

# پایش و پیش‌بینی کیفیت عمل جراحی دومرحله‌یی سرطان تیروئید با استفاده از مدل فضای حالت زمان‌متغیر تعدیل ریسک شده

محمد رسولی (دانشجوی دکتری)

رسول نورالسناء\* (استاد)

دانشکده مهندسی صنایع، دانشگاه علم و صنعت ایران

یاسر صمیمی (استادیار)

دانشکده مهندسی صنایع، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

گاه‌ران حیدری (دانشیار)

گروه طب اورژانس، دانشکده پزشکی، دانشگاه علوم پزشکی شهید بهشتی

مهندسی صنایع و مدیریت شریف، تابستان ۱۴۰۱  
دوری ۱، شماره ۱، ص. ۶۷-۷۹، (پژوهشی)

در مطالعه‌ی فرایندهای درمانی چندمرحله‌یی، دو مفهوم از اهمیت ویژه‌یی برخوردارند: «تعدیل ریسک» و «در نظر گرفتن خاصیت آبخاری». به منظور پایش این فرایندها ابتدا می‌بایست مدل مناسبی برای شناسایی رفتار فرایندهای چندمرحله‌یی توأم با ریسک شناسایی شود. سپس بر اساس مدل شناسایی شده، نمودارهای کنترل می‌توانند پیشنهاد شوند. در این تحقیق، یک مدل فضای حالت خطی متغیر با زمان تعدیل شده با ریسک به منظور تحلیل فرایندهای درمانی چندمرحله‌یی معرفی شده است. سپس مرتبه‌ی مدل و پارامترهای آن به ترتیب بر اساس روش‌های تجزیه‌ی مقادیر تکین هنکل (HSVD) و کمینه‌سازی خطای برآورد (PEM)، تخمین زده شده‌اند. به منظور ارزیابی مدل شناسایی شده، عملکرد مدل بر روی داده‌های شبیه‌سازی و مجموعه داده‌ی واقعی عمل جراحی دومرحله‌یی سرطان تیروئید مورد بررسی قرار گرفته است. از مدل شناسایی شده پیشنهادی می‌توان برای شبیه‌سازی، پیش‌بینی و پایش فرایندهای درمانی چندمرحله‌یی استفاده کرد.

**واژگان کلیدی:** فرایند درمانی چندمرحله‌یی، تعدیل ریسک، مدل فضای حالت، شناسایی سیستم، جراحی سرطان تیروئید.

## ۱. مقدمه

با توجه به رویکرد بیمارمحور که اخیراً از سوی نظام پزشکی کشور مطرح شده است، لزوم شناخت دقیق و بهینه‌سازی فعالیت‌های حوزه بهداشت و درمان بیش از پیش نمایان می‌شود.<sup>[۱]</sup> از جمله خدمات قابل ارائه به بیماران می‌توان به فرایندهای درمانی همچون عمل‌های جراحی اشاره کرد.<sup>[۲]</sup> با توجه به شرایط بیماران در اتاق عمل و به واسطه‌ی اقدامات درمانی مربوطه، عمل‌های جراحی از جمله فرایندهای پرمخاطره محسوب می‌شوند. به گونه‌یی که در راهنمای جامع اعتباربخشی ملی بیمارستان‌های ایران بخش قابل توجهی به موضوع مراقبت‌های حین جراحی اختصاص داده شده است. لیکن، موضوعاتی همچون مدل‌سازی، پایش و افزایش صحت و دقت فرایندهای درمانی به اندازه کافی مورد توجه قرار نگرفته است. از این رو، به نظر می‌رسد که با ارائه‌ی روش‌های علمی و کاربردی مناسب به منظور شناسایی و مدل‌سازی دقیق فرایندهای درمانی بتوان ارزش افزوده‌ی بسیاری را در حوزه بهداشت و درمان پدید آورد.

\* نویسنده مسئول

تاریخ: دریافت ۱۳۹۹/۱۱/۶، اصلاحیه ۱۴۰۰/۸/۱۵، پذیرش ۱۴۰۰/۹/۲

DOI:10.24200/J65.2021.56939.2178

m\_rasouli@ind.iust.ac.ir  
rassoul@iust.ac.ir  
y\_samimi@kntu.ac.ir  
heidari-k@sbmu.ac.ir

بسیاری از فرایندهای درمانی حاصل مراحل مختلفی از درمان هستند؛ بدین صورت که ارائه‌ی مراقبت‌های درمانی در زمان‌های مختلف، در نهایت موجب بهبود وضعیت بیمار می‌شود. به این دسته از فرایندها، فرایندهای چندمرحله‌یی<sup>۱</sup> می‌گویند.<sup>[۳]</sup> به‌عنوان نمونه‌یی از فرایندهای درمانی چندمرحله‌یی، می‌توان به فرایند عمل جراحی سرطان تیروئید<sup>۲</sup> اشاره کرد که معمولاً در دو مرحله روی بیماران صورت می‌گیرد و در هر مرحله قسمتی از غده‌ی سرطانی برداشته می‌شود. در مدل‌سازی و شناسایی فرایندهای درمانی چندمرحله‌یی به دو ویژگی اصلی باید توجه کرد: تعدیل ریسک<sup>۳</sup> و در نظر گرفتن خاصیت آبخاری<sup>۴</sup>.

به‌عکس فرایندهای تولیدی که در آن‌ها محصولات نسبتاً همگن‌اند، در فرایندهای درمانی، بیماران در بسیاری از عوامل با یکدیگر تفاوت‌های ذاتی دارند که این امر می‌تواند موجب تفاوت در نتایج شود. به این عوامل که مقادیر آن‌ها برای هر بیمار متغیر است، عوامل ریسک بیمار گفته می‌شود.<sup>[۴]</sup> در مدل‌سازی و تحلیل فرایندهای درمانی عوامل ریسک بیمار بایستی حتماً در نظر گرفته شود تا نتایج تحلیل قابل اعتماد باشد. در نظر گرفتن چنین ملاحظات در مطالعات حوزه‌ی بهداشت و درمان

با عنوان «تعدیل ریسک» شناخته می‌شود.<sup>[۴]</sup> جانکی و همکاران<sup>[۵]</sup> با مروری جامع بر مقالات منتشر شده بین سال‌های ۱۹۸۰ تا ۲۰۱۶، عوامل اصلی ریسک بیماران را به عوامل جمعیت‌شناسی، عوامل بالینی، عوامل اقتصادی - اجتماعی، عوامل بهداشتی و عوامل مرتبط با کیفیت زندگی دسته‌بندی کرده‌اند.

معمولاً پس از شناسایی عوامل ریسک مناسب برای فرایندهای درمانی، میزان ریسک هر بیمار باید با استفاده از برخی سیستم‌های نمره‌دهی<sup>۵</sup> تعیین شود. برخی از سیستم‌های نمره‌دهی ریسک پرکاربرد عبارت‌اند از: سیستم نمره‌دهی پارسونز، اوتاریو، کلیولند، فرانسوی، اروپایی، پونز، شاخص ASA، شاخص APACHE، شاخص CSR و شاخص CCI.

گام بعدی در تعدیل ریسک فرایندهای درمانی، ایجاد یک مدل تعدیل ریسک برای داده‌های جمع‌آوری شده است. هر مدل تعدیل ریسک از سه مؤلفه‌ی اصلی تشکیل می‌شود. ۱: معیارهای عملکردی؛ ۲. نمره‌ی ریسک؛ ۳. مدل‌های آماری که چگونگی وابستگی معیارهای عملکردی به نمره‌ی ریسک را توصیف می‌کنند. زنگ<sup>[۶]</sup> بعضی از معیارهای عملکردی و عوامل ریسک پرکاربرد در برخی کارکردهای حوزه بهداشت و درمان را ارائه کرده است. مدل‌های آماری مورد استفاده برای تعدیل ریسک را می‌توان به دو دسته مدل‌های رگرسیونی و مدل‌های دسته‌بندی تقسیم کرد. برخی از محققین از رگرسیون سلسله‌مراتبی برای تعدیل ریسک استفاده کرده‌اند<sup>[۷]</sup> و برخی دیگر از مدل‌های دسته‌بندی بهره گرفته‌اند.<sup>[۸-۱۰]</sup> میتان و همکاران<sup>[۱۱]</sup> با استفاده از رگرسیون لجستیک نمره‌ی ریسک بیماران را در تعیین احتمال مرگ بیماران دخیل کرده‌اند. محققان دیگر اما، رگرسیون پواسون را به‌عنوان مدل آماری مناسب انتخاب کرده‌اند<sup>[۱۲-۱۴]</sup> و محققانی نیز مدل رگرسیون خطی را برای این مهم مناسب دیده‌اند.<sup>[۱۵-۱۷]</sup>

پایش فرایندهای درمانی با در نظر گرفتن عوامل ریسک بیماران نیز که معمولاً با استفاده از نمودارهای کنترل تعدیل ریسک شده<sup>۶</sup> انجام می‌گیرد، اولین بار برای تعدیل ریسک ابتلای نوزادان به سندروم داون<sup>۷</sup> بر اساس سن مادران آن‌ها استفاده شد.<sup>[۱۸]</sup> همچنین اولین بار مفهوم تعدیل ریسک برای نمودارهای O/E مورد استفاده قرار گرفت<sup>[۱۹-۲۰]</sup> و سپس محققان دیگری در ادامه، نمودارهای کنترل تعدیل ریسک شده را توسعه دادند.<sup>[۲۱-۲۳]</sup> استفاده از نمودارهای کنترل تعدیل ریسک شده در حوزه بهداشت و درمان مورد مطالعه محققان بسیاری قرار گرفت،<sup>[۲۴-۲۸]</sup> اما در تمامی این مطالعات، به منظور تعدیل ریسک فرایندهای درمانی از نمره‌ی ریسک بیماران استفاده شده است و هیچ یک از مطالعات سعی در مدل‌سازی فرایندهای درمانی تعدیل ریسک شده و نیز، پیش‌بینی بر مدل نداشته‌اند. حال آن‌که، استفاده از سیستم‌های نمره‌دهی معمولاً ریسک عملیاتی را بیش از حد برآورد می‌کنند. همچنین، معایب موجود در سیستم‌های نمره‌دهی مختلف موجب شده تا نتایج هر سیستم با دیگری متفاوت باشد و همین امر موجب بروز مشکلات تصمیم‌گیری در بین پزشکان می‌شود.<sup>[۲۹]</sup>

در فرایندهای درمانی چندمرحله‌یی، کیفیت خروجی هر مرحله از مراحل قبلی نیز تأثیر می‌پذیرد. به این‌گونه ارتباط که بین مشخصه‌ی کیفی هر مرحله با مشخصه‌های کیفی مراحل قبل وجود دارد، خاصیت آبشاری می‌گویند.<sup>[۵۰]</sup> در فرایندهای درمانی چندمرحله‌یی، داده‌ها در نتیجه‌ی اندازه‌گیری‌های مکرر در مقاطع زمانی مختلف ایجاد می‌شوند. به داده‌های به دست آمده از این نوع فرایندها، داده‌های طولی<sup>۸</sup> می‌گویند. بررسی فرایندهای درمانی با در نظر گرفتن تمام طول درمان بیمار و با تأکید بر تحلیل داده‌های طولی، می‌تواند به واقعیت نزدیک‌تر باشد و خروجی دقیق‌تری را به تحلیل‌گر ارائه دهد.

به منظور پیش‌بینی فرایندهای درمانی چندمرحله‌یی از نمودارهای کنترل متنوعی

استفاده شده است. ژنگ<sup>[۵۱]</sup> نمودارهای انتخاب عامل انحراف<sup>۹</sup> را برای حذف اثر آبشاری معرفی کرد. وید و وو<sup>[۵۲]</sup> برای طراحی نمودارهای کنترل چندمرحله‌یی از میانگین مربعات خطا<sup>۱۰</sup> استفاده کردند. لوکاس و ساکوچی<sup>[۵۳]</sup> نوع متفاوتی از نمودارهای کنترل میانگین متحرک موزون نمایی<sup>۱۱</sup> را به‌منظور پیش‌بینی فرایندهای چندمرحله‌یی ارائه دادند و مدل<sup>[۵۴]</sup> نموداری با حدود کنترل غیرموازی با محور افقی برای پیش‌بینی فرایندهای چندمرحله‌یی پیشنهاد داد که محققین این نمودار را مبنای طراحی نمودار کنترل تعدیل رگرسیون<sup>۱۲</sup> تعریف می‌کنند. نوع دیگری از نمودارها که به پیش‌بینی مقادیر باقیمانده‌ها می‌پردازند، نمودارهای کنترل مبتنی بر مدل هستند که در آنها متغیر خروجی به مجموعه‌یی از متغیرهای ورودی وابسته است. هاوکینز<sup>[۵۵]</sup> تحقیقاتی در حوزه نمودارهای کنترل مبتنی بر مدل انجام داده است؛ لیکن، به منظور بهره‌گیری از نمودارهای کنترل مبتنی بر مدل، می‌بایست فرایندهای چندمرحله‌یی را با استفاده از مدل‌های آماری مناسب مدل‌سازی کرد.

به منظور مدل‌سازی و تحلیل داده‌های طولی در حوزه سلامت از روش‌های متنوعی همچون مدل‌های اثرات تصادفی،<sup>۱۳</sup> مدل‌های اثرات ترکیبی،<sup>۱۴</sup> مدل‌های حاشیه‌یی،<sup>۱۵</sup> مدل‌های شرطی<sup>۱۶</sup> و مدل‌های متغیر پنهان<sup>۱۷</sup> استفاده می‌شود.<sup>[۲۹]</sup> معرفی و مرور ادبیات این مدل‌ها در مطالعات وربکه و همکاران<sup>[۲۹]</sup> و گاریسا و ماردر<sup>[۵۶]</sup> ارائه شده است. به منظور در نظر گرفتن تفاوت‌های ذاتی بیماران در فرایندهای درمانی چندمرحله‌یی، محققان سعی در مدل‌سازی اینگونه فرایندها از طریق مدل‌های خود همبسته با در نظرگیری اثرات ترکیبی داشته‌اند.<sup>[۵۷-۵۹]</sup> به علاوه، آنان با در نظر گرفتن متغیر پنهان، مدل‌هایی را مبتنی بر اثرات ترکیبی با رویکرد فضای حالت خطی<sup>۱۸</sup> برای فرایندهای درمانی ارائه داده‌اند.<sup>[۶۰-۶۲]</sup> لیکن، از آن‌جا که رویکرد اثرات ترکیبی تفاوت‌های ذاتی بیماران را به‌صورت تصادفی در نظر گرفته و تأثیر عوامل ریسک هر بیمار را بر خروجی‌های فرایند درمانی بیمار لحاظ نمی‌کند، استفاده از چنین رویکردی برای تحلیل فرایندهای درمانی می‌تواند گمراه‌کننده باشد. با وجود مطالعات متعدد در رابطه با تأثیر تفاوت‌های ذاتی بیماران در فرایندهای درمانی چندمرحله‌یی، تنها مطالعات معدودی به مدل‌سازی مستقیم تأثیر عوامل ریسک بیماران بر معیارهای عملکردی فرایندهای درمانی پرداخته‌اند. از جمله‌ی این مطالعات می‌توان به بررسی‌های محققان به‌منظور ارائه‌ی یک مدل گرافیکی برای این‌گونه مسائل اشاره کرد.<sup>[۶۳]</sup> همچنین رویکرد مشابهی برای مدل‌سازی عمل جراحی سرطان تیروئید به‌کار گرفته شده است.<sup>[۶۴]</sup> این مطالعات اگرچه تعدیل ریسک فرایندهای درمانی را به درستی انجام داده‌اند، ولی به دلیل عدم در نظر گرفتن فواصل زمانی مراحل مختلف فرایند، قابلیت اجرا به‌صورت مرحله به مرحله را در فرایند ندارند. در مطالعات بعدی،<sup>[۶۵]</sup> با در نظر گرفتن عوامل ریسک بیماران، از رویکرد فضای حالت خطی برای مدل‌سازی فرایند درمانی بیماری گلوکوما استفاده شده است. اخیراً نیز پژوهش‌گران سعی در پیش‌بینی فرایندهای چندمرحله‌یی درمانی با بهره‌گیری از مدل فضای حالت خطی و تأثیر نمره‌ی ریسک بیماران منطبق بر رویکرد رگرسیون لجستیک داشته‌اند.<sup>[۶۶]</sup> اگرچه با در نظر گرفتن فواصل زمانی بین مراحل، قابلیت اجرا در هر یک از مراحل فرایند وجود دارد، ولی از آن‌جا که فرضیات متعددی برای مدل‌سازی و علی‌الخصوص ابعاد و ماهیت متغیرهای پنهان در نظر گرفته‌اند، کاربرد این مطالعات در مسائل واقعی با مشکلات زیادی همراه خواهد بود. به نظر می‌رسد که با وجود انجام برخی مطالعات در راستای مدل‌سازی و پیش‌بینی فرایندهای درمانی چندمرحله‌یی تعدیل ریسک شده، همچنان مدل‌سازی دقیق و مبتنی بر واقعیت این فرایندها موضوعی است که علی‌رغم احساس نیاز در دنیای واقعی، به درستی به آن پرداخته نشده است. از این رو، در نوشتار حاضر یک مدل کاربردی برای تحلیل فرایندهای درمانی چندمرحله‌یی تحت عنوان مدل فضای حالت

خطی زمان متغیر معرفی شده و سعی شده است تا پارامترهای مدل تخمین زده شوند. از آن جا که ورودی ها و خروجی های فرایندهای درمانی اغلب به صورت چندمتغیره اند، مدل پیشنهادی در نوشتار حاضر در فضای چندمتغیره ارائه شده است. از مدل پیشنهادی می توان به منظور ترسیم نمودارهای کنترل مبتنی بر مدل بهره گرفت. ساختار نوشتار حاضر به گونه ایی است که در بخش دوم، عمل دومرحله ای جراحی سرطان تیروئید به صورت دقیق توصیف می شود. در بخش سوم، مدل فضای حالت خطی تشریح شده و مدل پیشنهادی ارائه می شود. شناسایی سیستم و تخمین پارامترهای مدل در بخش چهارم مورد بحث قرار می گیرد. کاربرد مدل بر روی داده های شبیه سازی و داده های واقعی در بخش های پنجم و ششم بررسی می شود و بخش هفتم نیز به نتیجه گیری و ارائه ی پیشنهادات آتی اختصاص می یابد.

## ۲. عمل جراحی دومرحله ای سرطان تیروئید

تیروئید غده ای پروانه ایی شکل است که در جلوی گردن و نزدیک گلو قرار دارد. این غده عهده دار وظیفه ی تولید هورمون های رشد در بدن است که شیوه ی استفاده ی بدن از انرژی را تنظیم می کنند. شایع ترین نوع سرطان تیروئید، نوع پاپیلاری آن است؛ به طوری که تقریباً از هر ۱۰ بیمار سرطان تیروئید، ۸ مورد مبتلا به این نوع سرطان هستند.<sup>[۶۴]</sup> این سرطان غالباً غدد لنفاوی گردن را نیز درگیر می کند به طوری که سرطان های پاپیلاری که به بافت های اطراف غده تیروئید گسترش پیدا می کنند، به علت سرعت گسترش بالا، قابلیت کنترل سخت تری دارند.<sup>[۶۶]</sup> در سال ۲۰۱۶، تعداد ۶۴۳۰۰ مورد سرطان تیروئید در جهان وجود داشته است که ۱۹۸۰ مورد آن منجر به مرگ شده است.<sup>[۶۴]</sup> طبق آخرین آمار منتشره در ایران نیز، نرخ رخداد این بیماری به طور متوسط ۲/۲ نفر در هر صد هزار نفر گزارش شده است.<sup>[۶۴]</sup>

عمل جراحی تیروئید برداری کامل<sup>۱۹</sup> متداول ترین نوع درمان سرطان تیروئید است.<sup>[۶۴]</sup> در صورتی که سرطان به غدد لنفاوی گردن نیز سرایت کرده باشد، عمل جراحی می بایست به صورت دومرحله ای انجام گیرد و از ید رادیواکتیو برای از بین بردن سلول های سرطانی باقیمانده استفاده شود. در عمل های جراحی دومرحله ای، جراح در مرحله اول اقدام به برداشتن غده تیروئید می کند. در این مرحله ممکن است جراح با توجه به وضعیت بیمار، تمام غده سرطانی را خارج کند و یا به برداشتن بخشی از آن اکتفا کند. سطح تری گلوبین (شاخص TG) از جمله معیارهای عملکردی است که باید پس از انجام عمل جراحی سرطان تیروئید مورد پایش قرار گیرد. همچنین، اندازه ی تومور سرطانی متعاقباً قابل اندازه گیری خواهد بود. بیماران پس از گذشت مدت زمانی که توسط پزشک تعیین می شود، برای تزریق اندازه ی مشخصی از ید رادیواکتیو به پزشک مراجعه می کنند تا از این طریق باقیمانده سلول های سرطانی آن ها نیز از بین برود. اما امکان گسترش بیماری به دلیل وجود غدد لنفاوی در کنار گردن همچنان برای بیماران وجود دارد. برای چنین بیمارانی، عمل مرحله ی دوم برای برداشتن این غدد باید انجام گیرد. فاصله ی بین عمل اول و دوم برای بیماران مختلف بسته به میزان مقاومت بدن، اندازه تومور، میزان تهاجم و ... بین یک تا پنج سال نوسان می کند. در مرحله ی دوم نیز، شاخص TG پزشک را در تعیین اثربخشی عمل یاری خواهد کرد. هرچه میزان این شاخص در بیمار از عدد ۱ کوچک تر باشد، نتیجه ی عمل مطلوب تر خواهد بود.

واضح است که میزان مطلوبیت نتایج عمل سرطان تیروئید نیز مانند سایر فرایندهای درمانی، تحت تأثیر عوامل ریسک بیمار خواهد بود. از جمله عوامل

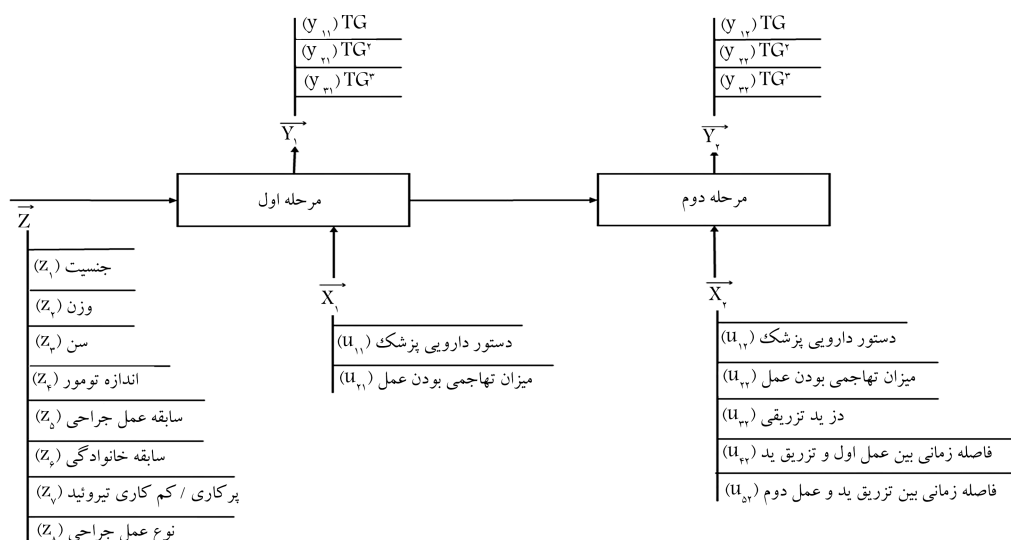
ریسک بیمار در عمل جراحی سرطان تیروئید می توان از سن، وزن، جنسیت، اندازه تومور، سابقه خانوادگی، سابقه ی عمل جراحی قبلی و سابقه ی پرکاری تیروئید نام برد. همچنین، علاوه بر عوامل ریسک بیمار، می توان عامل نوع عمل جراحی را نیز به عنوان عامل ریسک تیم جراحی در تحلیل ها در نظر گرفت. علاوه بر این، عواملی همچون دستور دارویی پزشک، میزان تهاجمی بودن عمل، دز ید تزریقی، فاصله ی بین عمل اول و زمان تزریق ید و فاصله ی بین عمل دوم و زمان تزریق ید می تواند تحت عنوان متغیرهای تصمیم تیم پزشکی در مطالعات دخیل شوند. لازم به ذکر است که در مطالعه ی حاضر، علاوه بر شاخص TG که به عنوان معیار عملکردی هر یک از مراحل در نظر گرفته می شود، آماره های  $TG^1$  و  $TG^2$  نیز به منظور لحاظ کردن تغییرات غیرخطی احتمالی فرایند درمانی به عنوان معیارهای عملکردی در نظر گرفته شده اند. به عبارتی این دو آماره به ترتیب بیان گر سرعت و شتاب تغییر TG خواهند بود. این همان رویکردی است که پیش تر محققان مورد استفاده قرار داده اند.<sup>[۶۵]</sup> تصویر شماتیک عمل دومرحله ای سرطان تیروئید به همراه معیارهای عملکردی، متغیرهای تصمیم و عوامل ریسک در شکل ۱ نشان داده شده است. در این شکل،  $Z_i$  عامل ریسک  $i$ ام،  $u_{ij}$  متغیر تصمیم  $i$ ام در مرحله ی  $j$ ام و  $y_{ij}$  معیار عملکردی  $i$ ام در مرحله ی  $j$ ام است.

## ۳. مدل فضای حالت خطی

مدل های فضای حالت از جمله مدل های آماری هستند که بسیاری از محققان از آن ها برای مدل سازی فرایندهای چندمرحله ای بهره برده اند. استفاده از مدل فضای حالت امکان توسعه روش های کنترل کیفیت چندمرحله ای را مهیا می کند؛ چرا که با این روش مدل سازی، می توان جریان تغییر پذیری انتقالی بین مراحل را شناسایی کرده و نسبت به پایش و حذف انحرافات با دلیل اقدام کرد.<sup>[۶۷]</sup> اصلی ترین کاربرد مدل های فضای حالت، تخمین متغیرهای پنهان فرایند است.<sup>[۶۸]</sup> منظور از متغیرهای پنهان، آن دسته از مشخصه های فرایند است که مشاهده و اندازه گیری آنها به صورت مستقیم ممکن نیست؛ از جمله ی این متغیرها می توان به حال واقعی بیماران پس از عمل جراحی، میزان درد واقعی بیماران، عوامل ریسک غیرقابل اندازه گیری و ... اشاره کرد. در مدل های فضای حالت، منظور از حالت سیستم، می تواند دوره های مختلف زمانی، حالت های مختلف کاربرد یک سیستم، مکان های گوناگون بهره برداری از سیستم و ... باشد. این مدل ها دارای انواع خطی و غیرخطی هستند. لازم به ذکر است که تمرکز نوشتار حاضر، بر مدل های فضای حالت خطی با توزیع مشاهدات نرمال خواهد بود. ساختار کلی مدل های فضای حالت خطی از دو سطح معادله تشکیل شده است؛ معادله ی مشاهدات و معادله ی انتقال. معادله ی مشاهدات مدل فضای حالت خطی برای  $T$  حالت به صورت رابطه ی ۱ است:

$$Y_t = CX_t + \omega_t; \quad t = 1, 2, \dots, T \quad (1)$$

که در آن  $Y_t$  بردار مشاهدات  $t$ ام،  $X_t$  بردار حالت  $t$ ام،  $C$  ماتریس مشاهدات و  $\omega_t$  بردار تصادفی خطای مشاهدات در حالت  $t$ ام از توزیع نرمال با میانگین صفر و واریانس  $W$  است. معادله ی مشاهدات بیان گر تفاوت مقدار مشاهدات و مقدار متغیرهای پنهان در هر یک از حالت های فرایند است. به عبارتی، این معادله سعی در نمایش خطای موجود در نتایج مشاهدات فرایند در هر حالت را خواهد داشت. همچنین، معادله ی انتقال مدل فضای حالت خطی برای  $T$  حالت به صورت



شکل ۱. تصویر شماتیک عمل جراحی دومرحله‌ای سرطان تیروئید.

رابطه‌ی ۲ است:

$$X_t = AX_{(t-1)} + BU_t + \nu_t; \quad t = 1, 2, \dots, T \quad (2)$$

که در آن  $X_t$  بردار حالت  $t$ ام،  $U_t$  بردار ورودی‌های حالت  $t$ ام،  $A$  ماتریس انتقال،  $B$  ماتریس تأثیرات و  $\nu_t$  بردار تصادفی خطای انتقال حالت  $(t-1)$ ام به  $t$ ام از توزیع نرمال با میانگین صفر و واریانس  $V$  است. معادله‌ی انتقال علاوه بر نشان دادن جریان تغییرپذیری بین حالات متوالی فرایند، چگونگی تأثیر ورودی‌ها بر متغیر پنهان را نیز نمایش می‌دهد.

از جمله ملاحظات که برای استفاده از مدل‌های فضای حالت در فرایندهای درمانی چندمرحله‌ای باید در نظر گرفت، تفاوت ذاتی بیماران در این مدل‌هاست. همچنین، چگونگی تفسیر مدل‌های فضای حالت و تخصیص بردارهای مدل به متغیرهای فرایندهای درمانی نیز از دیگر ملاحظات است. مدل فضای حالت خطی با در نظر گرفتن تفاوت ذاتی بیماران را می‌توان به صورت رابطه‌ی ۳ بیان کرد.

$$\begin{cases} Y_{it} = CX_{it} + w_{it} & i = 1, 2, \dots, N \\ X_{it} = AX_{i,(t-1)} + BU_{it} + \nu_{it}; & t = 1, 2, \dots, T \end{cases} \quad (3)$$

که در آن  $Y_{it}$  بردار معیارهای عملکردی حالت  $t$ ام برای بیمار  $i$ ام،  $x_{it}$  متغیرهای پنهان حالت  $t$ ام برای بیمار  $i$ ام و  $U_{it}$  بردار متغیرهای تصمیم حالت  $t$ ام برای بیمار  $i$ ام است.  $C$  ماتریس مشاهدات است که بیان‌گر چگونگی تأثیرات متغیرهای پنهان بر روی معیارهای عملکردی خواهد بود.  $A$  ماتریس انتقال است که بیان‌گر چگونگی جریان آبخاری بین مراحل است.  $B$  ماتریس تأثیرات است که بیان‌گر چگونگی تأثیر متغیرهای تصمیم بر متغیرهای پنهان خواهد بود.  $\nu_{it}$  و  $w_{it}$  نیز به ترتیب بردار تصادفی خطای مشاهدات در حالت  $t$ ام برای بیمار  $i$ ام و بردار تصادفی خطای انتقال حالت  $(t-1)$  به  $t$ ام برای بیمار  $i$ ام هستند.

### ۱.۳. مدل پیشنهادی

اگر چه در مدل ارائه شده در رابطه‌ی ۳ تفاوت‌های ذاتی بیماران لحاظ شده، اما تأثیر عوامل ریسک بیماران در مدل دیده نشده است. می‌توان متغیری را تحت

عنوان بردار عوامل ریسک بیمار به مدل اضافه کرد. در مدل فضای حالت خطی پیشنهادی، بردار عوامل ریسک بیمار  $i$ ام در حالت  $t$ ام را با نماد  $Z_{it}$  و ماتریس تأثیرات عوامل ریسک بیمار بر بردار متغیرهای پنهان را نیز با  $D$  نمایش می‌دهیم. در مدل پیشنهادی، حالات سیستم، که در روابط پیشین بیان شده بود، همان مراحل فرایند درمانی در نظر گرفته شده‌اند و از آن‌جا که در فرایندهای درمانی، هر بیمار ممکن است تعداد مراحل درمانی متفاوتی را تجربه کند، بنابراین محدوده‌ی تغییرات اندیس  $t$  که آن را با  $N_i$  نشان می‌دهیم، بیمار به بیمار می‌تواند متفاوت باشد به طوری که خواهیم داشت  $T = \sum_{i=1}^N N_i$  مدل فضای حالت خطی مورد نظر به شکل رابطه‌ی ۴ تبدیل خواهد شد:

$$\begin{cases} Y_{it} = CX_{it} + w_{it} & i = 1, 2, \dots, N \\ X_{it} = AX_{i,(t-1)} + BU_{it} + DZ_{it} + \nu_{it}; & t = 1, 2, \dots, N_i \end{cases} \quad (4)$$

در رابطه‌ی ۴ عوامل ریسک بیماران به عنوان یکی از متغیرهای معادله‌ی انتقال مراحل در نظر گرفته شده است، لیکن به نظر می‌رسد که ویژگی‌های ذاتی هر بیمار حتی بر روی میزان تأثیرگذاری متغیرهای تصمیم بر روی بیمار نیز مؤثر خواهد بود. به این معنی که ضریب تأثیر فعالیت‌های درمانی از بیماری به بیمار دیگر متفاوت است و این تفاوت تحت تأثیر عوامل ریسک بیمار است. با فرض وجود ارتباط خطی بین عوامل ریسک بیماران و ضریب تأثیر متغیرهای تصمیم بر روی بیماران، می‌توان رابطه‌ی ۴ را به شکل رابطه‌ی ۵ اصلاح کرد.

$$Q_{it} = [Z_{it} \dots Z_{it}]_{q \times p}, \quad B = EQ_{it} + F$$

$$\begin{cases} Y_{it} = CX_{it} + w_{it} & i = 1, 2, \dots, N \\ X_{it} = AX_{i,(t-1)} + (EQ_{it} + F)U_{it} + DZ_{it} + \nu_{it}; & t = 1, 2, \dots, N_i \end{cases} \quad (5)$$

که در آن  $Q_{it}$  بردار تأثیر عوامل ریسک بیمار  $i$ ام بر چگونگی ارتباط متغیرهای تصمیم و متغیرهای پنهان مرحله‌ی  $t$ ام است.

$$\begin{cases} Y_t = CX_t + \omega_t; & t = 1, 2, \dots, 2N \\ X_t = AX_{(t-1)} + HG_t + \nu_t; & t = 2i \\ X_t = AX_{\cdot i} + HG_t + \nu_t; & t = 2i - 1 \end{cases} \quad (9)$$

که در آن  $i = 1, 2, \dots$  شمارنده‌ی بیماران و  $X_{\cdot i}$  بردار متغیرهای پنهان مرحله‌ی صفر بیمار  $i$ ام را نشان می‌دهد.

رابطه‌ی ۹ نوعی مدل فضای حالت خطی با پارامترهای متغیر دوره‌ی ۲۲ است که در زمره‌ی مدل‌های جعبه‌ی خاکستری قرار دارند. در بخش بعدی مقاله، روش شناسایی مدل جعبه‌ی خاکستری پیشنهادی ارائه خواهد شد.

#### ۴. شناسایی مدل و تخمین پارامتر

پس از ارائه‌ی مدل فضای حالت خطی برای فرایند درمانی چندمرحله‌ی، نیاز است تا ابعاد متغیرها و مقادیر پارامترهای مدل شناسایی شوند. به این امر، شناسایی سیستم<sup>۲۳</sup> می‌گویند. در رابطه‌ی ۸، بردار متغیرهای ورودی ( $G_{it}$ ) و خروجی ( $Y_{it}$ ) مدل برای تمامی مراحل مقادیری معلوم و اندازه‌گیری شده دارند. همچنین، بردارهای خطای مدل نیز از توزیع نرمال با میانگین صفر و واریانس مجهول پیروی می‌کنند. به فرایند شناسایی چنین سیستمی، شناسایی ورودی - خروجی می‌گویند. در شناسایی سیستم ورودی - خروجی، دو موضوع عمده برای محقق اهمیت خواهد داشت: یکی شناسایی ابعاد متغیر پنهان که به آن شناسایی مرتبه‌ی مدل می‌گویند و دیگری تخمین مقادیر پارامترهای مدل. در ادامه، در رابطه با این دو موضوع توضیحاتی ارائه شده است. همچنین، معیارهای ارزیابی عملکرد شناسایی سیستم نیز در بخش ۳.۴ معرفی خواهد شد.

##### ۱.۴. شناسایی مرتبه مدل

در نظریه‌ی سیستم‌های کنترل، یکی از روش‌های متداول به منظور تعیین میزان انرژی (مشارکت) هر یک از ابعاد سیستم در حفظ پایداری سیستم، استفاده از مفهوم مقادیر تکیه‌نکات<sup>[۶۹]</sup> استفاده از مقادیر تکیه‌نکات این امکان را به تحلیل‌گر می‌دهد که بتواند علی‌رغم حفظ بیشتر ویژگی‌های سیستم، کم‌ترین بعد بهینه‌ی سیستم را نیز تشخیص دهد.<sup>[۶۹]</sup> از این رو، به منظور شناسایی مرتبه‌ی مدل فضای حالت خطی، در نوشتار حاضر، از روش تجزیه‌ی مقادیر تکیه‌نکات (HSVD)<sup>[۲۴]</sup> استفاده شده است. تشریح کامل روش مذکور در کونگ<sup>[۷۰]</sup> و دنیوف و ژینگلیافسکی<sup>[۷۱]</sup> ارائه شده است، لیکن در این بخش به تشریح خلاصه‌ی این روش می‌پردازیم. تجزیه‌ی مقادیر تکیه‌نکات در دو مرحله انجام می‌پذیرد: نشانیدن<sup>۲۵</sup> و تجزیه.<sup>۲۶</sup> نشانیدن را می‌توان به عنوان نگاشتی در نظر گرفت که سری زمانی یک بعدی  $Y$  به طول  $T$  را به سری چندبعدی  $S_1, S_2, \dots, S_T$  انتقال می‌دهد. نتیجه‌ی این گام، ماتریس مسیر<sup>۲۷</sup> رابطه‌ی ۱۰ خواهد بود.

$$S = [S_1, S_2, \dots, S_T] = \begin{bmatrix} Y_1 & Y_2 & Y_3 & \dots & Y_{T-1} & Y_T \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & 0 \\ Y_{T-1} & Y_T & 0 & \dots & 0 & 0 \\ Y_T & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (10)$$

ماتریس  $S$ ، را که در آن عناصر روی قطرهای فرعی با هم برابرند (مقادیر عناصری که  $i + j$  یکسان دارند، با هم برابرند) «ماتریس هسکل» می‌نامند. با توجه به ساختار

با انجام عملیات ماتریسی و تبدیل متغیر  $M_{it} = Q_{it} \times U_{it}$  می‌توان معادله‌ی ۵ را به صورت معادله‌ی ۶ بازنویسی کرد.

$$\begin{cases} Y_{it} = CX_{it} + \omega_{it} & i = 1, 2, \dots, N \\ X_{it} = AX_{i,(t-1)} + FU_{it} + DZ_{it} + EM_{it} + \nu_{it}; & t = 1, 2, \dots, N_i \end{cases} \quad (6)$$

در نهایت، با تجمیع ماتریس‌ها خواهیم داشت:

$$H = [F, D, E]_{m \times (p+rq)}; \quad G_{it} = [U_{it}, Z_{it}, M_{it}]'_{(p+rq) \times 1}$$

$$\begin{cases} Y_{it} = CX_{it} + \omega_{it} & i = 1, 2, \dots, N \\ X_{it} = AX_{i,(t-1)} + HG_{it} + \nu_{it}; & t = 1, 2, \dots, N_i \end{cases} \quad (7)$$

مدل به دست آمده در رابطه‌ی ۷ نمایان‌گر یک مدل فضای حالت خطی تعدیل ریسک شده برای هر بیمار است. حال اگر بخواهیم این مدل را به صورت جامع برای تمامی بیماران یک فرایند درمانی چندمرحله‌ی به کار ببریم، نیاز است تا تغییرات دیگری را نیز در مدل اعمال کنیم. فرض می‌کنیم که داده‌های طولی تمامی بیماران را به صورت یک سری زمانی یکپارچه، پشت سر هم قرار داده‌ایم. در این صورت با در اختیار داشتن یک سری داده، می‌توانیم از رابطه‌ی ۷ بدون در نظر گرفتن اندیس  $i$  به منظور مدل‌سازی فرایند درمانی استفاده کنیم. مشکلی که در این صورت به وجود می‌آید این خواهد بود که داده‌های مربوط به هر بیمار در اولین مرحله از فرایند درمانی مربوط به آن بیمار، به داده‌های آخرین مرحله‌ی درمانی بیمار قبل از خودش وابسته نیست؛ در حالی که مدل چنین چیزی را به ما نشان نمی‌دهد. به منظور حل این مشکل می‌بایست شرطی را در مدل نهایی لحاظ کنیم که در آن، متغیر پنهان مرحله اول هر بیمار تنها به متغیر پنهان مرحله صفر آن بیمار وابسته باشد و نه به متغیر پنهان آخرین مرحله بیمار قبلی. با تعریف  $J$  به عنوان مجموعه‌ی اولین مراحل فرایند درمانی بیماران و  $z$  به عنوان شماره‌ی بیمار مربوط به پارامتر  $t$ ، مدل فضای حالت نهایی به صورت رابطه‌ی ۸ به دست خواهد آمد:

$$\begin{cases} Y_t = CX_t + \omega_t; & t = 1, 2, \dots, T \\ X_t = AX_{(t-1)} + HG_t + \nu_t; & t \notin J \\ X_t = AX_{\cdot j(t)} + HG_t + \nu_t; & t \in J \end{cases} \quad (8)$$

که در آن  $X_{\cdot j(t)}$  بردار متغیرهای پنهان مرحله‌ی صفر بیمار  $j$  را نشان می‌دهد. مدل ارائه شده در رابطه‌ی ۸ نوعی مدل فضای حالت خطی زمان متغیر<sup>۲۸</sup> است که در آن، در برخی مقاطع زمانی، معادله‌ی انتقال حالت دست‌خوش تغییر می‌شود. مدل‌های فضای حالت خطی زمان متغیر در زمره‌ی مدل‌های جعبه‌ی خاکستری<sup>۲۹</sup> قرار دارند. مدل‌های جعبه‌ی خاکستری به دسته‌ی از مدل‌ها گفته می‌شود که در آن‌ها برخی از ویژگی‌های ساختاری مدل، مبتنی بر دانش تخصصی و روابط بین متغیرها، تعیین می‌شود. لذا، در این دسته از مدل‌ها، برخی روابط متغیرها مبتنی بر ویژگی‌های خاص سیستم مورد نظر تعیین می‌شود. اگر بخواهیم مدل ارائه شده در رابطه‌ی ۸ را برای عمل جراحی دومرحله‌ی سرطان تیروئید بازنویسی کنیم، با توجه به دومرحله‌ی بودن عمل برای تمامی بیماران، مدل مورد نظر به شکل رابطه‌ی ۹ خواهد بود:

$$S = S_1 + S_2 + \dots + S_d \quad (11)$$

با تعریف  $V_i = S^T U_i / \sqrt{\lambda_i}$  خواهیم داشت  $S_i = \sqrt{\lambda_i} U_i V_i^T$  که در آن  $S_i$  ها ماتریس‌های مقدماتی بوده و  $U_i$  ها و  $V_i$  ها به ترتیب بردارهای ویژه چپ و راست ماتریس مسیر نامیده می‌شوند. چنانچه مقادیر ویژه غیرتکراری باشند، رابطه‌ی ۱۱ به شکلی یکتا تعریف می‌شود. در این صورت می‌توانیم نسبت  $SV = \lambda_i / \sum_{i=1}^d \lambda_i$  را به عنوان مشخصه‌ی میزان مشارکت بردار  $S_i$  در رابطه‌ی ۱۱ در نظر بگیریم. لازم به ذکر است که در بسیاری از کاربردها، به جای استفاده از نسبت  $SV$  از  $\ln(SV)$  استفاده شده است.<sup>[۷۲]</sup>

پس از تعیین مقادیر  $\ln(SV)$  برای هریک از بردارهای  $S_i$  و در نظر گرفتن آن‌ها به عنوان میزان مشارکت هریک از ابعاد متغیر پنهان در تفسیر رابطه‌ی فضای حالت خطی، می‌توان نسبت به تعیین ابعاد بردار متغیر پنهان تصمیم‌گیری کرد. معمولاً آن ابعادی که دارای  $\ln(SV)$  پایینی بوده و اطلاعات زیادی را به مدل منتقل نمی‌کنند، از رابطه‌ی فضای حالت کنار گذاشته می‌شوند و حتی‌الامکان سعی می‌شود تا با در نظر گرفتن کم‌ترین بعد ممکن برای متغیر پنهان، تحلیل‌گر کم‌ترین میزان اطلاعات را از دست بدهد.

## ۲.۴. تخمین پارامترهای مدل

ماتریس‌های  $A, C$  و  $H$  ماتریس‌های نامعلوم هستند که باید با بهره‌گیری از رویکرد شناسایی سیستم ورودی - خروجی تخمین زده شوند. در این مقاله، به منظور تخمین مقادیر این ماتریس‌ها از روش کمینه‌سازی خطای برآورد (PEM)<sup>۲۸</sup> استفاده شده است. به بیان لیونگ،<sup>[۷۲]</sup> در تخمین مقادیر پارامترهای مدل‌های فضای حالت خطی، PEM عملکرد بهتری را نسبت به سایر روش‌ها داشته است. PEM بهینه‌سازی عددی است که سعی در کمینه‌سازی تابع هزینه به صورت تابع وزن‌دهی شده‌یی از خطای برآورد پارامترها دارد. تشریح کامل روش مذکور در لیونگ<sup>[۷۲]</sup> ارائه شده است، لیکن در این بخش از مقاله به تشریح خلاصه‌ی این روش می‌پردازیم. تابع هدف این روش مطابق با رابطه‌ی ۱۲ است.

$$V_T(\theta) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T L(\varepsilon(t, \theta)) \quad (12)$$

که در آن  $\theta$  مجموعه پارامترهای قابل برآورد مدل،  $T$  تعداد کل حالت‌های مدل،  $L$  تابع ارزش خطای برآورد و  $\varepsilon(t, \theta)$  خطای برآورد خروجی در حالت  $t$ ام خواهد بود. به منظور تعریف خطای برآورد می‌توان روابط متفاوتی را به کار گرفت، لیکن در نوشتار حاضر، خطای برآورد در هریک از مراحل مدل فضای حالت خطی به صورت رابطه‌ی ۱۳ تعریف شده است.

$$\varepsilon(t, \theta) = y(t) - \hat{y}(t | t-1; \theta) \quad (13)$$

که در آن  $y(t)$  بردار مشاهدات واقعی فرایند در مرحله  $t$ ام و  $\hat{y}(t | t-1; \theta)$  بردار مشاهدات تخمین زده شده توسط مدل در مرحله  $t$ ام مبتنی بر پارامترهای برآورد شده حاصل از اطلاعات مرحله‌ی قبلی است.

روش‌های مختلف PEM در انتخاب تابع ارزش خطای برآورد با یکدیگر تفاوت دارند. این در حالی است که اکثر این روش‌ها از نرم درجه دوم برای این تابع استفاده می‌کنند. بر طبق لیونگ،<sup>[۷۲]</sup> نرم درجه‌ی دوم یک نرم استاندارد برای تابع هزینه است که هم در محاسبات و هم در تحلیل مدل می‌تواند محقق را یاری رساند. تابع هزینه برای تعیین مقادیر بهینه مدل با استفاده از نرم درجه‌ی دوم تابع ارزش خطای برآورد، به صورت رابطه‌ی ۱۴ خواهد بود.

$$V_T(\theta) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \frac{1}{\sigma^2} \varepsilon(t, \theta)^T \varepsilon(t, \theta) \quad (14)$$

نکته‌ی دیگری که باید در تخمین پارامترهای مدل مد نظر قرار گیرد این است که اگر پارامترهای مجهول مدل زیاد باشند، این موضوع می‌تواند موجب بد حالت شدن ماتریس کمینه‌سازی تابع هزینه شود. در این صورت ممکن است نتوان تمامی پارامترها را با دقت مناسبی تخمین زد. به منظور جلوگیری از این مشکل، می‌توان با اضافه کردن یک عبارت مشخص به تابع هزینه، بیشتر پارامترهایی را که تأثیر کمی بر تابع هزینه دارند به سمت نقطه‌ی ثابتی  $(\theta^*)$  سوق داد و از حرکت آنها به سمت مقادیر تخریب‌کننده جلوگیری کرد. با اضافه کردن عبارت  $\lambda|\theta - \theta^*|$  به تابع هزینه می‌توان مقادیر پارامترهایی که به سمت نقطه ثابت  $(\theta^*)$  کشیده می‌شوند را کنترل کرده و بدین ترتیب ماتریس تابع هزینه را از نظر محاسباتی به ماتریس بهتری تبدیل کرد. به این رویه در تصحیح تابع هزینه، تنظیم<sup>۲۹</sup> می‌گویند و پارامتر  $\lambda$  را نیز پارامتر تنظیم می‌نامند. معمولاً در مدل‌های فضای حالت خطی که اطلاعات قبلی از وضعیت بهینه پارامترهای مدل در دسترس نیست، مقدار نقطه‌ی ثابت پارامترها را برابر با صفر در نظر می‌گیریم. در این صورت، تابع هزینه مورد نظر پس از تنظیم، مطابق رابطه‌ی ۱۵ خواهد بود.

$$V_T(\theta) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \frac{1}{\sigma^2} \varepsilon(t, \theta)^T \varepsilon(t, \theta) + \lambda|\theta| \quad (15)$$

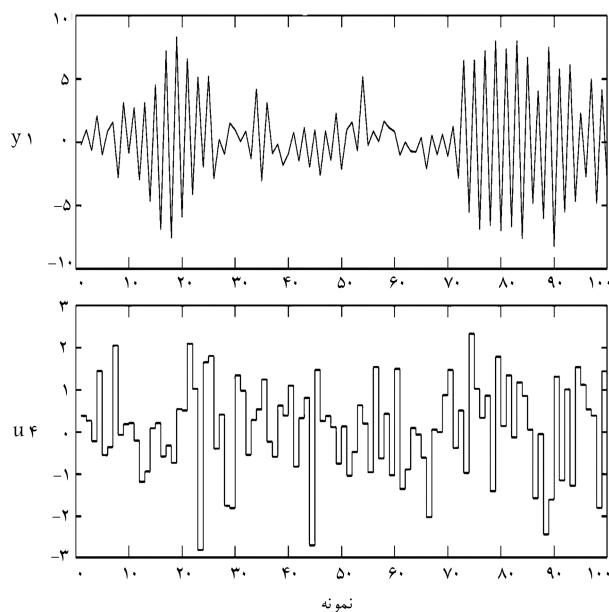
روش PEM یک روش عددی است که با انجام تکرارهای پرشمار، با در نظر گرفتن یک مقدار اولیه برای ماتریس‌های مجهول مدل، الگوریتم کمینه‌سازی تابع هزینه را تا جایی ادامه می‌دهد که یکی از دو شرط ذیل تحقق یابد: ۱. میزان بهبود مشاهده شده در عبارت خطا در دو مرحله‌ی متوالی از عدد مشخص  $\varepsilon$  کوچک‌تر شود؛ ۲. تعداد تکرارهای انجام شده برای بهینه‌سازی مدل از عدد مشخص  $r$  بیشتر شود. در روش PEM تکرارهای عددی مبتنی بر روش تخمین حداقل مربعات خطا<sup>۳۰</sup> انجام می‌گیرد.

## ۳.۴. ارزیابی عملکرد شناسایی سیستم

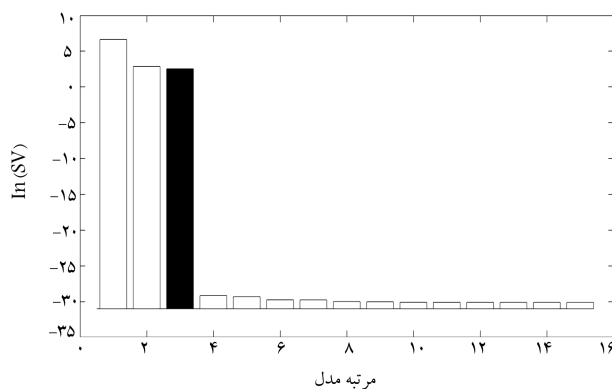
معیارهای متنوعی را می‌توان برای ارزیابی عملکرد شناسایی سیستم نام برد، لیکن در اینجا به دو مورد از این معیارها اشاره شده و سعی خواهد شد تا در مثال‌های شبیه‌سازی واقعی از این ۲ معیار برای سنجش عملکرد استفاده شود.

۱. معیار کم‌ترین مربعات خطا: این معیار هر چه کم‌تر باشد نشان‌دهنده عملکرد بهتر مدل است و به صورت رابطه‌ی ۱۶ تعریف می‌شود:

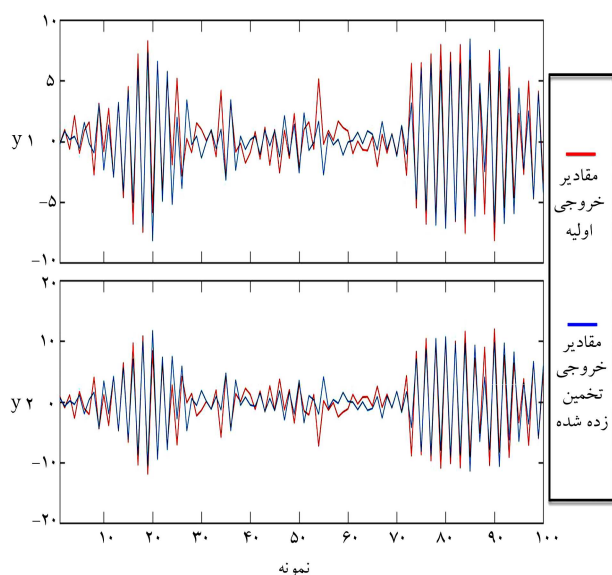
$$MSE = \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^{N_i} \varepsilon_i(t, \theta)^T \varepsilon_i(t, \theta) / \sum_{i=1}^N N_i \quad (16)$$



شکل ۲. تغییرات ورودی  $u_4$  و خروجی  $y_1$  در مثال شبیه‌سازی.



شکل ۳. لگاریتم مقادیر تکین هنگام مرتبه مدل در مثال شبیه‌سازی.



شکل ۴. مقایسه مقادیر خروجی تخمین زده شده توسط مدل و مقادیر خروجی اولیه در مثال شبیه‌سازی.

۲. معیار درصد تطابق: این معیار همان میانگین مربعات خطای نرمال شده (NRMSE) است که به صورت درصد برای هر یک از معیارهای عملکردی بیان می‌شود. معیار درصد تطابق به صورت رابطه‌ی  $FP = 100 * \left(1 - \frac{\|Y - \hat{Y}\|}{\|Y - \bar{Y}\|}\right)$  تعریف می‌شود که در آن  $Y$  مقدار واقعی خروجی،  $\hat{Y}$  مقدار خروجی تخمین زده شده توسط مدل و  $\bar{Y}$  متوسط مقادیر خروجی است. معیار  $FP$  مقادیری بین منفی بی‌نهایت و ۱۰۰ را اخذ خواهد کرد و هر چه به عدد ۱۰۰ نزدیک‌تر باشد، بهتر است. لازم به ذکر که اگر مقدار این معیار برابر با صفر شود، به این معنی است که مدل شناسایی شده عملکردی بهتر از یک خط مستقیم منطبق بر میانگین داده‌ها نخواهد داشت.

## ۵. مثال شبیه‌سازی

روند شبیه‌سازی داده‌ها به این صورت خواهد بود که در ابتدا ماتریس‌های  $A$  و  $H$  به صورت معلوم تعریف شده‌اند. سپس، با بهره‌گیری از این ماتریس‌ها و با فرض پیروی کردن توزیع خطای فرایند از توزیع نرمال، نمونه‌های تصادفی با اندازه نمونه‌های متفاوت تولید شده‌اند. هر یک از این نمونه‌ها شامل تعدادی ورودی و خروجی هستند که از منطق فرایندهای چندمرحله‌ای منطبق با مدل فضای حالت خطی با ماتریس‌های معلوم پیروی می‌کنند. در داده‌های شبیه‌سازی تولید شده، ابعاد متغیر پنهان برابر با ۳ در نظر گرفته شده است. به عنوان نمونه، رفتار متغیر ورودی چهارم بر روی متغیر خروجی اول در اندازه نمونه ۱۰۰ تایی در شکل ۲ نشان داده شده است.

به منظور شناسایی مدل و تخمین پارامترها، در ابتدا می‌بایست با استفاده از روش HSVD، مرتبه‌ی مدل شناسایی شود. مقادیر  $\ln(SV)$  برای هر یک از ابعاد بالقوه متغیر پنهان در شکل ۳ نشان داده شده است.

با توجه به مقادیر تکین هنگام به دست آمده و کاهش معنادار مقادیر از بعد سوم به بعد، به نظر می‌رسد که مرتبه مدل می‌تواند برابر با ۳ در نظر گرفته شود. مشاهده می‌شود که مرتبه مدل به دست آمده حاصل از تجزیه مقادیر تکین هنگام به بعد در نظر گرفته شده برای متغیر پنهان در هنگام شبیه‌سازی برابر است.

معیارهای ارزیابی عملکرد مدل تخمین زده شده برای اندازه نمونه‌های مختلف و مقادیر متفاوت پارامتر تنظیم (λ) به ترتیب در جدول‌های ۱ و ۲ ارائه شده است. لازم به ذکر است که نتایج ارائه شده در جدول‌های ۱ و ۲ برای مرتبه مدل بهینه که برابر با ۳ است، گزارش شده‌اند. می‌توان چنین بیان داشت: ۱. اگرچه با افزایش اندازه‌ی نمونه‌ها معیارهای عملکردی شناسایی سیستم مقادیر بهتری را نشان داده و تخمین پارامترها نیز نسبت به تغییرات اندازه پارامتر تنظیم مقاوم‌تر می‌شوند، با این حال مشخص است که روش پیشنهادی حتی در اندازه نمونه‌های کم نیز از عملکرد قابل قبولی برخوردار بوده و نتایج مطلوبی را به دست می‌دهد. ۲. هرچه اندازه‌ی پارامتر تنظیم به سمت مقادیر بسیار بزرگ می‌رود، دقت روش شناسایی مدل نیز کاهش می‌یابد؛ روش پیشنهادی بهترین دقت را در  $\lambda = 0.1$  به دست می‌دهد.

بر اساس معیارهای ارزیابی عملکرد، مدل شناسایی شده می‌تواند داده‌های شبیه‌سازی را با دقتی بیش از ۷۰ درصد تخمین بزند. این درصد در اندازه نمونه‌های مختلف اندکی متفاوت است ولی به طور کلی می‌توان گفت که مدل درصد زیادی از تغییرات را تشخیص می‌دهد. برای نمایش این موضوع، مقایسه‌ی مقادیر خروجی تخمین زده شده توسط مدل و مقادیر خروجی اولیه‌ی مثال شبیه‌سازی برای اندازه نمونه‌ی ۱۰۰ تایی در شکل ۴ آورده شده است.

جدول ۱. مقادیر MSE در مثال شبیه‌سازی.

اندازه نمونه	پارامتر تنظیم	۱۰۰	۲۰۰	۳۰۰	۵۰۰	۱۰۰۰	۲۰۰۰	۳۰۰۰	۴۰۰۰	۵۰۰۰	۶۰۰۰	۷۰۰۰	۸۰۰۰	۹۰۰۰	۱۰۰۰۰
۰	۶/۳۳	۷/۰۸	۶/۵۰	۶/۸۱	۶/۷۹	۶/۹۱	۷/۱۲	۶/۸۴	۷/۰۹	۷/۰۲	۶/۸۵	۶/۷۸	۶/۸۲	۶/۶۸	
۰/۰۵	۴۶/۱۷	۷/۰۸	۵/۵۲	۶/۸۲	۶/۷۹	۶/۹۱	۷/۱۲	۶/۸۴	۷/۰۹	۷/۰۲	۶/۸۵	۶/۷۸	۶/۸۲	۶/۶۸	
۰/۱	۴۶/۱۳	۶/۸۲	۵/۴۱	۶/۸۱	۸/۳۲	۶/۹۱	۷/۱۲	۶/۸۴	۷/۰۹	۷/۰۲	۶/۸۵	۶/۷۸	۶/۸۲	۶/۶۸	
۰/۵	۱۰/۹۱	۷/۱۹	۶/۳۲	۶/۸۱	۶/۸۰	۶/۹۱	۷/۱۲	۶/۸۴	۷/۰۹	۷/۰۲	۶/۸۵	۶/۷۸	۶/۸۲	۶/۶۸	
۱	۱۰/۸۹	۷/۱۱	۵/۸۷	۶/۸۶	۶/۸۲	۶/۹۱	۷/۱۲	۶/۸۴	۷/۰۹	۷/۰۲	۶/۸۵	۶/۷۸	۶/۸۲	۶/۶۸	
۵	۱۱/۲۴	۱۰/۷۹	۸/۹۶	۸/۷۶	۷/۲۲	۶/۹۱	۷/۱۲	۶/۸۴	۷/۰۹	۷/۰۲	۶/۸۵	۶/۷۸	۶/۸۲	۶/۶۸	
۱۰	۹۷/۴۱	۵۰/۸۰	۴۶/۹۲	۱۰/۳۵	۸/۶۷	۶/۹۱	۷/۳۲	۶/۸۴	۷/۰۹	۷/۰۲	۶/۸۵	۶/۷۸	۶/۸۲	۶/۶۸	

جدول ۲. مقادیر FP در مثال شبیه‌سازی.

اندازه نمونه	متغیر خروجی	۱۰۰	۲۰۰	۳۰۰	۵۰۰	۱۰۰۰	۲۰۰۰	۳۰۰۰	۴۰۰۰	۵۰۰۰	۶۰۰۰	۷۰۰۰	۸۰۰۰	۹۰۰۰	۱۰۰۰۰
۰	y <sub>1</sub>	۶۷/۵۳	۶۳/۲۱	۷۲/۹۵	۷۲/۷۳	۷۲/۷۱	۷۰/۱۲	۶۷/۸۴	۶۷/۳۴	۶۶/۷۱	۶۶/۵۶	۶۶/۵۲	۶۶/۸۰	۶۶/۸۹	۶۷/۱۴
	y <sub>2</sub>	۶۷/۲۸	۶۳/۳۰	۷۳/۰۹	۷۲/۷۹	۷۲/۷۹	۷۰/۱۳	۶۷/۸۶	۶۷/۳۵	۶۶/۷۴	۶۶/۵۷	۶۶/۵۳	۶۶/۸۰	۶۶/۹۰	۶۷/۱۵
۰/۰۵	y <sub>1</sub>	۵۳/۶۴	۶۰/۸۶	۷۲/۹۵	۷۲/۶۹	۷۲/۷۱	۷۰/۱۲	۶۷/۸۴	۶۷/۳۴	۶۶/۷۱	۶۶/۵۶	۶۶/۵۲	۶۶/۸۰	۶۶/۸۹	۶۷/۱۴
	y <sub>2</sub>	۵۳/۶۵	۶۰/۸۱	۷۳/۱۰	۷۲/۷۷	۷۲/۷۸	۷۰/۱۳	۶۷/۸۶	۶۷/۳۵	۶۶/۷۴	۶۶/۵۷	۶۶/۵۳	۶۶/۸۰	۶۶/۹۰	۶۷/۱۵
۰/۱	y <sub>1</sub>	۵۳/۶۸	۶۰/۹۰	۷۳/۴۳	۷۲/۷۲	۶۹/۸۲	۷۰/۱۳	۶۷/۸۴	۶۷/۳۴	۶۶/۷۱	۶۶/۵۶	۶۶/۵۲	۶۶/۸۰	۶۶/۸۹	۶۷/۱۴
	y <sub>2</sub>	۵۳/۶۹	۶۰/۸۵	۷۳/۶۰	۷۲/۷۷	۶۹/۸۵	۷۰/۱۳	۶۷/۸۶	۶۷/۳۵	۶۶/۷۴	۶۶/۵۷	۶۶/۵۳	۶۶/۸۰	۶۶/۹۰	۶۷/۱۵
۰/۵	y <sub>1</sub>	۶۴/۷۳	۶۲/۷۲	۷۲/۷۱	۷۲/۶۳	۷۲/۶۹	۷۰/۱۳	۶۷/۸۴	۶۷/۳۴	۶۶/۷۱	۶۶/۵۶	۶۶/۵۲	۶۶/۸۰	۶۶/۸۹	۶۷/۱۴
	y <sub>2</sub>	۶۴/۷۰	۶۲/۸۰	۷۲/۹۱	۷۲/۶۸	۷۲/۷۷	۷۰/۱۳	۶۷/۸۷	۶۷/۳۵	۶۶/۷۴	۶۶/۵۷	۶۶/۵۳	۶۶/۸۰	۶۶/۹۰	۶۷/۱۵
۱	y <sub>1</sub>	۵۷/۲۴	۶۶/۲۰	۷۲/۸۴	۷۲/۶۳	۷۲/۶۴	۷۰/۱۳	۶۷/۸۴	۶۷/۳۴	۶۶/۷۱	۶۶/۵۶	۶۶/۵۲	۶۶/۸۰	۶۶/۸۹	۶۷/۱۴
	y <sub>2</sub>	۵۷/۳۵	۶۵/۹۱	۷۳/۰۶	۷۲/۶۸	۷۲/۷۲	۷۰/۱۳	۶۷/۸۷	۶۷/۳۵	۶۶/۷۴	۶۶/۵۷	۶۶/۵۳	۶۶/۸۰	۶۶/۹۰	۶۷/۱۵
۵	y <sub>1</sub>	۵۷/۹۱	۵۱/۱۰	۶۶/۶۵	۶۹/۱۲	۷۱/۸۸	۷۰/۱۲	۶۷/۸۴	۶۷/۳۴	۶۶/۷۱	۶۶/۵۶	۶۶/۵۲	۶۶/۸۰	۶۶/۸۹	۶۷/۱۴
	y <sub>2</sub>	۵۸/۰۴	۵۱/۰۵	۶۶/۷۷	۶۹/۱۰	۷۱/۹۴	۷۰/۱۳	۶۷/۸۶	۶۷/۳۵	۶۶/۷۴	۶۶/۵۷	۶۶/۵۳	۶۶/۸۰	۶۶/۹۰	۶۷/۱۵
۱۰	y <sub>1</sub>	-۰/۰۶	-۰/۰۲	-۰/۰۳	۶۶/۴۵	۶۹/۱۴	۷۰/۱۱	۶۷/۴۰	۶۶/۳۴	۶۶/۷۱	۶۶/۵۶	۶۶/۵۳	۶۶/۸۰	۶۶/۸۹	۶۷/۱۴
	y <sub>2</sub>	-۰/۰۱	-۰/۰۲	-۰/۰۱	۶۶/۴۲	۶۹/۲۵	۷۰/۱۳	۶۷/۴۱	۶۶/۳۵	۶۶/۷۴	۶۶/۵۷	۶۶/۵۳	۶۶/۸۰	۶۶/۹۰	۶۷/۱۵

## ۶. مثال واقعی

مقدار اولیه‌ی مفروض به این صورت خواهد بود که مقادیر بردار متغیر پنهان هر بیمار در مرحله‌ی صفر، که در روش شناسایی سیستم پیشنهادی باید به صورت یک مقدار پیش‌فرض توسط تحلیل‌گر تعیین شود، برابر با مقادیر بردار متغیر پنهان آخرین مرحله‌ی بیمار پیشین قرار داده شود. در این صورت، مدل فضای حالت خطی با پارامترهای متغیر دوره‌ی تبدیل به مدل فضای حالت خطی شده و می‌توان از روش شناسایی معرفی شده در این تحقیق برای شناسایی رتبه و پارامترهای مدل استفاده کرد.

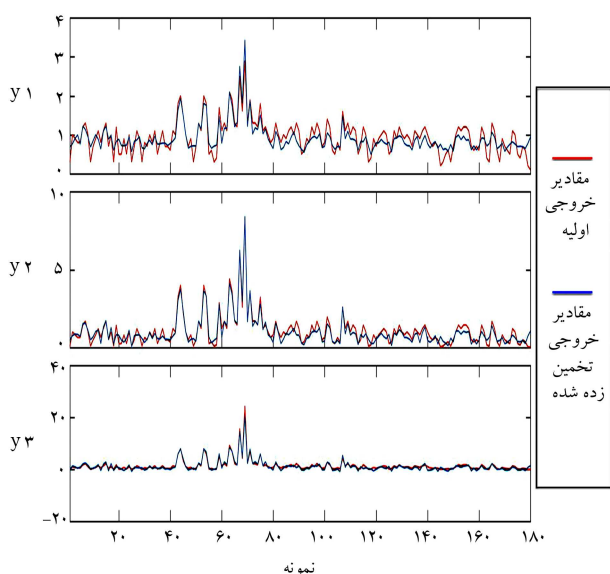
پس از تعیین مقدار اولیه مفروض، در ابتدا می‌بایست با استفاده از روش HSVD، مرتبه مدل شناسایی شود. مقادیر  $\ln(SV)$  برای هر یک از ابعاد بالقوه متغیر پنهان در شکل ۶ نشان داده شده است.

مجموعه داده‌ی مورد استفاده در تحقیق حاضر مربوط به داده‌های واقعی ۹۰ بیمار تحت درمان به منظور انجام عمل جراحی دومرحله‌ی تیروئید است که از پایگاه داده یکی از بیمارستان‌های شهر تهران استخراج شده است. توضیحات مربوط به عمل جراحی دومرحله‌ی سرطان تیروئید به همراه توصیف متغیرهای ورودی و خروجی آن در بخش دوم مقاله حاضر تحت عنوان مثال انگیزشی ارائه شده است. به عنوان نمونه، رفتار عامل وزن بیمار بر روی معیار TG در شکل ۵ نشان داده شده است. به منظور شناسایی مدل و تخمین پارامترهای مدل رابطه‌ی ۹، با در نظر گرفتن یک مقدار اولیه مفروض، می‌توان از روش پیشنهادی در این تحقیق استفاده کرد.



جدول ۳. مقادیر MSE در مثال واقعی.

مرتبۀ مدل پارامتر تنظیم	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹	۱۰
۰	۷/۵۲	۴/۰۳	۳/۷۰	۲/۴۸	۲/۳۷	۱/۲۲	۱/۳۹	۰/۶۲	۱/۳۵	۱/۴۴
۰/۰۵	۷/۵۳	۵/۶۸	۳/۶۱	۳/۷۹	۲/۵۴	۲/۶۹	۲/۲۶	۱/۵۳	۲/۶۰	۲/۳۹
۰/۱	۷/۵۳	۵/۸۲	۴/۳۵	۴/۸۴	۲/۶۴	۳/۳۸	۲/۴۲	۱/۷۲	۳/۲۵	۳/۴۰
۰/۵	۷/۵۲	۵/۷۱	۳/۷۵	۶/۰۱	۳/۱۰	۴/۰۲	۴/۴۹	۲/۰۳	۳/۹۸	۲/۸۲
۱	۷/۵۱	۶/۹۲	۴/۳۵	۵/۸۷	۲/۹۸	۴/۳۵	۳/۸۸	۳/۶۹	۵/۱۵	۲/۴۷
۵	۷/۵۲	۶/۵۴	۵/۳۹	۶/۲۹	۵/۲۸	۵/۸۴	۴/۸۷	۴/۰۱	۴/۶۷	۴/۳۹
۱۰	۷/۵۱	۶/۵۰	۵/۹۸	۶/۵۶	۶/۲۷	۵/۷۷	۵/۴۶	۵/۰۷	۵/۴۲	۵/۱۰

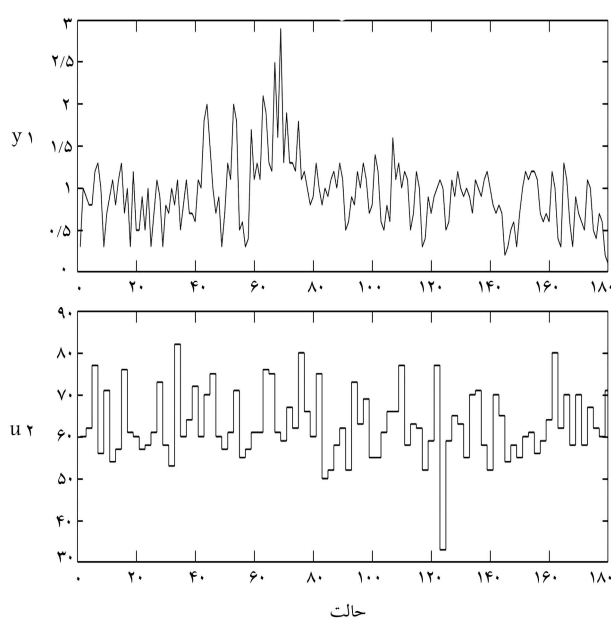


شکل ۷. مقایسه‌ی مقادیر خروجی تخمین زده شده توسط مدل و مقادیر خروجی واقعی در مثال واقعی.

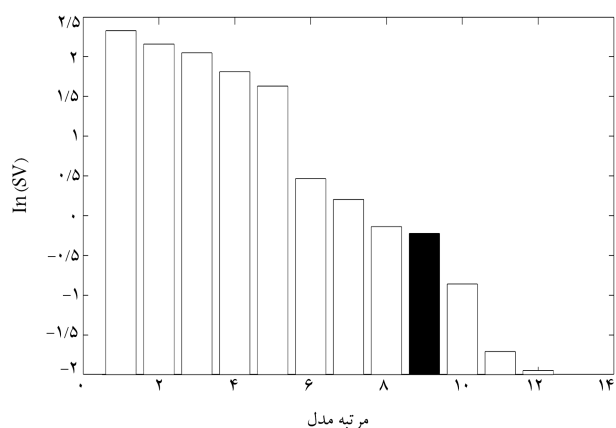
متغیر پنهان بررسی شده و با توجه به معیارهای ارزیابی عملکرد، به صورت همزمان، دست به تعیین مقدار متغیر تنظیم و همچنین شناسایی مرتبه مدل خواهیم زد. معیارهای ارزیابی عملکرد مدل تخمین زده شده برای ابعاد مختلف متغیر پنهان و مقادیر متفاوت پارامتر تنظیم ( $\lambda$ ) به ترتیب در جدول‌های ۳ و ۴ ارائه شده است. می‌توان گفت که بهترین مدل شناسایی شده مربوط به مرتبه‌ی ۸ و پارامتر تنظیم  $\lambda = 0$  است که بیش از ۷۰ درصد مواقع بر خروجی‌های دوم و سوم مدل اصلی منطبق بوده و میزان تطابق آن با خروجی اول نیز بیش از ۵۰ درصد است. درصد تطابق به دست آمده را می‌توان با توجه به اندازه‌ی نمونه‌ی در دسترس، درصد قابل قبولی دانست. مقایسه‌ی مقادیر خروجی تخمین زده شده توسط مدل و مقادیر خروجی مجموعه داده واقعی در شکل ۷ آورده شده است.

## ۷. نتیجه‌گیری

با بهره‌گیری از مدل فضای حالت می‌توان تعدیل ریسک، خاصیت آشناری، خطای انتقال و خطای آزمایش را به صورت همزمان در مدل‌سازی لحاظ کرد. لذا بهره‌گیری



شکل ۵. تغییرات ورودی وزن و خروجی TG در مثال واقعی.



شکل ۶. لگاریتم مقادیر تکنین هنکل مرتبه مدل در مثال واقعی.

با توجه به مقادیر تکنین هنکل به دست آمده، مشاهده می‌شود که مقادیر تکنین در هیچ‌یک ابعاد نزول قابل توجهی نداشته و به سادگی نمی‌شود از ابعاد بالای مدل با توجه به مقادیر تکنین آنها عبور کرد. از این رو، در شناسایی سیستم، ابعاد مختلف

جدول ۴. مقادیر FP در مثال واقعی.

مرتبۀ مدل پارامتر تنظیم	متغیر خروجی خروجی	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹	۱۰
۰	y <sub>1</sub>	-۱/۴۰	۲۰/۷۲	۲۶/۳۳	۲۱/۸۸	۲۵/۲۹	۴۱/۵۸	۴۴/۷۹	۴۵/۸۲	۴۲/۰۶	۳۱/۹۲
	y <sub>2</sub>	-۰/۹۶	۲۷/۲۶	۳۱/۹۰	۳۶/۰۱	۳۷/۴۶	۵۸/۸۰	۵۶/۳۸	۶۹/۲۶	۵۴/۶۰	۴۶/۵۱
	y <sub>3</sub>	-۰/۶۳	۲۶/۳۴	۲۹/۰۷	۴۴/۰۴	۴۵/۱۷	۶۰/۲۲	۵۷/۱۸	۷۲/۶۴	۵۸/۴۳	۵۸/۶۳
۰/۰۵	y <sub>1</sub>	-۱/۵۰	۱۱/۳۳	۲۲/۳۰	۱۷/۹۳	۲۴/۵۸	۳۶/۹۳	۳۱/۵۲	۳۹/۴۹	۳۸/۶۷	۲۲/۹۷
	y <sub>2</sub>	-۱/۰۲	۱۳/۴۶	۳۰/۲۲	۲۵/۷۱	۳۵/۸۸	۴۲/۴۹	۴۳/۴۷	۵۴/۶۳	۴۱/۷۴	۳۴/۲۰
	y <sub>3</sub>	-۰/۶۷	۱۲/۳۳	۳۰/۵۱	۲۹/۲۹	۴۳/۰۸	۳۹/۴۵	۴۵/۴۴	۵۵/۱۵	۴۰/۶۹	۴۵/۷۲
۰/۱	y <sub>1</sub>	-۱/۴۵	۱۰/۱۵	۱۴/۹۳	۶/۰۵	۲۴/۵۴	۲۶/۱۴	۲۹/۱۲	۳۲/۷۳	۳۱/۱۲	۱۵/۳۶
	y <sub>2</sub>	-۰/۹۹	۱۲/۳۹	۲۲/۰۶	۱۴/۱۸	۳۵/۰۵	۳۳/۰۳	۴۰/۴۹	۵۰/۰۴	۳۲/۷۷	۲۳/۹۱
	y <sub>3</sub>	-۰/۶۵	۱۱/۳۱	۲۳/۹۰	۲۰/۵۴	۴۱/۸۶	۳۲/۵۸	۴۳/۷۴	۵۲/۹۱	۳۴/۱۲	۳۴/۳۹
۰/۵	y <sub>1</sub>	-۱/۳۴	۸/۶۵	۱۹/۹۹	۷/۱۰	۲۴/۳۱	۲۱/۴۶	۰/۱۲	۲۸/۷۶	۲۶/۰۰	۳۵/۶۵
	y <sub>2</sub>	-۰/۹۲	۱۲/۲۸	۲۷/۹۴	۸/۹۹	۳۲/۳۴	۲۷/۰۰	۱۴/۵۴	۴۴/۲۷	۲۷/۳۰	۳۹/۳۶
	y <sub>3</sub>	-۰/۶۲	۱۲/۳۵	۲۹/۳۶	۱۰/۲۰	۳۶/۱۸	۲۶/۴۰	۲۴/۲۹	۴۸/۹۹	۲۶/۶۳	۳۸/۱۹
۱	y <sub>1</sub>	-۱/۱۹	۵/۰۷	۱۷/۲۸	۵/۸۸	۲۱/۳۷	۱۹/۰۹	۱۱/۰۹	۲۲/۴۴	۱۲/۸۵	۲۸/۴۳
	y <sub>2</sub>	-۰/۸۴	۴/۷۰	۲۳/۲۱	۸/۷۵	۳۲/۶۰	۲۳/۸۰	۲۲/۱۳	۲۷/۹۲	۱۶/۸۵	۳۹/۳۴
	y <sub>3</sub>	-۰/۵۸	۳/۱۱	۲۳/۶۸	۱۱/۶۰	۳۷/۸۹	۲۳/۴۷	۲۹/۲۱	۳۰/۰۰	۱۶/۸۰	۴۳/۲۵
۵	y <sub>1</sub>	-۱/۲۵	۲/۶۹	۷/۹۱	۵/۴۳	۱۱/۰۷	۵/۹۳	۵/۹۱	۱۶/۴۰	۱۳/۱۲	۹/۴۲
	y <sub>2</sub>	-۰/۸۸	۴/۴۶	۱۲/۹۷	۷/۲۰	۱۵/۲۶	۹/۲۷	۱۴/۱۷	۲۳/۵۰	۱۷/۷۸	۱۷/۹۵
	y <sub>3</sub>	-۰/۶۱	۶/۴۶	۱۵/۲۳	۸/۰۷	۵/۸۷	۱۱/۷۶	۲۰/۲۳	۲۷/۲۶	۲۱/۳۶	۲۴/۴۵
۱۰	y <sub>1</sub>	-۱/۰۴	۳/۰۰	۵/۷۲	۴/۱۴	۴/۶۵	۵/۴۴	۶/۴۰	۱۰/۲۰	۷/۵۹	۱۰/۲۱
	y <sub>2</sub>	-۰/۷۸	۴/۷۹	۸/۷۸	۵/۵۸	۶/۴۴	۹/۲۴	۱۰/۸۶	۱۵/۴۴	۱۱/۵۶	۱۵/۱۰
	y <sub>3</sub>	-۰/۵۶	۶/۷۳	۱۰/۵۶	۶/۱۰	۸/۴۴	۱۲/۴۹	۱۴/۹۹	۱۷/۹۲	۱۵/۲۵	۱۷/۶۸

شود. همچنین با بهره‌گیری از این مدل‌ها می‌توان نسبت به شبیه‌سازی فرایندهای درمانی چندمرحله‌ای و همچنین پیش‌بینی مراحل بعدی آن‌ها اقدام کرد. همچنین، اگر چه عملکرد مدل ارائه شده تنها برای نوعی خاص از فرایندهای چندمرحله‌ای مورد ارزیابی قرار گرفت، لیکن، می‌توان از مدل و روش شناسایی معرفی شده در تحلیل دیگر فرایندهای درمانی چندمرحله‌ای نیز استفاده کرد. استفاده از سایر روش‌های شناسایی مدل نیز می‌تواند زمینه مناسبی به منظور انجام مطالعات آتی باشد.

از این نوع مدل‌ها می‌تواند موجب افزایش دقت در تحلیل می‌شود. در تحقیق حاضر، نوعی مدل فضای حالت خطی زمان متغیر تعدیل ریسک شده برای مدل‌سازی فرایند جراحی دومرحله‌ای سرطان تیروئید پیشنهاد شده و مرتبه مدل و پارامترهای آن نیز با بهره‌گیری از روش‌های تجزیه مقادیر تکین هنگل و کمیته‌سازی خطای برآورد شناسایی شدند. شناسایی دقیق مدل‌های مبتنی بر واقعیت فرایندهای درمانی پیش‌نیاز بهره‌گیری از نمودارهای کنترل مبتنی بر مدل خواهند بود. پس، توسعه‌ی نمودارهای کنترل مبتنی بر مدل پیشنهاد شده در این مقاله می‌تواند مورد توجه علاقه‌مندان واقع

## پانویس‌ها

1. multistage processes
2. thyroid cancer surgery
3. risk adjustment (RA)

4. cascade property
5. scoring systems
6. risk-adjusted (RA) control charts
7. down's syndrome
8. longitudinal data
9. cause-selecting charts (CSC)

10. mean square errors (MSE)
11. exponentially weighted moving average (EWMA)
12. regression adjusted control charts (RACC)
13. Random effects model
14. Mixed effects model
15. Marginal models
16. Conditional models
17. Latent variable models
18. linear state space
19. total thyroidectomy
20. time varying (TV)
21. grey-box
22. periodically linear parameter varying (LPV)
23. system identification
24. hankel singular value decomposition (HSVD)
25. embedding
26. decomposition
27. trajectory matrix
28. prediction error minimization (PEM)
29. regularization
30. least squares estimate (LSE)

## منابع (References)

1. Shadmehr, M., Heshmati, Z., Saghafi, F. and et al. "Modeling the optimized patient satisfaction based on the machine learning methods", *J. of Inf. and Comm. Tech.*, **7**(23), pp. 44-55 (In Persian) (2015).
2. Mosadeghrad, A.M., Arab, M. and Afshari, M. "Effect of quality management on the reduction of the Valiasr hospital surgery unit's deduction", *Hospital*, **16**(1), pp. 93-100 (In Persian) (2016).
3. UICC International Union Against Cancer. "Manual of clinical oncology", Springer-Verlag, London (2012).
4. Rosen, K., Reid, R., Broemeling, A. and et al. "Applying a risk-adjusted framework to primary care: can we improve on existing measures?", *Ann. of Fam. Med.*, **1**(1), pp. 44-55 (2003).
5. Juhnke, C., Bethge, S. and Muhlbacher, A. "A review on methods of risk-adjustment and their use in integrated healthcare systems", *Int. J. of Integr. Care*, **16**(4), pp. 1-18 (2016).
6. Zeng, L., *Risk-Adjusted Performance Monitoring in Healthcare Quality Control*, In Quality and Reliability Managements and Its Applications, Pham, H., Ed, Springer, London (2016).
7. Pertile, R., Donisi, V. and Grigoletti, L. "DRGs and other patient, service and area-level factors influencing length of stay in acute psychiatric wards: the veneto region experience", *Soc. Psychiatry Psychiatr. Epidemiol.*, **46**, pp. 651-660 (2011).
8. Lamers, M., van Vliet, A. and van de Ven, M. "Risk-adjusted capitation payment systems for health insurance plans in a competitive market", *Expert Rev. of Pharmacoeconomics and Outcomes Res.*, **3**(5), pp. 541-549 (2003).
9. Chang, Y., Lee, C. and Weiner, P. "Comparison of alternative risk adjustment measures for predictive modeling: high risk patient case finding using Taiwan's national health insurance claims", *BMC Health Serv. Res.*, **10**, p. 343 (2010).
10. Chang, Y. and Weiner, P. "An in-depth assessment of a diagnosis-based risk adjustment model based on national health insurance claims: the application of the Johns Hopkins adjusted clinical group casemix system in Taiwan", *BMC Med.*, **8**, p. 7 (2010).
11. Meenan, T., Goodman, J. and Fishman, A. "Using risk-adjustment models to identify high-cost risks", *Med. Care*, **41**(11), pp. 1301-1312 (2003).
12. Or, Z., Renaud, T. and Thuilliez, J. "Diagnosis related groups and variations in resource use for child delivery across 10 European countries", *Health Econ.*, **21** pp. 55-65 (2012).
13. Paat-Ahi, G. Swiderek, M. and Sakowski, P. "DRGs in europe: a cross country analysis for cholecystectomy", *Health Econ.*, **21**, pp. 66-76 (2012).
14. O'Reilly, J., Serde'n, L. and Talba"ck, M. "Performance of 10 european DRG systems in explaining variation in resource utilization in inguinal hernia repair", *Health Econ.*, **21**, pp. 89-101 (2012).
15. Pope, C., Kautter, J., Ellis, P. and et al. "Risk adjustment of medicare capitation payments using the CMS-HCC model", *Healthcare Fin. Rev.*, **25**(4), pp. 119-141 (2004).
16. Fishman, A., Goodman, J., Hornbrook, C. and et al. "Risk adjustment using automated ambulatory pharmacy data: the RxRisk model", *Med. Care*, **41**(1), pp. 84 - 99 (2003).
17. Zhao, Y., Ash, S., Ellis, P. and et al. "Predicting pharmacy costs and other medical costs using diagnoses and drug claims", *Med. Care*, **43**(1), p. 34 (2005).
18. Lie, R.T., Heuch, I. and Irgens, L.M.A. "new sequential procedure for surveillance of down's syndrome", *Stat. in Med.*, **12**, pp. 13-25 (1993).
19. Lovegrove, J., Valencia, O., Treasure, T. and et al. "Monitoring the results of cardiac surgery by variable life-adjusted display", *Lancet*, **350**, pp. 1128-1130 (1997).
20. Poloniecki, J., Valencia, O. and Littlejohns, P. "Cumulative risk-adjusted mortality chart for detecting changes in death rate: observational study of heart surgery", *Br. Med. J.*, **316**, pp. 1697-1700 (1998).
21. Steiner, S.H., Cook, R.J. and Farewell, V.T. "Monitoring paired binary surgical outcomes using cumulative sum charts", *Stat. in Med.*, **18**, pp. 69-86 (1999).
22. Steiner, S.H., Cook, R.J. and Farewell, V.T. "Risk adjusted monitoring of binary surgical outcomes", *Med. Decis. Making*, **21**(3), pp. 163-169 (2001).
23. Alemi, F. and Olivier, D. "Tutorial on risk adjusted  $\mathcal{P}$  charts", *Qual. Manag. in Healthcare*, **10**, pp. 1-9 (2001).
24. Sego, L.H., Woodall, W.H. and Reynolds, M.R. Jr. "A comparison of methods for surveillance of congenital malformations", The 2005 Joint Statistical Meeting, Minneapolis, Minnesota, USA (2005).
25. Sego, L.H., Woodall, W.H. and Reynolds, M.R. Jr. "A comparison of methods for small incidence rate", *Stat. in Med.*, **27**(8), pp. 1225-1247 (2008).
26. Cockings, J.G.L., Cook, D.A. and Iqbal, R.K. "Process monitoring in intensive care with the use of cumulative expected minus observed mortality and risk adjusted  $\mathcal{P}$  charts", *Crit. Care*, **10**, pp. 28-39 (2006).

27. Grigg, O. and Spiegelhalter, D.J. "Simple risk adjusted exponentially weighted moving average", *J. Am. Stat. Assoc.*, **102**, pp. 140-152 (2007).
28. Steiner, S.H. and Jones, M. "Risk adjusted survival time monitoring with an updating EWMA control chart", *Stat. in Med.*, **29**, pp. 444-454 (2010).
29. Chen, T.T., Chung, K.P., Hu, F.C. and et al. "The use of statistical process control for monitoring outcomes of out of hospital cardiac arrest patients rescued by the EMS system", *J. of Eval. in Clin. Pract.*, **17**, pp. 71-77 (2011).
30. Szarka, J.L. and Woodall, W. "A review and perspective on surveillance of Bernoulli processes", *Qual. and Reliab. Eng. Int.*, **27**, pp. 735-752 (2011).
31. Paynabar, K. and Jin, J. "Phase I risk adjusted control charts for monitoring surgical performance by considering categorical covariates", *J. of Qual. Tech.*, **44**(1), pp. 39-53 (2012).
32. Shojaei, S.N. and Niaki, S.T.A. "A risk adjusted multi-attribute cumulative sum control scheme in healthcare system", *The 2013 IEEE International Conference of Industrial Engineering and Engineering Management (IEEM)*, Singapore (2013).
33. Mohammadian, F., Niaki, S.T.A. and Amiri, A. "Phase I risk adjusted geometric control charts to monitor healthcare systems", *Qual. and Reliab. Eng. Int.*, **32**(1), pp. 19-28 (2014).
34. Zhang, X. and Woodall, W. "Dynamic probability control limits for risk adjusted Bernoulli CUSUM charts", *Stat. in Med.*, **34** (25), pp. 3336-3348 (2015).
35. Zhang, X. and Woodall, W. "Reduction of the effect of estimation error on in-control performance for risk adjusted bernoulli CUSUM chart with dynamic probability control limits", *Qual. and Reliab. Eng. Int.*, **33**(2), pp. 381-386 (2016).
36. Keefe, W., Frank, C.T. and Woodall, W. "Monitoring foreclosure rates with a spatially risk adjusted bernoulli CUSUM chart for concurrent observations", *J. of Appl. Stat.*, **43**(1), pp. 1-17 (2016).
37. Huang, W., Shu, L., Woodall, W. and et al. "CUSUM procedure with probability control limits for monitoring processes with variable sample sizes", *IIE Trans.*, **48**(8), pp. 759-771 (2016).
38. Atashgar, K. and Alanchari, A. "Monitoring the mortality rate of heart surgery using risk-adjusted DEWMA control chart", *Ind. Eng. and Manag. Sharif*, **36**(1), pp. 61-75 (2020).
39. Ding, N., He, Z., Shi, L. and et al. "A new risk adjusted EWMA control chart based on survival time for monitoring surgical outcome quality", *Qual. Reliab. Eng. Int.*, Published Online (2020).
40. Rafiei, N. and Asadzadeh, S. "Designing a risk-adjusted CUSUM control chart based on DEA and NSGA-II approaches (a case study in healthcare: Cardiovascular patients)", *Scientia Iranica*, Published Online (2020).
41. Keshavarz, M., Asadzadeh, S. and Niaki, S.T.A. "Risk-adjusted frailty-based CUSUM control chart for phase I monitoring of patients' lifetime", *J. Stat. Comput. Simul.*, **91**(2), pp. 334-352 (2021).
42. Keshavarz, M. and Asadzadeh, S. "Phase II monitoring of survival times with categorical covariates", *Qual. Reliab. Eng. Int.*, **37**(2), pp. 451-463 (2021).
43. Kazemi, S., Noorossana, R., Rasouli, M. and et al. "Monitoring therapeutic processes using risk-adjusted multivariate Tukey's CUSUM control chart", *Qual. Reliab. Eng. Int.*, Published Online (2021).
44. Grigg, O. and Farewell, V. "An overview of risk-adjusted charts", *J. R. Stat. Soc.*, **167**(3), pp. 523-539 (2004).
45. Woodall, W. "The use of control charts in healthcare and public health surveillance", *J. of Qual. Tech.*, **38**(2), pp. 89-104 (2006).
46. Cook, D.A. Duke, G. Hart, G.K. and et al. "Review of the application of risk adjusted charts to analyze mortality outcomes in critical care", *Crit. Care Resusc.*, **10**(3), pp. 239-251 (2008).
47. Woodall, W.H., Fogel, S.L. and Steiner, S.H. "The monitoring and improvement of surgical-outcome quality", *J. of Qual. Tech.*, **47**(4), pp. 383-399 (2015).
48. Sachlas, A., Bersimis, S. and Psarakis, S. "Risk-adjusted control charts: theory, methods, and applications in health", *Stat. Biosci.*, **11**(1), pp. 1-29 (2019).
49. Verbeke, G., Fieuws, S., Molenberghs, G. and et al. "The analysis of multivariate longitudinal data: a review", *Stat. Meth. in Med. Res.*, **23**(1), pp. 42-59 (2015).
50. Asadzade, S. and Torabi, A. "Developing the CUSUM and DEWMA based on the generalized linear regression for monitoring the cascade processes", *J. of Qual. Eng. and Manag.*, **7**(2), pp. 82-93 (In Persian) (2017).
51. Zhang, G. "A new type of control charts and a theory of diagnosis with control charts", *World Qual. Cong. Trans.*, **3**(1), pp. 175-185 (1984).
52. Wade, M.R. and Woodall, W.H. "A review and analysis of cause-selecting control charts", *J. of Qual. Tech.*, **25**(3), pp. 161-169 (1993).
53. Lucas, J. M. and Saccucci, M. S. "Exponentially weighted moving average control schemes: properties and Enhancements", *Technometrics*, **32**(1), pp. 1-12 (1990).
54. Mandel, B.J. "The regression control chart", *J. of Qual. Tech.*, **1**(1), pp. 1-9 (1969).
55. Hawkins, D.M. "Multivariate quality control based on regression-adjusted variables", *Technometrics*, **33**(1), pp. 61-75 (1991).
56. Garcia, P. and Marder, K. "Statistical approaches to longitudinal data analysis in neurodegenerative diseases: huntington's disease as a model", *Cur. Neurol. and Neurosci. Rep.*, **17**(2), p. 14 (2017).
57. Funatogawa, I., Funatogawa, T. and Ohashi, Y. "An autoregressive linear mixed effects model for the analysis of longitudinal data which show profiles approaching asymptotes", *Stat. in Med.*, **26**, pp. 2113-2130 (2007).
58. Funatogawa, I., Funatogawa, T. and Ohashi, Y. "A bivariate autoregressive linear mixed effects model for the analysis of longitudinal data", *Stat. in Med.*, **26**, pp. 6367-6378 (2008).
59. Funatogawa, I. and Funatogawa, T. "An autoregressive linear mixed effect model for the analysis of unequally spaced longitudinal data with dose modification", *Stat. in Med.*, **31**, pp. 589-599 (2011).

60. Funatogawa, I. and Funatogawa, T. "Dose-response relationship from longitudinal data with response-dependent dose modification using likelihood methods", *Biom. J.*, **54**(4), pp. 1-13 (2012).
61. Liu, D., Lu, T., Niu, X.F. and et al. "Mixed effects state space models for analysis of longitudinal dynamic systems", *Biometrics*, **67**, pp. 476-485 (2011).
62. Zhou, J., Han, L. and Liu, S. "Nonlinear mixed-effects state space models with applications to HIV dynamics", *Stat. and Prob. Lett.*, **83**, pp. 1448-1456 (2013).
63. Sibanda, N. "Graphical model based O/E control chart for monitoring multiple outcomes from a multistage healthcare process", *Stat. Meth. in Med. Res.*, **0**(0), pp. 1-20 (2014).
64. Rastgoomoghadam, A., Samimi, Y. and Nasiri, S. "Introducing a method for monitoring the quality of the two-stage thyroid cancer surgery by using the logistic risk-adjusted model", *J. of Qual. Eng. and Manag.*, **6**(2), pp. 92-102 (In Persian) (2016).
65. Kazemian, P., Lavieri, M.S., Van Oyen, M.P. and et al. "Personalized prediction of glaucoma progression under different target intraocular pressure levels using filtered forecasting methods", *Am. Acad. of Orphat*, **125**(4), pp. 569-577 (2018).
66. Sogandi, F., Aminnayeri, M., Mohammadpour, A. and et al. "Risk-adjusted bernoulli chart in multi-stage health-care processes based on state space model with a latent risk variable and dynamic probability control limits", *Comp. and Ind. Eng.*, **130**, pp. 699-713 (2019).
67. Shi, J. and Zhou, S. "Quality control and improvement multistage systems: a survey", *IIE Trans.*, **41**(9), pp. 744-753 (2009).
68. Commandeur, J. and Koopman, S. "An introduction to state space time series analysis", Oxford University Press Inc, New York (2007).
69. Vidyasagar, M. "Control system synthesis-A factorization approach", The MIT Press, London (1985).
70. Kung, Y. "A new identification and model reduction algorithm via singular value decompositions", *12th Asilomar Conference on Circuits, Systems and Computers*, November 6-8, pp. 705-714 (1978).
71. Danilov, D. and Zhigljavsky, A. "Principle component of time series: the caterpillar method", University of St. Petersburg, St. Petersburg, Russia (1997).
72. Al-Saggaf, M. and Franklin, F. "An error bound for a discrete reduced order model of a linear multivariable system", *IEEE Trans.*, **32**, pp. 815-819 (1987).
73. Ljung, L., *System Identification: Theory for The Users*, 2nd Ed, Prentice Hall PTR, New York (1999).

## پیوست

مقادیر ماتریس‌های  $A$ ،  $C$  و  $H$  در مثال شبیه‌سازی به صورت زیر است:

$$A = \begin{bmatrix} 0.7 & 0.5 & -0.3 \\ 0.3 & -0.7 & 0.4 \\ -0.2 & 0.5 & 0.6 \end{bmatrix}, \quad C = \begin{bmatrix} -0.3 & 0.5 & -0.5 \\ 0.5 & -0.7 & 0.7 \end{bmatrix}$$

$$H = \begin{bmatrix} -0.7 & 0.4 & -1 & 1 & 0 & 0.5 & -0.8 & 0.3 \\ 0.5 & 0.3 & 1 & 0 & -1 & -0.2 & 0.1 & 0 \\ 0.5 & -0.9 & 0 & -1 & 1 & 0.4 & 0.4 & -0.3 \end{bmatrix}$$