استفاده نمودند. زو و همکاران [۷] روشهای ناپارامتری را در پایش پروفایل ها بکار بردند.

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 پروفایل های چندجمله ای در فازیک پیشنهاد نمودند. نورالسنا و همکاران [۱۳] اثر نرمال نبودن داده ها را در پایش پروفایل ها بررسی کردند. راهکارهایی جهت رفع خودهمبستگی در پروفایل ها توسط جنسن و همکاران [۱۴ و ۱۵]، نورالسنا و همکاران [۱۶]، سلیمانی و همکاران [۱۷ و ۱۸ و ۱۹] و کاظمزاده و همکاران [۲۰] بررسی شده است. نورالسنا و همکاران [۲۱ و ۲۲]، ایوزیان و همکاران [۲۳] و زو و همکاران [۲۴] تکنیکهایی جهت پایش پروفایل های چند متغیره ارائه نمودند.

در مدل های رگرسیون پایه فرض می شود که عبارت باقیمانده متغیرهای تصادفی ناهمبسته و نیز متغیرهای نرمال مستقل باشند در حالیکه بسیاری از کاربردهای تجاری و اقتصادی رگرسیون شامل داده های سری زمانی است، برای چنین داده هایی فرضیه باقیمانده های مستقل یا ناهمبسته اغلب مناسب نمی باشد و معمولا عبارات باقیمانده در طول زمان به صورت مثبت همبسته می باشند.

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 نورالسنا، 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)، [۲۸] که به طور گسترده استفاده می‌شود، تابع خودهمبستگی (ACF)، باکس و جنکینز [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 تبدیل یافته است. تاکنون برای رفع خودهمبستگی روشهای مختلفی براساس متغیرهای تبدیل یافته توسعه داده شده است. روش ارائه شده در این مقاله بکارگیری تبدیل شومی [۳۰] در پروفایل ساده خطی و خودهمبستگی AR(1) است اما قابلیت تعمیم به حالت‌های مختلف خودهمبستگی و پروفایل چندگانه را نیز دارد.

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

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

در حالیکه $I_{n \times n}$ یک ماتریس Identity است، در اینصورت می‌توان مدل پروفایل تبدیل یافته را برای نمونه تصادفی Z_j به شکل زیر در نظر گرفت و قتیکه $A = [A_0, A_1]^T$ و $X = [1 \quad X]$

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

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:

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

زیرا $\Sigma^{-1} = H^T H$.

برای بدست آوردن ماتریس H می‌توان از روش Cholesky Decomposition استفاده نمود.

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 Z_j نمونه تصادفی Z_j عبارت است از:

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

در حالیکه 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 Z_j (ϵ_j) در این مدل خودهمبسته‌اند، اما همچنان دارای میانگین صفر و واریانس ثابت هستند.

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

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

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

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 نورالسنا 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 کد کردن مقادیر z ، فرم جایگزین مدل اصلی در رابطه (۵) را به صورت زیر بدست آوردیم.

$$y''_j = B_0 + B_1 z'_j + u_j \quad (7)$$

به طوری که $B_0 = A_{0n} + A_{1n} \bar{z}$ ، $B_1 = A_{1n}$ ، $z'_j = z_j - \bar{z}$ می‌باشند. 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 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.

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

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

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

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

در رابطه (۹) $L_j > 0$ 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:

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

به طوری که $b_{1j} = \sum_{i=1}^n z'_i y''_j / \sum_{i=1}^n (z'_i)^2$ و $EWMA_j(0) = B_1$. حدود کنترل بالا و پایین نمودار به صورت زیر می‌باشند:

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

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

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 خطا (σ^2) استفاده می‌گردد. در این روش مقدار MSE_j (برآورده‌کننده

از آنجایی که U بردار خطاهای مستقل می‌باشد بنابراین با استفاده از متغیر 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 طور کلی لازم است تا پارامتر خودهمبستگی ρ که معمولاً نامعلوم است تخمین زده‌شود، روشهای مختلفی برای تخمین ρ پیشنهاد شده‌است 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 پیشنهاد شده، به مقایسه این راهکار و روش سلیمانی و همکاران [۱۷] پرداخته می‌شود. آنان در روش پیشنهادی خود متغیر x_j را به $(x_j - \rho x_{j-1})$ و y_j را به $(y_j - \rho y_{j-1})$ تبدیل کردند و نشان دادند اثر این تبدیل بر روی پارامترهای پروفایل ساده خطی باعث رفع خودهمبستگی نوع یک در باقیمانده‌ها می‌شود.

همانطور که گفته شد چنانچه ماتریس واریانس کواریانس 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 پروفایل‌های ساده خطی در فاز ۲ پرداختند. در بین روشهای پیشنهادی روش EWMA-3 کیم و همکاران [۲] به طور کلی 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 کد کردند به گونه‌ای که میانگین مقادیر کد شده برابر صفر شود. در نتیجه کد کردن مقادیر X ، برآوردکننده‌های حداقل مربعات شیب و عرض از مبدا، برای هر نمونه، متغیرهای تصادفی مستقل هستند.

$$y_j = 3 + 2x_j + \varepsilon_j \quad (15)$$

$$\varepsilon_j = \rho \varepsilon_{(j-1)} + u_j$$

همانند فرضیات مثال کنگ و آلباین [۱] بردار x ثابت در نظر گرفته شده است $x=[2 \ 4 \ 6 \ 8]$. 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 مورد نظر هریک از نمودارها تقریباً ۵۸۴ و ARL کل ۲۰۰ گردد.

در نتیجه ضرایب حدود کنترل برای حالت خودهمبستگی ضعیف ($\rho=.1$)، $L_1=3.01$ ، $L_5=2.86$ ، $L_E=1.82$ و برای حالت خودهمبستگی قوی ($\rho=.9$)، $L_1=1.54$ ، $L_5=3.07$ ، $L_E=1.37$ حاصل گردید. جدول ۱ نتایج شبیه‌سازی ARL را برای شیفت در عرض‌آمدا نشان می‌دهد. برای هر دو حالت خودهمبستگی قوی و ضعیف، روش پیشنهاد شده 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 شیب 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 بر اساس باقیمانده‌های مربوط به خط برازش شده در نمونه j ام آماره EWMA را تعریف می‌نماید.

$$EWMA_E(j) = \max\{\theta(MSE_j - 1) + (1 - \theta)EWMA_E(j-1), \ln(\sigma_0^2)\} \quad (12)$$

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 هشدار می‌دهد. حد کنترل بالا به صورت زیر است:

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

به طوریکه $MSE_j = \sum_{i=1}^n e_{ij}^2 / n$ و $e_{ij} = y_j'' - B_0 - B_1 z_i'$ و $L_E > 0$ طوری انتخاب می‌شود تا ARL تحت کنترل مشخصی بدست آید.

$$\text{Var}(MSE_j) = \text{Var}\left[\sum_{i=1}^n e_{ij}^2 / (n)\right] = \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n \sigma^4 \text{Var}(e_{ij} / \sigma)^2$$

$$= \frac{\sigma^4}{n^2} \sum_{i=1}^n \text{Var}(\chi_1^2) = \frac{2\sigma^4}{n} \quad (14)$$

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 در نظر گرفتن مدل $AR(1)$ در باقیمانده‌ها (ε) داریم:

جدول ۱. 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 و همکاران ۲۰۰۹ 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 ۲۰۰۹ 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 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 و همکاران ۲۰۰۹ 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 ۲۰۰۹ 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 [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.,

این مقاله، نتیجه بهتری نسبت به روش سلیمانی و همکاران [۱۷] در کشف شیفت در پارامترهای پروفایل نشان می‌دهد، 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 فاز ۲ پیشنهاد گردیده است. روش 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] 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 بین‌المللی 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

- 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.
- "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., 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