

## تشخیص نوع مغز استخوانها با استفاده از نمودارهای کنترل چند متغیره خودآغاز استوار

محمود شهرابی<sup>۱</sup>، امیرحسین امیری<sup>۲</sup>، حمید رضا سلیقه راد<sup>۳</sup>، صدیقه غفرانی<sup>۴</sup>

<sup>۱</sup>دانشگاه آزاد اسلامی، دانشکده مهندسی صنایع، واحد تهران جنوب؛ msh\_kapis@yahoo.com

<sup>۲</sup>دانشگاه شاهد، دانشکده فنی و مهندسی، گروه مهندسی صنایع؛ amirhossein.amiri@gmail.com

<sup>۳</sup>دانشگاه علوم پزشکی تهران، گروه فیزیک پزشکی و مهندسی پزشکی؛ hamid.saligheh@gmail.com

<sup>۴</sup>دانشگاه آزاد اسلامی، گروه مهندسی برق و الکترونیک، واحد تهران جنوب؛ s\_ghofrani@azad.ac.ir

\* نویسنده مسئول: امیرحسین امیری

### چکیده

امروزه یکی از موضوعات تحقیقاتی مهم و پرکاربرد که در مورد بیماران سرطانی با آن مواجه هستیم، رویه تشخیص تومورهای سرطانی و نوع مغز استخوانها در تصاویر تشدید مغناطیسی است، بطوریکه هم از دقت بالایی برخوردار باشد و هم ارایه دهنده یک نقش حمایتی برای کمک به پزشکان جهت تفسیر و تشخیص داده های پزشکی باشد. برای تحقق این هدف پس از استخراج و انتخاب ویژگی از تصاویر تشدید مغناطیسی، وضعیت بیماران مشکوک به توده های متاستاز شده مغز استخوان با استفاده از نمودارهای کنترل چند متغیره  $T^2$  هتلینگ خودآغاز پایش می شود. سرانجام نمودارهای کنترل خودآغاز Robust SST<sup>2</sup> و SST<sup>2</sup> کلاسیک پیشنهاد و با استفاده از شبیه سازی بر اساس معیار متوسط طول دنباله در فاز II ارزیابی شدند. نتایج شبیه سازی نشان داد نمودارهای کنترل پیشنهادی از عملکرد مناسبی برخوردار هستند. و روش استوار نسبت به روش کلاسیک برتری دارد.

**کلمات کلیدی:** نمودار کنترل چند متغیره خودآغاز استوار، متوسط طول دنباله، توده های متاستاز شده مغز استخوان، استخراج ویژگی

## Diagnosing the type of bone marrows using robust self-starting multivariate control charts

Mahmood Shahrabi, Amirhossein Amiri<sup>2</sup>, Hamidreza Saligheh Rad<sup>3</sup>, Sedigheh Ghofrani<sup>4</sup>

<sup>1</sup> Department of Industrial Engineering, South Tehran Branch, Islamic Azad University;  
msh\_kapis@yahoo.com

<sup>2</sup> Department of Industrial Engineering, Faculty of Engineering, Shahed University;  
amirhossein.amiri@gmail.com

<sup>3</sup> Department of Medical Physics and Biomedical Engineering, Tehran University of Medical Sciences;  
hamid.saligheh@gmail.com

<sup>4</sup> Department of Electrical and Electronic Engineering, South Tehran Branch, Islamic Azad University;  
s\_ghofrani@azad.ac.ir

\* Corresponding author: Amirhossein Amiri

### ABSTRACT

Nowadays, one of the important and popular subjects about cancer patients is the diagnosis procedure and identification of the type of bone marrows in MRI images. This should be done with high accuracy and support the physicians in interpreting medical data. For this, after the feature extraction and selection from the MRI images, the condition of the patients suspected of bone marrow metastasis is monitored using self-starting Hotelling's  $T^2$  control charts. We proposed a self-starting robust SST<sup>2</sup> and classic SST<sup>2</sup> control charts and evaluated their performance in Phase II in terms of the average run length criterion. The simulation results verified the appropriate performance of the proposed methods, where the robust version outperformed the classic one.

**Keywords:** Robust self-starting multivariate control chart; Average run length; Bone marrow metastases; Feature extraction.

### ۱- مقدمه

امروزه توسعه استفاده از روش های کنترل فرایند آماری، در حوزه سلامت بخصوص در مورد بیماران سرطانی یکی از موضوعات تحقیقاتی مهم و بسیار پرکاربرد برای محققین، جهت کمک به پزشکان جهت تفسیر و تشخیص داده های پزشکی می باشد. برای این منظور استفاده از نمودار کنترل چند متغیره  $T^2$  هتلینگ خودآغاز باعث می شود که فرایند از همان مراحل ابتدایی بدون نیاز به حجم زیادی داده اولیه مورد پایش قرار گیرد. نمودارهای کنترل خودآغاز برای اجرای همزمان فازهای I, II ارایه شده است. نمودارهای کنترل خود آغاز کننده در

واقع نوعی از نمودارهای کنترل هستند که در شرایط نامعلوم بودن پارامترهای فرآیند و در دست نداشتن تعداد کافی نمونه اولیه برای تخمین پارامترها مورد استفاده قرار می‌گیرند [1]. برای طراحی این نمودارها نیاز به برآورد نمودن پارامترهای بردار میانگین و ماتریس-کواریانس می‌باشد. تا به کمک آنها آماره  $T^2$  محاسبه شود. که معمولا از برآوردکننده های کلاسیک استفاده می‌شود. اما این برآوردکننده ها نسبت به حضور داده های پرت، کشف تغییرات میانگین و روند در فاز I بسیار حساس هستند. به این دلیل برآوردکننده های استوار نسبت به حضور داده های پرت مقاوم بوده و پارامترهای مدل را به طریق مناسب تری برآورد می‌کنند. از جمله روش های مختلفی که از سوی محققین برای ادبیات موضوع ارایه شده است، شافر [2]، کوزنبری [3]، سالیوان و جونز [4]، انواع مختلفی از نمودار کنترل چند متغیره خودآغاز را برای پایش در بردار میانگین ارایه داده اند. همچنین هاوکینز و مبادوچاپو [5] نمودار کنترل میانگین متحرک موزون چند متغیره خودآغاز را برای کنترل میانگین پیشنهاد دادند. خسروی و امیری [6] نمودار کنترل خودآغاز را برای پایش پروفایل های رگرسیون لجستیک پیشنهاد دادند. راویچاندان [7] نمودار کنترل خودآغاز X-bar بر اساس شش سیگما را معرفی نمودند. هو و همکاران [8] یک نمودار بیزی جدید برای پایش میانگین فرآیند خودآغاز پیشنهاد نمودند.

در سال های گذشته، تکنیکهای مختلفی برای تشخیص هر چه سریعتر توده های سرطانی پیشنهاد شده است. در این میان روش های تصویربرداری تشدید مغناطیسی از آنجایی که می‌توانند به صورت غیر تهاجمی و غیر مخرب برای ایجاد تصاویر چند طیفی بکارگرفته شوند بسیار مورد توجه قرار گرفته اند. برای تحقق این هدف استفاده از الگوریتم ها و تکنیک های پردازش تصاویر پزشکی به کمک کامپیوتر برای استخراج، انتخاب، طبقه بندی و خوشه بندی ویژگی های تصویر بسیار مفید خواهد بود. از قبیل ماتریس هم‌خداداد [9]، تبدیل فوریه [10]، استفاده از هیستوگرام و روشهای آماری [11]، فیلترگابور [12]، موجک [13]، تبدیل شیرلت [14]، الگوریتم ابتکاری ژنتیک [15]، یادگیری عمیق [16]، ماشین بردار پشتیبان [9]، شبکه های عصبی [17]، نزدیکترین همسایگی، درختان تصمیم گیری [18]، خوشه بندی فازی بیزی [19]، نمودارهای کنترل چند متغیره  $T^2$  هتلینگ [20]، [21] و روش های ترکیبی اشاره نمود.

همانطور که در بخش مرور بر ادبیات اشاره شد، در تمامی روشهای ذکر شده بعد از استخراج ویژگی، یکی از روشهای خوشه بندی یا طبقه بندی جهت تشخیص افراد مشکوک به تومورهای سرطانی، ضایعه یا بافت غیر طبیعی استفاده شده است. در این مقاله، ابتدا از افراد مشکوک به توده های متاستاز شده مغز استخوان در ناحیه لگن تصویر برداری تشدید مغناطیسی، انجام می‌شود. سپس به کمک تکنیکهای پردازش تصویر و روش های استخراج ویژگی (تبدیل موجک گسسته دو بعدی)، ویژگی هایی از تصویر (انرژی و هیستوگرام گرادیان جهتدار) استخراج می‌شود. برای این منظور در تمامی روشهای پیشین معمولا بعد از استخراج ویژگی، یکی از روشهای خوشه بندی یا طبقه بندی جهت تشخیص افراد مشکوک به تومورهای سرطانی، خوش خیم یا بدخیم بودن، عود کردن ضایعه یا بافت غیر طبیعی استفاده شده است. در این مطالعه به جای استفاده از روشهای خوشه بندی و طبقه بندی، بدلیل اینکه ممکن است وابستگی بین ویژگی های استخراج شده از یک طرف و کنترل همزمان آنها از طرف دیگر مد نظر باشد، علاوه در دست نداشتن تعداد کافی نمونه اولیه، همچنین حضور داده های پرت و آلودگی های موضعی و فرا موضعی در داده وجود داشته باشد، استفاده از نمودارهای کنترل چند متغیره خودآغاز استوار نسبت به روش های موجود پیشنهاد می‌شود.

ساختار مقاله بدین صورت است که در بخش دوم متدولوژی ارایه و مراحل پیاده سازی آن توضیح داده می‌شود. در بخش سوم شبیه سازی و تحلیل نتایج با استفاده از متدولوژی پیشنهادی گزارش شده است. در بخش چهارم بحث انجام شد. در نهایت نتیجه گیری و پیشنهاد برای تحقیقات آتی در بخش پنجم بیان شده است.

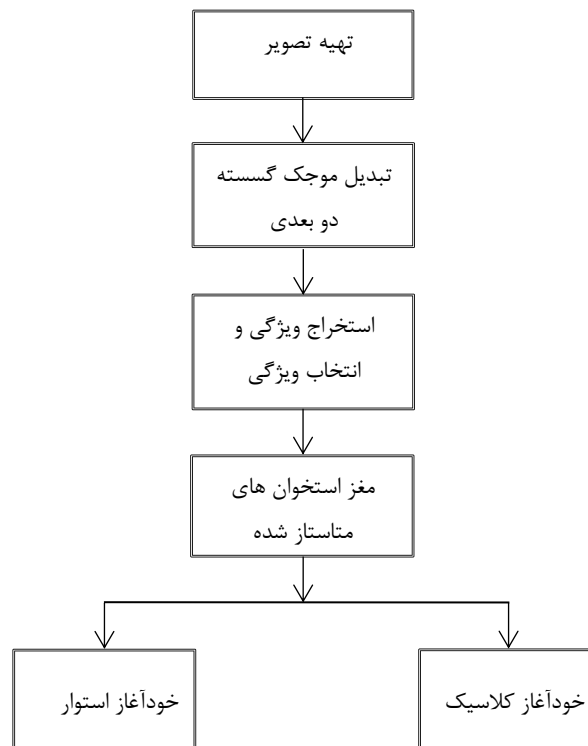
## ۲- روش پیشنهادی

متدولوژی پیشنهادی در شکل ۱ ارائه شده است. تمامی مراحل پیاده سازی در ادامه توضیح داده می‌شود.

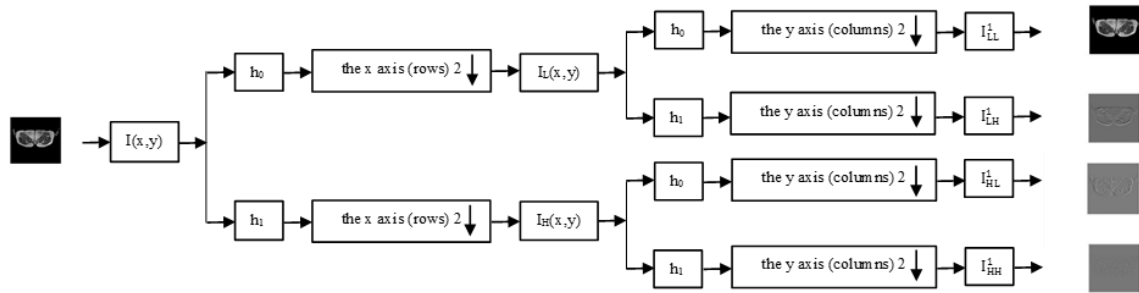
### ۲-۱- تهیه تصویر، استخراج و انتخاب ویژگی

در این مقاله، ابتدا از افراد مشکوک به توده های متاستاز شده مغز استخوان در ناحیه لگن، با تومور اولیه سینه تصویر برداری تشدید مغناطیسی از نوع وزن دهی شده  $T1, ADC$ ، انجام می‌شود. سپس از تبدیل موجک گسسته دو بعدی به دلیل اینکه مولفه های فرکانس پایین، اطلاعاتی راجع به ویژگی عمومی شکل مغز استخوان را آشکار می‌نماید که از لحاظ بالینی مهم بوده و در تجزیه ی فرکانسهای بالاتر، اطلاعاتی راجع به جزییات بافت و ناحیه مورد نظر مغز استخوان بدست می‌آید که برای تشخیص درست مهم می‌باشد، برای استخراج

ویژگی های انرژی، بدلیل اینکه بیان کننده یکنواختی تصویر است و معیار مناسب برای تخمین آشفتگی تصویر می باشد، و هیستوگرام گرادیان جهتدار، بدلیل اینکه بر پایه توزیع هیستوگرام شدت روشنایی افتراقی تصویر بنا شده است و معیار مناسبی برای توصیف انواع بافت بخصوص بافتهای غیر عادی می باشد، استفاده می شود. ویژگی های انرژی سه نوع می باشند. یکی انرژی کانال افقی، دوم انرژی کانال عمودی و سوم انرژی خود تصویر. دسته دوم، ویژگی هیستوگرام گرادیان جهتدار است که ۱۶ (در ادامه شرح داده می شود) نوع می باشند. مولفه ILL متناظر است با مولفه فرکانس پایین تصویر در هر دو راستا که شامل تصویر تخمین یا تقریب است. مولفه I<sub>LH</sub><sup>۱</sup> شامل جزئیات افقی تصویر است. مولفه I<sub>HL</sub> شامل جزئیات عمودی تصویر است. مولفه I<sub>HH</sub> شامل جزئیات قطری تصویر است. این فرایند در شکل ۲ نشان داده شده است. لذا از هر چهار تصویر خروجی در شکل ۲، ۱۹ ویژگی استخراج می شود. سرانجام ۱۹ (۳+۱۶) ویژگی که یکبار برای کانال زیر تصویر I<sub>LL</sub>، یکبار برای کانال زیر تصویر I<sub>LH</sub>، یکبار برای کانال زیر تصویر I<sub>HL</sub> و یکبار برای کانال زیر تصویر I<sub>HH</sub> محاسبه و در نهایت برای کاهش ابعاد و انتخاب ویژگی ها از الگوریتم فرا ابتکاری ژنتیک به دلیل زمان محاسباتی کم، بزرگ بودن ابعاد ویژگی های مساله (۲۰۴×۷۶)، بعلاوه تولید مجموعه ای شامل تعدادی از جواب ها برخلاف الگوریتم های دقیق به جای تولید یک جواب در هر بار تکرار، از میان ویژگی های استخراج شده ۶ ویژگی انتخاب می شود. این الگوریتم با جعبه ابزار پیش فرض نرم افزار متلب پیاده سازی شد. تمامی پارامترها شامل جمعیت، جهش، تلفیق و معیار توقف پیش فرض نرم افزار بوده است. معیار تابع هزینه، ماکزیمم شدن قدرت تفکیک مراکز و حداقل بودن تعداد آنها است. با توجه به آنکه نوع الگوریتم ژنتیک از نوع باینری می باشد برای انتخاب یا عدم انتخاب ویژگی ها به صورت معادل از اعداد صفر و یک در حالت باینری استفاده شد. با توجه به اینکه طول کروموزوم یک عدد ۷۶ بیتی محسوب می شود صفر (۰) بودن هر یک از بیتها به معنای عدم انتخاب آن شماره ویژگی و یک (۱) بودن به معنای انتخاب آن ویژگی در قسمت کلاس بند می باشد. پس از انجام الگوریتم ژنتیک، از میان ویژگی های استخراج شده در مرحله قبل، شش ویژگی انتخاب و بردار ویژگی استخراج و برای تشخیص بیماران مشکوک به توده های متاستاز شده مغز استخوان، به بخش بعدی ارسال می شود.



شکل ۱. نمودار شماتیک روش های پیشنهادی



شکل ۲. بلوک دیاگرام تبدیل موجک گسسته دو بعدی

## ۲-۲ نمودار کنترلی چند متغیره $T^2$ هتلینگ خودآغاز کلاسیک

از آنجایی که در این پژوهش پارامترهای نمودارهای کنترل چند متغیره نامعلوم می باشند، لذا نیاز به استفاده از مقادیر تخمین زده شده برای ساخت آماره نمودار کنترل خودآغاز کننده می باشد. آماره نمودار کنترل خودآغاز کننده  $T^2$  هتلینگ برای پایش نمودارهای کنترل چند متغیره در رابطه ذیل آورده شده است.

$$SST_j^2 = (\mathbf{x}_j - \bar{\mathbf{x}}^{(j-1)})^T (\mathbf{S}^{(j-1)})^{-1} (\mathbf{x}_j - \bar{\mathbf{x}}^{(j-1)}), \quad (1)$$

$$\bar{\mathbf{x}}^{(j-1)} = \frac{1}{j-1} \sum_{t=1}^{j-1} \mathbf{x}_t, \quad (2)$$

$$\mathbf{S}^{(j-1)} = \frac{1}{j-2} \sum_{t=1}^{j-1} (\mathbf{x}_t - \bar{\mathbf{x}}^{(j-1)})(\mathbf{x}_t - \bar{\mathbf{x}}^{(j-1)})^T. \quad (3)$$

که  $X_j = (X_{j1}, X_{j2}, \dots, X_{jp})^T$  نشان دهنده پارامترهای تخمین زده شده در زمان  $j$  می باشد و  $\bar{X}^{(j-1)}$  مقدار تخمین زده شده پارامترها تا زمان  $j$  می باشد، یعنی مقدار تخمین زده شده برای پارامترها بر اساس  $1, 2, \dots, j-1$  مشاهده قبلی محاسبه می شود. در واقع برای محاسبه مقدار آماره  $SST_j^2$  به تخمین پارامترهای مدل بر اساس نمونه مشاهده شده در زمان  $j$  و مقدار تخمین زده شده پارامترها بر اساس تمام نمونه های جمع آوری شده تا قبل از زمان  $j$  نیاز می باشد. در نمودار کنترل طراحی شده زمانیکه مقدار آماره  $SST_j^2$  از حد کنترل بالا (UCL) بیشتر شود ( $UCL < SST_j^2$ ) هشدار وضعیت خارج از کنترل می دهد. مقدار حد کنترل بالا با استفاده از شبیه سازی برای دستیابی به مقدار دلخواه  $ARL_0$  تحت کنترل بدست می آید. در روش های خودآغاز کننده نیاز است تا تمام  $j-1$  مشاهده تحت کنترل قبلی و  $\dots, (j+2)^{th}, (j+1)^{th}, j^{th}$  نمونه های مشاهده شده در طول زمان را در هر مقطع از زمان به عنوان یک نمونه واحد در نظر بگیریم و مقادیر تحت کنترل پارامترها  $X_j$  تا زمان  $j-1$  در روش پیشنهادی تخمین زده شوند.

## ۲-۳ نمودار کنترلی چند متغیره $T^2$ هتلینگ خودآغاز استوار

دومین نمودار کنترل پیشنهادی، نمودار کنترلی چند متغیره  $T^2$  هتلینگ خودآغاز استوار است. در طراحی نمودار کنترل  $T^2$  هتلینگ خودآغاز از بردار میانگین نمونه ای و ماتریس کواریانس نمونه ای برای برآورد کردن بردار میانگین و ماتریس کواریانس جامعه استفاده می شود. اما این برآورد کننده ها نسبت به حضور داده های پرت، کشف تغییرات میانگین و روند در فاز I بسیار حساس هستند. برای این منظور ویلیامز و همکاران [22] برآورد کننده ی دیگری بر مبنای اختلاف متوالی داده ها  $v_t = x_{t+1} - x_t$ ,  $t = 1, 2, \dots, n-1$  پیشنهاد نمودند که عملکرد بهتری نسبت به برآورد کننده ی کلاسیک ماتریس کواریانس کواریانس نمونه ای دارد. برآوردگرهای میانگین و پراکندگی در این حالت عبارتند از:

$$\bar{\mathbf{x}}^{(j-1)} = \frac{1}{j-1} \sum_{t=1}^{j-1} \mathbf{x}_t, \quad (4)$$

$$\mathbf{S}^{(j-1)} = \frac{1}{2(j-1)} \sum_{t=1}^{j-1} \mathbf{v}_t \mathbf{v}_t', \quad (5)$$

و آماره نمودار کنترل خودآغاز استوار  $T^2$  هتلینگ برای پایش نمودارهای کنترل چند متغیره در رابطه ذیل آورده شده است.

$$SST_j^2 = (\mathbf{x}_j - \bar{\mathbf{x}}^{(j-1)})^T (\mathbf{S}^{(j-1)})^{-1} (\mathbf{x}_j - \bar{\mathbf{x}}^{(j-1)}). \quad (6)$$

### ۳- شبیه سازی و تحلیل نتایج

در این بخش، عملکرد روش های پیشنهادی برای پایش نمودارهای کنترلی چند متغیره بوسیله مطالعات شبیه سازی تحت شیفتها، نقاط تغییر، مشاهدات مرجع و تغییر در میانگین متغیرهای مختلف مورد بررسی و ارزیابی قرار می گیرد. مقدار  $ARL_0$  تحت کنترل رو شهای پیشنهادی برابر ۲۰۰ می باشد. یک مدل نمودار کنترل چند متغیره برای مطالعات شبیه سازی مورد استفاده قرار گرفته است. در این مدل بررسی، از شش ویژگی استخراج شده از تصاویر تشدید مغناطیسی ADC و TI ناحیه لگن در مرحله قبل استفاده نمودیم. در این مدل ویژگی های مغز استخوان های افراد با توده های متاستاز شده مورد پایش قرار گرفته می شود. لذا برای ساخت مدل نمودار کنترل چند متغیره، مقادیر متغیرهای مدل به صورت جدول زیر می باشند:

جدول ۱. مقادیر متغیرهای اولیه مدل

ردیف	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	X <sub>4</sub>	X <sub>5</sub>	X <sub>6</sub>
1	4.5141307	0.0242380	0.0668736	0.1300933	0.0236790	0.1063242
2	4.6368544	0.0236575	0.0396651	0.1700263	0.0478202	0.0823301
3	4.5649896	0.0230044	0.0514890	0.1299481	0.0315890	0.1069774
4	4.5995654	0.0145138	0.0439117	0.1717451	0.0384077	0.0924280
5	4.5215812	0.0305515	0.0586733	0.1445345	0.0251304	0.1060340
6	4.5934460	0.0235849	0.0468494	0.1846126	0.0413616	0.0813868
7	4.5859955	0.0166909	0.0550497	0.1701714	0.0399102	0.0816770
8	4.6029368	0.0151669	0.0448551	0.1725434	0.0473337	0.0984512
9	4.6429738	0.0076197	0.0367274	0.1571587	0.0448664	0.0933714
10	4.5807117	0.0312046	0.0548696	0.1647059	0.0464629	0.1013540



جدول 2: مقایسه مقادیر  $ARL_1$  خارج از کنترل نمودارهای  $SST^2$  و  $Robust SST^2$  در کشف مقادیر مختلف شیفت اعمال شده (تغییرات روی میانگین یک متغیر)

m	نقطه تغییر	UCL	نمودار کنترل	d					
				0.008	0.009	0.01	0.011	0.012	0.013
30	t=50	21.100	SST2	193.85	129.03	100.21	51.54	30.57	13.92
		22.200	Robust SST2	21.44	10.36	5.20	3.01	2.16	1.68
	t=100	21.100	SST2	163.40	100.20	65.33	31.62	12.57	3.46
		22.200	Robust SST2	15.40	7.09	4.42	2.97	2.15	1.68
	t=200	21.100	SST2	103.53	56.54	22.41	10.55	3.49	1.70
		22.200	Robust SST2	12.83	6.99	4.34	2.98	2.20	1.70
50	t=50	20.420	SST2	109.36	71.37	47.50	21.49	11.70	5.19
		21.230	Robust SST2	10.42	5.72	3.62	2.53	1.92	1.56
	t=100	20.420	SST2	82.04	50.03	24.81	10.10	4.22	1.92
		21.230	Robust SST2	9.77	5.62	3.61	2.50	1.90	1.55
	t=200	20.420	SST2	48.44	25.40	9.76	4.02	2.27	1.57
		21.230	Robust SST2	9.37	5.65	3.68	2.60	1.99	1.58
100	t=50	19.934	SST2	61.22	33.42	16.66	8.01	4.17	1.56
		20.230	Robust SST2	7.47	4.62	3.13	2.31	1.78	1.47
	t=100	19.934	SST2	41.77	20.98	8.73	3.67	2.34	1.53
		20.230	Robust SST2	7.25	4.64	3.22	2.34	1.81	1.49
	t=200	19.934	SST2	21.48	9.36	5.04	2.62	1.84	1.51
		20.230	Robust SST2	7.48	4.75	3.24	2.37	1.84	1.49

پر واضح است که نمودار کنترل  $Robust SST^2$  در اعمال تغییرات روی میانگین یک متغیر بطور قابل ملاحظه ای در شیفتهای کوچک، متوسط و بزرگ بهتر از نمودار کنترل  $SST^2$  کلاسیک به ازای تمام مقادیر m و نقاط تغییر (t) عمل می کند.

#### ۴- بحث

برای اعمال شیفت در پارامترهای مدل، دامنه از 0.008 تا 0.013 با گام 0.001 در نظر گرفته شد. در این پژوهش تعداد مغز استخوان های افراد با توده های متاستاز شده با m نشان داده می شود که مقادیر 30، 50، 100 را به خود اختصاص می دهد. مقادیر حدود کنترل برای روش های پیشنهادی بواسطه 10000 بار شبیه سازی برای دستیابی به  $ARL_0 = 200$  در جدول ۲ آورده شده است. بر اساس مقادیر گزارش شده در جدول واضح است که مقادیر حدود کنترل با افزایش m کاهش پیدا کرده اند. جدول ۲ نشان دهنده توانایی نمودارهای کنترل خودآغاز کننده در کشف شیفتهای اعمال شده در پارامترهای مدل می باشد. نتایج جدول ۲ بر اساس معیار  $ARL_1$  خارج از کنترل می باشد. از اینرو، در این مقاله عملکرد نمودارهای پیشنهادی برای پایش پارامترهای مدل به ازای سه مقدار مختلف نقطه تغییر (t) 50، 100، 200 مورد ارزیابی قرار گرفته است. تعداد داده های اولیه برای تخمین پارامترهای مدل که از پیش در اختیار می باشد برابر 10 می باشد. نتایج حاصل از شبیه سازی بر اساس جدول ۲ برای اعمال تغییرات بر روی میانگین یک متغیر نشان می دهند که با افزایش مقدار m عملکرد نمودارهای خودآغاز کننده پیشنهادی بهبود پیدا می کند و هشدار خارج از کنترل سریعتر اعلام می شود.

#### ۵- نتیجه گیری و پیشنهاد برای کارهای آینده

در این مقاله ما رویه ای برای تشخیص تومورهای سرطانی و متاستازها در تصاویر پزشکی، با استفاده از نمودارهای کنترل چند متغیره معرفی نمودیم. در ادامه دو روش نمودار کنترل خودآغاز استوار و نمودار کنترل خودآغاز کلاسیک برای پایش بیماران با توده های متاستاز شده مغز استخوان در ناحیه لگن پیشنهاد شد. نمودارهای کنترل پیشنهادی قادر هستند که فرایند را از همان مراحل ابتدایی بدون نیاز به حجم زیادی داده اولیه مورد پایش قرار دهند. علاوه بر پایش فرایند در مراحل اولیه قادر به بروز رسانی پارامترها در طول زمان و بررسی حالت خارج از کنترل فرایند می باشند. عملکرد نمودارهای کنترل خودآغاز کننده پیشنهادی با استفاده از معیار متوسط طول دنباله ( $ARL_1$ ) تحت شیفتهای، نقاط تغییر، مشاهدات مرجع و تغییر در میانگین متغیرهای مختلف مورد ارزیابی قرار گرفت. بطوریکه مطالعات شبیه سازی نشان داد روش  $Robust SST^2$  عملکرد بهتری نسبت به روش  $SST^2$  می باشد. استفاده از نمودار کنترل خودآغاز فازی، استفاده از سایر برآوردکننده های استوار به جای روش پیشنهادی برای مطالعات آتی پیشنهاد می شود.

## مراجع

- [1] Woodall, W. H., Matthew j. Keefe (2015). The conditional in-control performance of self-starting control charts. *Quality Engineering*, 27(1): 488-499.
- [2] Schaffer, J. R. (1998). A multivariate application of the Q chart. presented at the 1998 joint statistical meetings.
- [3] Quesenberry, C. P. (1997). SPC methods for quality improvement. New York, NY: Wiley.
- [4] Sullivan, J. H. and Jones, L. A. (2002). A self-starting control chart for multivariate individual observation. *Technometrics*, 44: 24-33.
- [5] Hawkins, D. M. and Maboudou-Tchao, E. M. (2007). Self- starting multivariate exponentially weighted moving average control charting. *Technometrics*, 49: 199-209.
- [6] Khosravi, P. and Amiri, A. (2019). Self-starting control charts for monitoring logistic regression profiles, *Communications in Statistics - Simulation and Computation*, 48(6): 1860-1871.
- [7] Ravichandran, J. (2019). Self-starting x-bar control chart based on six sigma quality and sometimes pooling procedure, *Journal of Statistical Computation and Simulation*, 89(2): 362-377.
- [8] Hou Y., He, B., Zhang, X., Chen, Y. and Yang, Q. (2020) A new bayesian scheme for self-starting process mean monitoring, *Quality Technology & Quantitative Management*, DOI: 10.1080/16843703.2020.1726052.
- [9] Berbar M.A. (2018). Hybrid methods for feature extraction for breast masses classification, *Egyptian Informatics Journal*, 19(1): 63-73.
- [10] Kriti, V.J. and Agarwal, R. (2019) Effect of despeckle filtering on classification of breast tumors using ultrasound images, *Biocybernetics and Biomedical Engineering*, 19(2): 536-560.
- [11] Weszka, J. S., Dyer, C. R., Rosenfeld, A. (1976). A comparative study of texture measures for terrain classification, *IEEE TRANSACTIONS ON SYSTEMS, MAN, AND CYBERNETICS*, SMC-6(4): 269-285.
- [12] Dora L., Agrawal S., Panda R., Abraham A. (2017). An evolutionary single Gabor kernel based filter approach to face recognition, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 62 (C): 286–301.
- [13] Biswas, S., Sil, J. (2020). An efficient face recognition method using contourlet and curvelet transform, *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, 32(6): 718-729.
- [14] Budak, U., Guzel, A.B. (2020). Automatic grading system for diagnosis of breast cancer exploiting co-occurrence shearlet transform and histogram features, *Innovation and Research in BioMedical engineering*, 41(2): 106-114.
- [15] Rouhi R., Jafari M., Kasaei S., Keshavarzian P. (2015). Benign and malignant breast tumors classification based on region growing and CNN segmentation, *Expert Systems with Applications*, 42(3): 990-1002.
- [16] Hashemzahi R., Mahdavi, S.J., Kheirabadi, M., Kamel, S.R. (2020). Detection of brain tumors from MRI images base on deep learning using hybrid model CNN and NADE, Published online in *Biocybernetics and Biomedical Engineering*, doi:10.1016/j.bbe.2020.06.001.
- [17] Rouhi R., Jafari M. (2016). Classification of benign and malignant breast tumors based on hybrid level set segmentation, *Expert Systems with Applications*, 46(C): 45–59.
- [18] Al Ghayab H.R., Li Y., Siuly S., Abdulla S. (2019). A feature extraction technique based on tunable Q-factor wavelet transform for brain signal classification, *Journal of Neuroscience Methods*, 312(1): 43–52.
- [19] Siva Raja, P.M., Viswasa rani, A. (2020). Brain tumor classification using a hybrid deep autoencoder with Bayesian fuzzy clustering-based segmentation approach, *Bio cybernetics and Biomedical Engineering*, 40(1): 440-453.
- [20] Shahrabi, M., Amiri, A., Saligheh Rad, H. and Ghofrani, S. (2019). Design of multivariate hotelling's  $T^2$  control chart based on medical images processing, *Iran Journal of Radiology*, 16 (Special Issue).
- [21] Shahrabi, M., amiri, A., Saligheh Rad, H., Ghofrani, S. (2020). The Diagnosis of patients suspected to bone marrow metastasis based on multivariate control chart, *International Journal of Hospital Research*.
- [22] Williams, J. D., Woodall, W. H., Birch, J. B. and Sullivan, J. H. (2006). On the distribution of hotelling's  $T^2$  statistic based on the successive difference covariance matrix estimator.