ارتقاء عملیات حمل‌ونقل هوایی هوشمند با استفاده از رویکرد فرآیندکاوی

مقاله پژوهشی

فروزنده کریمی، دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی صنایع، دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران، ایران
مهدی غضنفری*، استاد، دانشکده مهندسی صنایع، دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران، ایران
محمدرضا رسولی، استادیار، دانشکده مهندسی صنایع، دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران، ایران
میلاد معافی، برنامه‌نویس فرانت اند، گروه اینترنتی ایران، اسنپ فود، تهران، ایران
*پست الکترونیکی نویسنده مسئول: : mehdi@iust.ac.ir

دریافت: ۹۹/۱۰/۱۸– پذیرش: ۱۴۰۰/۰۴/۲۵
صفحه ۱۷۰-۱۵۳

چکیده

امروزه صنعت حمل‌ونقل هوایی نقش بسیار مهمی در روابط کشورهای مختلف جهان، نمایش قدرت‌های اقتصادی و نظامی و تسریع امور حیاتی یک کشور بر عهده دارد. بهبود عملکرد صنعت حمل‌ونقل هوایی با استفاده از تحلیل داده‌های عظیم موجود در این صنعت توسط روش‌های هوشمند، باعث افزایش بهره‌وری این سیستم می‌شود. طبق بررسی‌های انجام گرفته باوجود اهمیت این صنعت و وجود داده‌های عظیم در آن، در مطالعات گذشته به استفاده از روش‌های مبتنی بر داده برای کشف دانش در این صنعت توجه کم‌تری شده است. فرآیندکاوی یکی از این روش‌های هوشمند است که اجازه استخراج خودکار اطلاعات از داده‌های تاریخچه رخدادها و تجزیه‌وتحلیل فرآیندهای سیستم را می‌دهد. این تحقیق برای بررسی چگونگی پیش‌بینی هوشمند زمان وقوع رویدادهای کلیدی پرواز، به اجرای روش کشف فرآیند از منظرهای کنترل جریان (فرآیندی) و زمانی به کمک نرم‌افزار پروم می‌پردازد. در این تحقیق بعد از استخراج داده‌های اولیه پروازها از شرکت هواپیمایی زاگرس و تبدیل داده‌ها به گزارش رویداد، گزارش رویداد پروازها وارد پروم می‌شوند و به استخراج مدل سیستم گذار و پیش‌بینی زمان وقایع کلیدی پرواز پرداخته می‌شود. از جمله نوآوری‌های این تحقیق استفاده از روش پیش‌بینی زمان رویکرد فرآیندکاوی روی داده‌های واقعی، پیش‌بینی زمان و تحلیل رفتار زمانی وقایع کلیدی پروازهای آتی به‌صورت پویا و مبتنی بر رفتار گذشته هر پرواز است. بکارگیری نتایج این تحقیق باعث کاهش زمان انتظار، جلوگیری از ازدحام مسافران و افزایش رضایت آن‌ها با اطلاع‌رسانی به‌روز پروازها و درنتیجه افزایش تقاضای حمل‌ونقل هوایی می‌شود. همچنین به ایجاد برنامه‌ریزی هوشمند در سیستم حمل‌ونقل هوایی و بهبود زمان‌بندی تسهیلات فرودگاهی کمک شایانی می‌کند.

واژه‌های کلیدی: پیش‌بینی زمان، حمل‌ونقل هوایی هوشمند، فرآیندکاوی، مدل فرآیندی

۱-مقدمه

در قرن حاضر صنعت حمل‌ونقل هوایی نقش بسیار مهمی در روابط کشورهای مختلف جهان، تبادل فرهنگ، نمایش قدرت‌های اقتصادی و نظامی و تسریع امور حیاتی یک کشور به عهده دارد. هر روز با تکامل هواپیماها، فواصل دنیا کوتاه‌تر می‌شود و درنتیجه تبادلات فرهنگی، اقتصادی و اجتماعی کشورها رو به افزایش می‌نهد. روزانه صدها هزار نفر با اهداف مختلف در سراسر جهان و ازجمله ایران با این وسیله راحت و مطمئن سفر می‌کنند. همه این‌ها لزوم اهمیت و توجه بیشتر به این صنعت را نشان می‌دهند. بنابراین فعالان این حوزه شروع به چاره‌اندیشی در ارائه راهکارهای نوین کرده‌اند.

هوشمندسازی سیستم حمل‌ونقل یکی از این راهکارهای نوین است. با دریافت داده‌های عظیم موجود در این صنعت و آنالیز هوشمند داده‌ها می‌توان بهره‌وری این سیستم را افزایش داد. به‌طور مثال می‌توان با تجزیه‌وتحلیل جزئیات سوانح هوایی، نقش بسیار مهمی در پیش‌بینی و جلوگیری از سوانح آینده ایفا کرد. با وجود اهمیت تحلیل و بررسی داده‌های عظیم موجود در این صنعت، به نظر می‌رسد که در اکثر مطالعات گذشته به تحلیل داده‌های سیستم‌های حمل‌ونقل زمینی پرداخته شده است. همچنین در بیشتر بررسی‌های صورت گرفته از رویکردهای داده‌مبنا مانند داده‌کاوی برای بررسی و بهبود سیستم حمل‌ونقل استفاده شده است، درصورتی‌که این فرایندهای حاکم بر یک سیستم هستند که داده‌ها را حرکت داده و تغییر می‌دهند، بنابراین برای بررسی و هوشمندسازی فرآیندهای حوزه حمل‌ونقل می‌توان از رویکرد فرآیندکاوی استفاده کرد. همچنین باوجود اینکه بررسی فرآیندها از دیدگاه زمانی، امکان کشف گلوگاه‌ها، تحلیل سطوح خدمات، بهبود بهره‌وری منابع، پیش‌بینی هوشمند زمان‌های وقایع موجود در گزارش رویداد و ... را ممکن می‌سازد، تحقیقات کمی از این منظر (منظر زمانی) به بررسی فرآیندها پرداخته‌اند.

در این تحقیق با استفاده از رویکرد فرآیندکاوی به کشف رویدادهای پرواز و ترتیب اجرای آن‌ها پرداخته می‌شود. سپس با بررسی رویدادهای پروازها از منظر زمانی، به پیش‌بینی زمان رویدادهای کلیدی پروازهای آتی پرداخته می‌شود. به کارگیری نتایج این تحقیق می‌تواند باعث اطلاع‌رسانی به‌هنگام مسافران از زمان پروازهای آتی، کمک به شرکت خدمات فرودگاهی (هندلینگ) در بهبود برنامه‌ریزی زمانی برای ارائه خدمات به‌هنگام به مسافران (خدمات بار و مسافر) و هواپیما (خدمات رمپ) شود. همه این عوامل می‌تواند باعث کاهش زمان انتظار مسافران و افزایش رضایت آن‌ها و در نتیجه افزایش تقاضای سیستم حمل‌ونقل هوایی شود.

۲-پیشینه تحقیق

توجه به سیستم حمل‌ونقل هوشمند[1] و بررسی و تحلیل داده‌های آن، به منظور بررسی و بهبود این سیستم، در سال‌های اخیر مورد توجه محققیق قرار گرفته است. سیستم‌های حمل‌ونقل هوشمند، اطلاعات مربوط به جابه‌جایی مسافر و کالا را جمع‌آوری، نگهداری، پردازش و توزیع می‌کنند و با به‌کارگیری تکنولوژی‌های نوین باعث ارتقاء سطح ایمنی، کارایی و ارزانی در حمل‌ونقل می‌شوند (Fariborzi araghi, Shahpar Afrashte and Salari Jovini, 2002). برای هوشمندسازی سیستم حمل‌ونقل، آن و همکارانش به بررسی و تحلیل پیشرفت ITS در کشورهای توسعه یافته مانند ژاپن، ایالات‌متحده، اتحادیه اروپا و کره‌جنوبی و تکنولوژی‌های موردنیاز برای زیرساخت ITS پرداختند و از این تحلیل برای طراحی یک مدل یکپارچه ITS استفاده کردند. این مدل که فناوری‌های ITS بسیاری از کشورها مانند فناوری راه هوشمند ژاپن، مدل یکپارچه‌سازی زیرساخت خودروها (VII)[2] در ایالات‌متحده و ... را ترکیب می‌کند، یک مدل حمل‌ونقل امن‌تر و کارآمدتر است و به حل مشکلات ترافیکی کمک می‌کند (An, Lee and Shin, 2011). یونگجون و همکاران در مقاله خود به بررسی سیستم حمل‌ونقل هوشمند بر مبنای اینترنت اشیا پرداختند. در این تحقیق برای جلوگیری از ازدحام و شلوغی و مدیریت برنامه‌ریزی اتوبوس، جریان ورود و خروج مردم از اتوبوس از طریق برچسب‌های آر اف آی دی (RFID)[3] ثبت می‌شود و اطلاعات از جی پی اس (GPS)[4] و RFID از طریق سیستم ارتباطات بی‌سیم انتقال می‌یابد و می‌تواند با عموم مردم به اشتراک گذاشته شود (Yongjun, Xueli and Shin, 2011). اسماعیلی در مقاله خود به دنبال طراحی سیستم جامع ITS روستایی بر مبنای فناوری‌های محاسبات ابری و شبکه، RFID، GPS و GIS برای بهبود مدیریت حمل‌ونقل روستایی و ارائه خدمات کاربرمحور است. این سیستم می‌تواند خدمات را به رانندگان، مسافران، آژانس‌های مسافرتی و سایر نهادهای وابسته به حمل‌ونقل ارائه دهد، بر آن‌ها نظارت داشته باشد و مدیریت حمل‌ونقل روستایی را از طریق استفاده از فناوری‌های ارتباطی بی‌سیم یکپارچه، بهبود دهد (Esmaeili, 2015). برای پیش‌بینی هوشمند زمان سفر، وی لین و لی ثابت کردند که شبکه عصبی مصنوعی (ANN)[5] ظرفیت خوبی در پیش‌بینی زمان سفر دارد. از سوی دیگر، نتایج تحقیقات کیسگیورگی و ریلت نشان می‌دهد که خطای پیش‌بینی زمان سفر با شبکه عصبی مصنوعی ۷ ثانیه یا تقریباً ٤ درصد زمان واقعی سفر است. به عبارت دیگر، ANN دارای پتانسیل بالایی برای برآورد و پیش‌بینی زمان سفر است (Lin, Zito and Taylor, 2005). همنر از الگوریتم جنگل تصادفی برای پیش‌بینی زمان سفر استفاده کرد

و یکی از برندگان مسابقه IEEE ICDM شد (Zhang and Haghani, 2015). شانگ و حقانی برای بهبود دقت پیش‌بینی از یک روش درخت رگرسیون تقویتی گرادیانت (GBM)[۶] برای تحلیل و مدل‌سازی زمان سفر آزادراه استفاده کردند. روش درخت تقویت گرادیانت، درختان بیشتری را با اصلاح اشتباهات مدل‌های قبلی خود ترکیب می‌کند، بنابراین به‌طور بالقوه دقت پیش‌بینی را بهبود می‌بخشد. روش پیشنهادی با دو روش مشهور جنگل تصادفی و درختان دسته‌بندی[۷] مقایسه می‌شود. نتایج مطالعه نشان می‌دهد که مدل GBM مزایای قابل‌توجهی در پیش‌بینی زمان سفر آزادراه‌ها دارد. به‌ویژه امکان جمع‌آوری انواع مختلف داده را از سنسورهای جاده، تلفن‌های هوشمند، دستگاه‌های GPS و غیره فراهم می‌کند (Zhang and Haghani, 2015). چن در مقاله خود به ارائه یک الگوریتم شبکه عصبی تصادفی (RNN)[۸] برای پیش‌بینی زمان سفر وسیله نقلیه موتوری و اتوبوس توریستی پرداخت. برای آزمایش، دو مطالعه موردی اتوبوس هسینچو و اتوبوس یوسمیتی انتخاب و ارزیابی شدند. نتایج آزمایش نشان داد که دقت متوسط RNN مبتنی بر روش پیش‌بینی زمان سفر (ATPM)[۹] برای بزرگراه‌ها ۹۴/۷۵٪ و برای جاده‌های شهری ۷۸/۲۲٪ است. علاوه بر این، دقت متوسط ATPM پیشنهادی بالاتر از روش‌های آماری قبلی و روش‌های داده‌کاوی مانند رگرسیون لجستیک و شبکه عصبی برگشتی[۱۰] است (Chen, 2018). پیش‌بینی زمان ورود اتوبوس عامل مهمی برای بهبود سطح خدمات حمل‌ونقل عمومی است که می‌تواند تغییراتی در مدل حمل‌ونقل و تقاضای آن ایجاد کند، بر همین اساس چن و همکاران از یک شمارنده خودکار مسافر به عنوان یک پارامتر کلیدی در مدل، برای پیش‌بینی زمان ورود اتوبوس به ایستگاه اتوبوس استفاده کردند (Celan and Lep, 2018).

مطالعات بسیاری در خصوص استفاده از روش‌های داده‌کاوی برای بررسی و بهبود سیستم حمل‌ونقل صورت گرفته است. زمانی و همکاران از روش‌های داده‌کاوی برای کمک به توسعه‌ی برنامه‌های زمان‌بندی چراغ راهنمایی به منظور مدیریت ترافیک شهر اصفهان استفاده کردند. نتایج حاصل از این پژوهش نشان داد که تکنیک‌های پیشرفته‌ی داده‌کاوی، پتانسیل بالایی برای ارائه‌ی تکنیک‌های کنترل سیگنال خودکار ایجاد می‌کنند (Ataeifar and Esmaeili, 2015). الیوتلیو و الیودیر به منظور کاهش پیامدهای حادثه، از شبکه‌های عصبی مصنوعی و درخت تصمیم‌گیری برای کشف دانش جدید از داده‌های تاریخی حوادث در یکی از شلوغ‌ترین جاده‌های نیجریه استفاده کردند (Olutayo and Eludire, 2014). آناند و همکاران در مقاله خود به نقد و بررسی روش‌های توصیفی و پیش‌بینانه داده‌کاوی در سیستم حمل‌ونقل هوشمند پرداخته‌اند. نتایج حاصل از این مطالعه نشان می‌دهد روش‌های توصیفی داده‌کاوی به ایجاد یک سیستم اطلاعاتی به‌هنگام، شناسایی الگوهای ترافیکی، توسعه مدل محاسبه سرعت سفر و تکنیک‌های پیش‌بینانه داده‌کاوی به تشخیص وضعیت جغرافیایی سیستم، پیدا کردن گلوگاه‌های ترافیکی، ایجاد الگوریتم کاهش داده و پیش‌بینی کوتاه‌مدت جریان ترافیکی در شرایط ناهمگن کمک کرده‌اند؛ با وجود اینکه روش‌های بدون نظارت دارای کاربرد زیادی در ITS هستند، دارای اشکالاتی نیز هستند که این مشکلات با به‌کارگیری رویکردهای تکاملی[۱۱]، برطرف می‌شود (Anand .et al, 2018). ما و چن به معرفی انواع داده‌های تولید شده در سیستم‌های حمل ونقل عمومی و روش‌های پیش‌پردازش برای کارت‌های هوشمند حمل‌ونقل عمومی و داده‌های GPS پرداختند. سپس، به بررسی کاربرد کلان‌داده‌ها در برنامه‌ریزی، بهره‌برداری و مدیریت حمل‌ونقل عمومی و ارزیابی شبکه حمل‌ونقل عمومی پرداختند. روایی و امکان‌سنجی هر روش پیشنهاد شده در این مقاله با مطالعه موردی در سیستم حمل‌ونقل عمومی پکن تأیید شد. نتایج این تحقیق را می‌توان برای ارائه خدمات اطلاع‌رسانی، کاهش زمان سفر مسافران و بهبود سطح عملیاتی کمک به روند تصمیم گیری در مدیریت حمل‌ونقل عمومی استفاده کرد (Ma and Chen, 2019). عملیات ناوگان هوایی معمولاً به تولید حجم زیادی از داده می‌انجامد که در طی اجرای فرآیندهای مختلف عملیاتی و پشتیبانی جمع‌آوری شده است. ماتور مقاله‌ای تحت حمایت ارتش و به‌منظور بررسی کاربرد داده‌کاوی برای پردازش داده‌های ناوگان هوایی ارائه کردند. این مطالعه بر سه بعد تمرکز دارد: (۱) درک عملیات حمل‌ونقل هوایی، شرایط تعمیرات و نگهداری و سیستم جمع‌آوری داده‌ها، (۲) بررسی رویکردهای تجزیه‌وتحلیل داده‌ها باهدف شناسایی روش‌های نویدبخش برای مدیریت صحیح هواپیما و (۳) تعیین الزامات برای یک ابزار به‌منظور حمایت از برنامه‌ریزان تعمیر و نگهداری هواپیما. یک معماری برای مدیریت و داده‌کاوی داده‌های تعمیر و

نگهداری هواپیما ارائه شده و از نتایج آن برای جلوگیری از خطا در فعالیت‌های تعمیر و نگهداری استفاده شده است (Mathur, 2002). از زمان انقلاب صنعتی، تکنیک‌های مدیریت فرآیند، به طور مداوم رشد کرده‌اند: از توصیف فرآیند و مدیریت گردش کار تا بهبود فرآیند و مهندسی مجدد و مدیریت فرآیند کسب‌وکار امروزی. افزایش توجه به نگرش فرآیندی در سازمان‌ها موجب پیدایش رویکرد فرآیندکاوی شد. تمام فعالیت‌های مربوط به فرآیندکاوی از سال ۱۹۹۹ توسط تان ویجتر و وندرآلست با یک پروژه تحقیقاتی به نام "طراحی فرآیند با استفاده از کشف: گرفتن دانش جریان کار از اجراءهای موقت" آغاز شد. هدف فرآیندکاوی استخراج دانش فرآیندی از وقایع ثبت شده است، که این وقایع، اطلاعات گذرایی که در فرآیندها مشاهده می‌شود را آشکار می‌کنند. بنابراین مدل‌های فرآیندی کشف شده به‌وسیله این نوع متدولوژی‌ها، می‌تواند برای مقایسه رفتار واقعی فرآیندهای مشاهده شده با آنچه انتظار می‌رفته، به کار رود و شانسی برای یافتن مشکلات سازمان‌ها پیدا کند (Taghizade noei, 2011). تان دانش یادگیری ماشین خود را با دانش مدیریت جریان کار و پتری‌نت وندرآلست ترکیب کرد و ترکیب مهارت‌های خود را فرآیندکاوی (که در آن زمان جریان کار کاوی[۱۲] نامیده می‌شد) نامید (Ahmadi, 2016). در همین زمان کلیه سیستم‌های توسعه داده شده در زمینه فرآیندکاوی در یکدیگر ادغام و چارچوبی به نام پروم[۱۳] توسعه داده شد (Taghizade Noei, 2011). اریک وربیک درگیر تحقیقات فرآیندکاوی و توسعه نرم‌افزار ProM شد و کریستین، بهبود قابل‌توجهی در عملکرد ProM ایجاد کرد. در سال‌های اخیر، چندین محقق بر کاربرد تکنولوژی‌های فرآیندکاوی از جنبه‌های مختلف فرآیندهای کسب‌وکار متمرکز شده‌اند (Ahmadi, 2016). آلوس‌دمدیروس و همکاران استفاده از الگوریتم‌های ژنتیک در فرآیندکاوی و کاربرد آن‌ها در زمینه کشف نویز موجود در گزارشات رویداد را مورد بررسی قرار دادند. این تکنیک اجازه می‌دهد تا الگوهای فرآیند به عنوان رشته‌های کروموزومی نمایش داده شوند (Tiwari, Turner and Majeed, 2008). هوفسارا در سال ۲۰۰۹ از تکنیک‌های فرآیندکاوی برای فهم رفتار واقعی کاربران و بهبود محصولات نرم‌افزاری استفاده کرده است (Kazemi, 2015). اسپیگل و بلوی به کشف و تحلیل فرآیند گرفتن مجوز در هلند پرداختند. تاریخچه رویداد شامل همه تاریخچه‌های مربوط به فرآیند مجوز گرفتن ۵ شهرداری هلندی در یک مدت زمان ٤ ساله بود. در این مطالعه تاریخچه‌های رویداد با استفاده از ترکیب روش‌های فرآیندکاوی در ProM، Disco، Power Pivot، MS Excel و Power Query تحلیل شدند و شهرداری‌ها به بینش‌هایی در مورد ساختار سازمانی‌شان دست یافتند (Ahmadi, 2016). فرآیندکاوی آموزشی (EPM)[۱۴] یک حوزه جدید در داده‌کاوی آموزشی (EDM)[۱۵] است که هدف آن ایجاد دانش از گزارش رویداد فرآیندهای آموزشی و کمک به درک بهتر آن‌ها است. EPM با استفاده از گزارش رویدادی که از محیط‌های آموزشی جمع‌آوری شده به کشف، تحلیل و ارائه نمایشی بصری از فرآیندهای آموزشی می‌پردازد. بر همین اساس بوگارین و همکاران در مطالعه خود به معرفی EPM پرداخته و برخی از پتانسیل‌های این فناوری را توضیح می‌دهند. این تحقیق اجزای یک چارچوب EPM و چالش‌های مختلف هنگام مدیریت گزارش رویدادها را بررسی و داده‌ها، ابزارها، تکنیک‌ها و مدل‌های مورد استفاده در EPM را توصیف می‌کند. علاوه بر این، یک مرور کلی از تحقیقات انجام شده را با هدف ایجاد یک راهنمای تحقیق در این زمینه ارائه می‌دهد. EPM به درک بهتر فرآیندهای آموزشی پایه، از داده‌های خام رویدادها کمک می‌کند، اما به عنوان یک حوزه در حال ظهور، با چالش‌های بسیاری روبرو است و چشم‌اندازهای زیادی برای آینده دارد (Bogarin, Cerezo and Romero, 2018). در فرآیندکاوی، معیارهای دقت به منظور تعیین کیفیت مدل فرآیند استفاده می‌شود. اگر چه چندین معیار در طول سال‌های گذشته معرفی شده، اما هیچ تحقیقی انجام نشده که تایید کند که این معیارها به هدف مورد نظر برای تعیین کیفیت همه مدل‌ها و گزارشات در یک روش ثابت دست می‌یابند. تاکس و همکاران در پژوهش خود این شکاف را با فرض تعدادی اصول برای تعیین دقت کیفیت برای هر گزارش و هر مدل بررسی می‌کنند. علاوه بر این، از طریق مثال‌های نقض نشان می‌دهند که هیچ یک از معیارهای موجود به طور دائم دقت کافی را ارائه نمی‌دهند. در این مقاله مجموعه‌ای از الزامات برای معیارهای دقت ارائه می‌شود (Tax .et al, 2017). بخش اعظمی از مطالعات انجام شده در زمینه رویکرد فرآیندکاوی در حوزه سلامت انجام شده است. بر همین اساس پارتینگون و همکاران یک مطالعه موردی برای کشف دانش از

داده‌های مراقبت بهداشتی ارائه دادند. در این مطالعه از تکنیک‌های فرآیندکاوی برای اطلاعات اداری و بالینی بیماران مبتلا به علائم درد قفسه سینه و توصیف تفاوت در روند مراقبت در چهار بیمارستان استرالیا استفاده شده است.

نویسندگان در این مقاله رویکردی را بیان می‌کنند که بینش دقیقی در زمینه‌های بالینی (کیفیت سلامت بیمار) و هزینه (بودجه بیمارستان) در ارائه مراقبت‌های بهداشتی ارائه می‌کند (Partington .et al, 2015). یو و همکاران تغییر در فرآیندهای بیمارستان را قبل و بعد از ایجاد یک تغییر محیطی (ساخت یک ساختمان جدید) با استفاده از رویکرد فرآیندکاوی مورد بررسی قرار دادند. تأثیر این تغییر محیطی برحسب زمان انتظار مشاوره، زمان سپری شده برای هر فعالیت و فرآیندهای مراقبت بیماران سرپایی اندازه‌گیری شد. با استفاده از این رویکرد به این نتیجه رسیدند که با توجه به اینکه تعداد بیماران سرپایی افزایش و زمان انتظار مشاوره کاهش یافته است، کل زمان سپری شده در مراقبت‌های بیماران سرپایی بطور معنی‌داری در مقایسه با قبل از ایجاد یک ساختمان جدید کاهش یافته است. این نتایج نشان می‌دهد که عملکرد کلینیک بیماران سرپایی بعد از تغییرات ایجاد شده در محیط بیمارستان بهبود یافته است (Ahmadi, 2016). سلیمی‌فرد و همکاران بهبود فرآیندهای بخش اورژانس بیمارستان شهید صدوقی یزد را با استفاده از شبیه‌سازی رایانه‌ای مورد مطالعه قرار دادند (Ahmadi, 2016). آن‌ها برای مدل‌سازی فرآیندهای جریان بیمار، از شبکه‌های پتری رنگی و برای شبیه‌سازی و بررسی سناریوهای بهبود، از ابزار CPN استفاده کردند. زمان‌های انتظار بیماران، طول مدت اقامت و میزان استفاده از منابع به عنوان معیارهای عملکردی تعریف شد. برای بهبود در فرایندها، چهار سناریوی بهبود دهنده (B,C,D,E) تعریف و اثر این سناریوها بر معیارهای عملکردی بررسی شد. سناریوها شامل موارد زیر بود: سناریو A: وضعیت کنونی اورژانس، سناریو B: افزودن یک پزشک متخصص اورژانس، سناریو C: جایگزینی پزشک متخصص اورژانس به جای پزشک عمومی، سناریو D: حذف تریاژ و مراجعه مستقیم بیمار به پزشک عمومی برای تریاژ و معاینه، سناریو E: حذف معاینه توسط پزشک عمومی و جایگزینی آن با یک پزشک متخصص اورژانس در واحد تریاژ برای تریاژ و معاینه (Salimi fard, Hoseini and Moradi, 2014). منابع و هزینه‌های هر سناریو به همراه خروجی‌ها در کنار هم قرار گرفتند. با توجه به خروجی شبیه‌سازی و همچنین مأموریت و رسالت اصلی بخش اورژانس یعنی نجات جان بیماران بد حال، به این نتیجه رسیدند که دو سناریو E و D بهبودهای بیشتری در استفاده از منابع داشته‌اند (Ahmadi, 2016). یکی از وظایف مهم خدمات مدیریت ترافیک هواپیما، وظیفه به حداکثر رساندن ظرفیت فرودگاه است. این را می‌توان از طریق سازمان‌دهی مناسب ترافیک هوایی اطراف فرودگاه به دست آورد. در سال‌های اخیر، الگوریتم‌های برنامه‌ریزی فرود هواپیما توسعه فراوانی یافته‌اند؛ آن‌ها اهداف مختلف بهینه‌سازی را در نظر می‌گیرند. بر این اساس اسکوروپسکی و فلوروسکی مقاله‌ای را ارائه کردند که هدف از این مقاله ایجاد روشی است که اجازه می‌دهد یک ارزیابی توالی فرود هواپیما توسط الگوریتم‌های کنترل، به‌ویژه در حضور اختلالات تصادفی انجام شود. این روش شامل مدل‌سازی توالی فرود هواپیما با استفاده از شبکه‌های پتری[16] است. این مقاله دو آزمایش را ارائه می‌دهد که اختلالات را با ویژگی‌های مختلف و شدت‌های متفاوت مورد بررسی قرار می‌دهد. اگر نوع اختلالات خاص به‌طور صحیح ارزیابی شود، به فرد امکان برآورد میانگین زمان موردنیاز برای فرود را خواهد داد (Skorupski and Florowski, 2016).

در بررسی مطالعات انجام شده مشخص شد که نیاز بیشتری به توجه به فرآیندهای سیستم حمل‌ونقل هوایی به ویژه از نگاه زمانی است. بنابراین در این تحقیق به بررسی و پیش‌بینی زمان وقایع کلیدی سیستم حمل‌ونقل هوایی با رویکرد فرآیندکاوی پرداخته می‌شود.

۳-روش تحقیق

برای بررسی و تحلیل فرآیندهای پرواز نیاز به دیتاست پروازهاست. به همین دلیل ابتدا مجموعه داده‌ها از شرکت هواپیمایی زاگرس دریافت می‌شود. در این پژوهش برای اجرای رویکرد فرآیندکاوی از نرم‌افزار پروم استفاده می‌شود که نیاز به گزارش رویداد به فرمت ام‌ایکس‌ام‌ال[17] به عنوان ورودی دارد. برای ایجاد لاگ رویدادها، ابتدا پروازهایی که مسیر، زمان برنامه‌ریزی شده پرواز و زمان برنامه‌ریزی شده فرود آن‌ها شبیه هم است (برای پیش‌بینی زمان پروازهای با یک مسیر و یک زمان) از هم جدا می‌شوند. هر کدام از این گروه‌ها برای اجرای

تکنیک فرآیندکاوی روی آن‌ها باید تبدیل به لاگ رویداد به فرمت استاندارد فرآیندکاوی شوند. بر همین اساس ابتدا باید ویژگی‌های درست مجموعه داده (برای ورود به گزارش رویداد) تشخیص داده شود و سپس آن‌ها را تبدیل به گزارش رویداد کرد. در این پژوهش پس از جدا کردن پروازهای با مسیر و زمان پرواز یکسان، با توجه به هدف پژوهش که پیش‌بینی زمان وقایع پروازها است برای ایجاد لاگ رویدادها، از ویژگی‌هایی که زمان واقعی پروازها را نشان می‌دهند یعنی زمان خروج هواپیما از پارکینگ مبدأ (OFFB)، زمان بلند شدن هواپیما از زمین (ToTime)، زمان فرود هواپیما به مقصد (LandTime) و زمان ورود هواپیما به پارکینگ مقصد (ONB) به عنوان رویدادهای (برچسب‌های زمانی) هر نمونه (پرواز) استفاده می‌شود که به‌صورت توالی $< OFFB, TOTime, LandTime, ONB >$ نشان داده می‌شوند (در این پژوهش فقط یک توالی فرآیند وجود دارد). بعد از انتخاب ویژگی‌های مورد نیاز برای ایجاد لاگ رویداد، هر پرواز برای ورود به نرم‌افزار پروم، تبدیل به لاگ رویداد به فرمت mxml می‌شود. جدول ۱ نمونه‌ای از لاگ رویداد پژوهش را نشان می‌دهد

جدول ۱. نمونه‌ای از لاگ رویداد پژوهش

Case Id	Event name	Timestamp
۲	OFFB	14-06-2017:21.00
	ToTime	14-06-2017:21.05
	LandTime	14-06-2017:22.00
	ONB	14-06-2017:22.05

در مبحث فرآیندکاوی، الگوریتم‌های کشف فرآیند بسیاری پیشنهاد شده‌اند. در اینجا از رویکرد متفاوتی استفاده می‌شود که در (Van der Alast, Schonenberg and Song, 2011) ارائه شده است، یعنی با استفاده از یک مفهوم[۱۸] یک سیستم مرحله‌ای[۱۹] ایجاد می‌شود. سیستم مرحله‌ای منتخب می‌تواند تفسیر شود و برای پیش‌بینی زمان همه یا بعضی از نمونه‌های پرواز مورد استفاده قرار گیرد. این رویکرد بسیار بهتر از رویکردهای اکتشافی ساده است و همچنین از لحاظ کارایی و دقت بهتر از مدل‌های رگرسیون عمل می‌کند و به‌راحتی می‌تواند برای پیش‌بینی ویژگی‌های دیگر یک نمونه نیز توسعه داده شود (Van der Alast .et al, 2011). در این پژوهش با استفاده از دو دیدگاه به حل سؤال تحقیق پرداخته می‌شود. ابتدا با استفاده از دیدگاه کنترل-جریان[۲۰] به کشف مدل فرآیندی و ساخت سیستم گذار پرداخته و سپس با استفاده از دیدگاه زمانی[۲۱] به ایجاد سیستم گذار تفسیر شده[۲۲] با استفاده از توابع اندازه‌گیری زمان و توابع پیش‌بینی پرداخته می‌شود. در قسمت‌های زیر روش استفاده شده به صورت مفصل تشریح می‌شود.

٤-کشف مدل فرآیندی (ایجاد سیستم گذار)

از طریق سه نوع فرآیندکاوی یعنی اکتشاف[۲۳]، تطبیق[۲۴] و توسعه[۲۵] توسط منظرهای مختلفی مانند منظر کنترل جریان، منظر منبع یا سازمان، منظر موردی و منظر زمانی می‌توان فرآیندها را بررسی کرد. در اکتشاف از گزارش رویداد به عنوان ورودی فن اکتشاف استفاده می‌شود و خروجی این نوع فرآیندکاوی، مدلی است که تنها بر اساس گزارش رویداد ورودی ایجاد می‌شود و رفتار موجود در گزارش رویداد را توصیف می‌کند. منظر کنترل جریان نیز بر کنترل جریان یا به عبارتی ترتیب فعالیت‌ها متمرکز است و هدف این منظر توصیفی مناسب از تمامی مسیرهای ممکن و بیان این مسیرها به زبان‌های مدل‌سازی مانند سیستم گذار است. به ترکیب نوع اکتشاف و منظر کنترل جریان در اغلب شرایط به کشف کنترل جریان یا کشف فرآیند تعبیر می‌شود. الگوریتم‌های کشف فرآیند می‌توانند به‌صورت خودکار از گزارش رویداد یک مدل فرآیند استخراج کنند، طوری که این مدل رفتاری را نشان می‌دهد که در گزارش رویداد دیده شده است (Van der Alast, 2015). تکنیک سیستم مرحله‌ای یکی از تکنیک‌های کشف کنترل جریان است. تکنیک‌های کشف فرآیند زیادی در مطالعات مختلف استفاده شده‌اند؛ اما متأسفانه این تکنیک‌ها در کشف فرآیندهایی با وابستگی پیچیده دچار مشکل هستند. یک سیستم گذار با انتخاب مفاهیم مناسب (برای تصمیم‌گیری در خصوص اینکه کدام فعالیت‌ها باید اجرایی شوند و به چه ترتیبی) می‌تواند بین بیش‌برازش[۲۶] و کم‌برازش[۲۷] تعادل ایجاد کند. در زیر به توضیح بیشتر این تکنیک پرداخته می‌شود.

تکنیک سیستم مرحله‌ای (سیستم گذار): یکی از پایه‌ای‌ترین نمادهای مدل‌سازی فرآیندها است که با استفاده از آن می‌توان رفتار سیستم را بیان کرد. یک سیستم مرحله‌ای از حالت‌ها[۲۸] و مراحل[۲۹] تشکیل شده است. هر یک از حالت‌ها داری برچسب یکتایی هستند و از این برچسب‌ها برای تشخیص حالت‌ها استفاده می‌شود. مراحل با کمان نشان داده می‌شود. هر یک از مراحل دو حالت را به یکدیگر متصل می‌کنند و با استفاده از نام یک فعالیت برچسب‌دار می‌شوند. یک سیستم مرحله‌ای به‌صورت سه‌گانه $TS = (S, A, T)$ تعریف می‌شود که در آن S مجموعه حالات، $A \subseteq A$ مجموعه فعالیت‌ها و $T \subseteq S \times A \times S$ مجموعه مراحل است. $S^{start} \subseteq S$ مجموعه حالت‌های اولیه (شروع) و $S^{end} \subseteq S$ مجموعه حالت‌های پایانی است (Alast, 2015). سیستم مرحله‌ای باید با در نظر گرفتن مفاهیم اجرا شود؛ زیرا ابتدا باید در خصوص

اینکه کدام فعالیت‌ها باید اجرایی شوند و به چه ترتیبی تصمیم‌گیری کرد. تعدادی از abstractionها عبارت است از (Van der Alast et al., 2011):

- افق حداکثر[۳۰]: که فقط زیرمجموعه‌ای از فعالیت‌ها در نظر گرفته می‌شود؛ مثلاً وقتی h=4 است فقط چهار رویداد آخر در ساخت مدل فرآیندی در نظر گرفته می‌شوند و h=∞ یعنی افق نامحدود است و می‌توان همه فعالیت‌ها را در نظر گرفت (Van der Alast et al., 2011).
- فیلتر کردن[۳۱]: این انتزاع برای فیلتر کردن پیشوند[۳۲] فعالیت‌ها (نشان‌دهنده مجموعه فعالیت‌ها) است. برای مثال x={C,D} یعنی این دو فعالیت را از مجموعه فعالیت‌ها حذف کن (Van der Alast et al., 2011).
- ترتیب[۳۳]، مجموعه‌های چندگانه (چند مجموعه‌ای)[۳۴]، مجموعه[۳۵]: در ترتیب یعنی ترتیب فعالیت‌ها ثبت می‌شود، در مجموعه‌های چندگانه تعداد دفعات وقوع هر فعالیت با نادیده گرفتن نظم آن‌ها ثبت می‌شود و مجموعه، فعالیت‌های موجود را بدون در نظر گرفتن توالی و تعداد آن‌ها نشان می‌دهد (Van der Alast et al., 2011). بر اساس مفهوم انتخاب شده، پیش‌بینی‌های مختلفی امکان‌پذیر است. در این پژوهش بر اساس دیدگاه کنترل جریان، برای بیان فعالیت‌های موجود در فرآیند، ترتیب اجرای آن‌ها و استخراج مدل‌های فرآیندی به ایجاد سیستم مرحله‌ای بر اساس مفهوم ترتیب پرداخته می‌شود.

-ایجاد سیستم مرحله‌ای (گذار) تفسیر شده

در این پژوهش بعد از کشف مدل فرآیند پرواز و مشخص کردن ترتیب فعالیت‌ها، به کشف فرآیند از منظر زمانی پرداخته می‌شود و به‌منظور پیش‌بینی وقایع کلیدی پروازها که هدف اصلی مسئله است، منظر زمانی به مدل سیستم گذار اضافه شده و سیستم گذار تفسیر شده ایجاد می‌شود. درواقع با استفاده از یک گزارش رویداد، یک سیستم گذار و توابع اندازه‌گیری زمان $l^{measure}$ می‌توان یک سیستم گذار را تفسیر کرد و از این سیستم گذار تفسیر شده برای پیش‌بینی زمان‌های وقایع استفاده کرد. از توابع اندازه‌گیری زمانی مختلفی استفاده می‌شود، شامل تابع اندازه‌گیری زمان باقی‌مانده آن وضعیت[۳۶] تا تکمیل ($l^{measure}_{remaining}$)، تابع اندازه‌گیری زمانی که در آن وضعیت خاص سپری شده ($l^{measure}_{sorjurn}$) و تابع اندازه‌گیری زمان سپری شده تا آن وضعیت ($l^{measure}_{elapsed}$) که شامل زمانی است که تا آن وضعیت سپری شده و زمانی که در همان state طی شده) که در روابط (۱)، (۲) و (۳) به تابع ریاضی هر کدام اشاره می‌شود (Van der Alast et al., 2011) (δ نشان‌دهنده یک توالی[۳۷] از رویدادها است):

$$l(\delta_1,\delta_2)^{measure}_{remaining} = \begin{cases} 0 & \text{if } \delta_2 =<> \\ \max_T(\delta_2) - \min_T(\delta_2) & \text{if } \delta_1 =<> \text{ and } \delta_2 \neq <> \\ \max_T(\delta_2) - \max_T(\delta_1) & \text{if } \delta_1 \neq <> \text{ and } \delta_2 \neq <> \end{cases} \quad (۱)$$

$$l(\delta_1,\delta_2)^{measure}_{elapsed} = \begin{cases} 0 & \text{if } \delta_2 =<> \\ \max_T(\delta_1) - \min_T(\delta_1) & \text{if } \delta_1 \neq <> \end{cases} \quad (۲)$$

$$l(\delta_1,\delta_2)^{measure}_{sojurn} = \begin{cases} 0 & \text{if } \delta_2 =<> \text{ or } \delta_2 =<> \\ \min_T(\delta_2) - \max_T(\delta_1) & \text{if } \delta_1 \neq <> \text{ and } \delta_2 \neq <> \end{cases} \quad (۳)$$

-ارائه مدل پیش‌بینی

در این گام برای ارائه مدل و پیش‌بینی زمان‌های وقایع کلیدی هر رویداد با استفاده از سیستم گذار تفسیر شده، از توابع پیش‌بینی استفاده می‌شود. تابع پیش‌بینی تابعی است که با استفاده از یک مجموعه زمان اندازه‌گیری شده، تعدادی پیش‌بینی تولید می‌کند. توابع پیش‌بینی مختلفی مانند تابع پیش‌بینی میانگین، انحراف استاندارد، ماکسیمم و مینیمم وجود دارد. بر اساس هدف پیش‌بینی می‌توان یک تابع پیش‌بینی را انتخاب کرد. میانگین، بهترین حدس برای ارزش مورد انتظار واقعی است. بر این اساس اگر $b=[b_1, b_2, b_3, \dots, b_n]$ نمونه‌ای از وضعیت‌های سیستم گذار تفسیر شده باشد $predict(b)_{average} = \bar{b}$ به عنوان یک تابع پیش‌بینی کننده تعریف می‌شود. میانگین به صورت رابطه (٤) محاسبه می‌شود (Van der Alast et al., 2011):

$$\bar{b} = \frac{\sum_{i=1}^{n} b_i}{n} \quad (٤)$$

-ارزیابی مدل

گزارش رویداد به دو زیرمجموعه گزارش رویداد آموزشی و گزارش رویداد آزمایشی تقسیم می‌شود. به این صورت که ۷۰ درصد از گزارش رویداد برای آموزش و ۳۰ درصد برای آزمایش کنار گذاشته می‌شود و سپس برای ارزیابی، از داده‌های آزمایشی توسط فرمول کوکران نمونه‌گیری شده و نمونه‌ها ارزیابی می‌شوند. فرمول کوکران در رابطه (۵) آورده شده است:

$$n = \frac{Nz^2pq}{Nd^2 + z^2pq} \quad (۵)$$

که در این فرمول n حجم نمونه، N حجم جامعه، z مقدار متغیر نرمال با سطح اطمینان $1-\propto$ ($\propto$ سطح اطمینان است که میزان اطمینان مورد نظر از قرار گرفتن میانگین واقعی در بازه اطمینان را نشان می‌دهد)، p نسبت برخورداری از صفت مورد نظر، q= 1-p نسبت عدم برخورداری از صفت مورد نظر و d حاشیه خطای مجاز است. معمولا p و q را ۰/۵ و مقدار z با

سطح اطمینان ۹۵ درصد یعنی برابر ۱/۹۶ در نظر گرفته می‌شود. برای ارزیابی و نشان دادن قدرت پیش‌بینی مدل از معیارهای عملکردی مختلفی استفاده می‌شود. در این پژوهش برای مقایسه مقادیر واقعی و پیش‌بینی و بررسی قدرت پیش‌بینی مدل، از معیار ارزیابی میانگین قدر مطلق خطا (MAE)[۳۸] استفاده می‌شود.

بر این اساس اگر $b = [b_1, b_2, b_3, \dots, b_n]$ نمونه‌ای از وضعیت‌های سیستم‌گذار تفسیر شده باشد و $\text{predict}(b)_{average} = \bar{b}$ به عنوان یک تابع پیش‌بینی کننده تعریف شود، تابع ریاضی MAE به صورت رابطه (۶) تعریف می‌شود (Van der Alast et al., 2011):

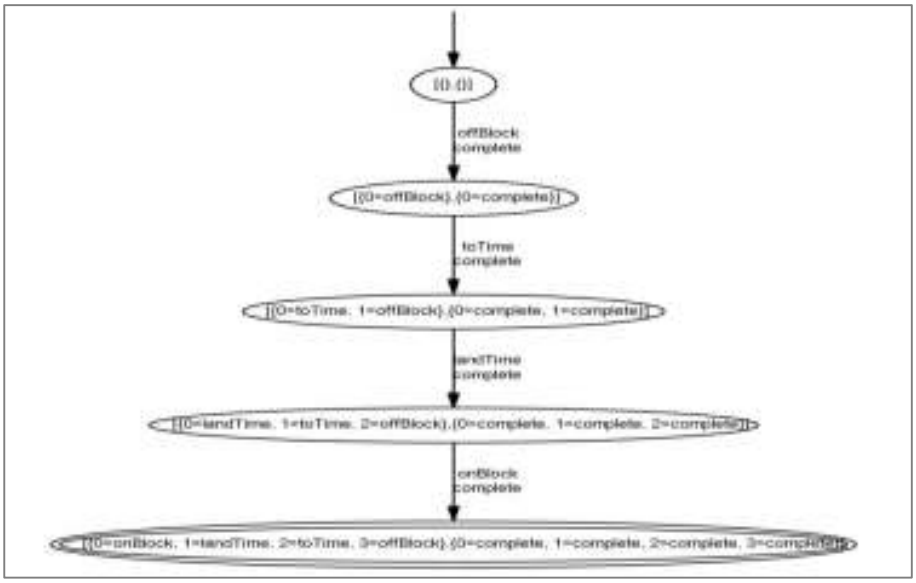
$$\text{MAE} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|b_i - \text{predict}(b_i)| \quad (۶)$$

در رابطه (۶) پارامتر n تعداد کل مشاهدات برای دوره پیش‌بینی، b_i مقادیر واقعی مشاهدات و $\text{predict}(b_i)$ مقدار پیش‌بینی شده آن‌ها است. این شاخص، ابزار آماری است که دقت مدل پیش‌بینی را می‌سنجد و تفاوت میان مقدار پیش‌بینی شده توسط مدل و مقدار واقعی را اندازه‌گیری می‌کند. هرچه مدل پیش‌بینی، دقیق‌تر و بهتر بر داده‌ها منطبق باشد مقدار این شاخص کمتر است.

۵-نتایج تحقیق

بعد از تبدیل داده‌ها به گزارش رویداد به فرمت mxml، ابتدا لاگ رویدادهای پرواز وارد نرم‌افزار پروم شده و برای کشف فرآیند با دیدگاه کنترل جریان به ساخت سیستم مرحله‌ای توسط پلاگین FSM miner[۳۹] پرداخته می‌شود، FSM miner یکی از پلاگین‌های اکتشاف با دیدگاه فرآیندی (اکتشاف کنترل جریان) نرم‌افزار Prom است که بر اساس گزارش رویداد، یک سیستم گذار را برای توصیف رفتار سیستم ایجاد می‌کند. در اجرای این پلاگین به دلیل اهمیت ترتیب انجام وقایع در عملیات پرواز از مفهوم ترتیب برای ایجاد سیستم مرحله‌ای استفاده شده است.

مدل فرآیندی رویدادهای پرواز که توسط Prom ایجاد شده در شکل ۱ مشخص شده است. همان‌طور که در شکل مشخص است ترتیب وقوع رویدادها به ترتیب <OFFB,ToTime,LandTime,ONB> است.



شکل ۱. مدل فرآیندی (سیستم گذار) رویدادهای پرواز

ایجاد سیستم گذار تفسیر شده

به منظور کشف فرآیند پرواز از منظر زمانی به ساخت سیستم مرحله‌ای تفسیر شده با استفاده از پلاگین FSM Analyzer نرم‌افزار Prom پرداخته می‌شود. FSM Analyzer یکی از پلاگین‌های تحلیل Prom[۴۰] است که به بررسی سیستم گذار از منظر زمانی می‌پردازد. هدف این است که اطلاعات پیش‌بینی به حالت‌های سیستم گذار پیوند داده شود و هر یک از حالت‌ها با استفاده از سنجه‌های زمانی تفسیر شوند. به‌عبارتی دیگر سیستم‌گذار دریافت می‌شود و زمان‌های هر وضعیت از گزارش رویداد پیش‌بینی و تفسیر می‌شوند. روشی که FSM

Analyzer به پیش‌بینی زمان‌های رویدادهای پرواز می‌پردازد، در جدول ۲ توسط مثالی تشریح می‌شود.

جدول ۲. قسمتی از گزارش رویداد

Trace number	Trace
۱	$<OFFB^{5}, TOTime^{12}, LandTime^{75}, ONB^{80}>$
۲	$<OFFB^{940}, TOTime^{975}, LandTime^{995}, ONB^{1000}>$
۳	$<OFFB^{1260}, TOTime^{1265}, LandTime^{1320}, ONB^{1325}>$

جدول ۲ قسمتی از گزارش رویداد است که هر ردیف مربوط به یک نمونه (trace) است که نشان‌دهنده یک توالی از فعالیت‌ها با برچسب‌های زمانی آن‌ها (برای پروازهای یک روز) است.

$<OFFB^{5}, TOTime^{12}, LandTime^{75}, ONB^{80}>$ به یک نمونه فرآیند (پرواز) اشاره می‌کند که فعالیت OFFB در زمان ۵، فعالیت TOTime در زمان ۱۲، فعالیت LandTime در زمان ۷۵ و فعالیت ONB در زمان ۸۰ اجرا (تکمیل) شده است. فرض کنید که از یک تابع نمایش وضعیت l^{state} (نشان‌دهنده مجموعه وضعیت‌های امکان‌پذیر از توالی فعالیت‌های داخل یک پیشوند) استفاده می‌شود که دنباله‌ای از مجموعه فعالیت‌های اجرا شده را نشان می‌دهد.

حال همه پیشوندهای دنباله اولیه $<OFFB^{5}, TOTime^{12}, LandTime^{75}, ONB^{80}>$ را در نظر بگیرید. پیشوند خالی <> به حالت تهی اشاره دارد که شامل هیچ فعالیتی نیست و دارای زمان باقی‌مانده آن ۷۵=۵−۸۰ است. پیشوند $<OFFB^{5}>$ به حالت <OFFB> اشاره می‌کند و دارای زمان باقی‌مانده ۷۵=۵−۸۰ است. به همین ترتیب پیشوند $<OFFB^{5}, TOTime^{12}>$ دارای زمان باقی‌مانده ۶۸=۱۲−۸۰ و

$<OFFB^{5}, TOTime^{12}, LandTime^{75}>$ دارای زمان باقی‌مانده ۵=۷۵−۸۰

و $<OFFB^{5}, TOTime^{12}, LandTime^{75}, ONB^{80}>$ دارای زمان باقی‌مانده ۰=۸۰−۸۰ است. در واقع هر توالی کامل به یک پیشوند δ_1 (بخشی از رویدادها که قبلا انجام شده) و δ_2 (بخشی از رویدادها که هنوز اتفاق نیفتاده) تقسیم شده و با استفاده از تابع اندازه‌گیری $l(\delta_1, \delta_2)^{measure}_{remaining}$ زمان باقی‌مانده آن‌ها تا تکمیل اندازه‌گیری می‌شود. در محاسبات قبل، از تابع اندازه‌گیری زمان باقی‌مانده تا تکمیل استفاده شد. توابع اندازه‌گیری زمان $l(\delta_1, \delta_2)^{measure}_{remaining}$، $l(\delta_1, \delta_2)^{measure}_{sojourn}$ و $l(\delta_1, \delta_2)^{measure}_{elapsed}$ توسط پلاگین FSM analyzer محاسبه می‌شود. که تابع ریاضی هر یک در بخش قبل آورده شده است. برای مثال برای محاسبه $l^{measure}_{remaining}$، اولین توالی جدول ۲ بعد از اجرای دو رویداد اول را در نظر بگیرید:

$\delta_1 = < OFFB^{5}, TOTime^{12} >$ $\delta_2 = < LandTime^{75}, ONB^{80} >$

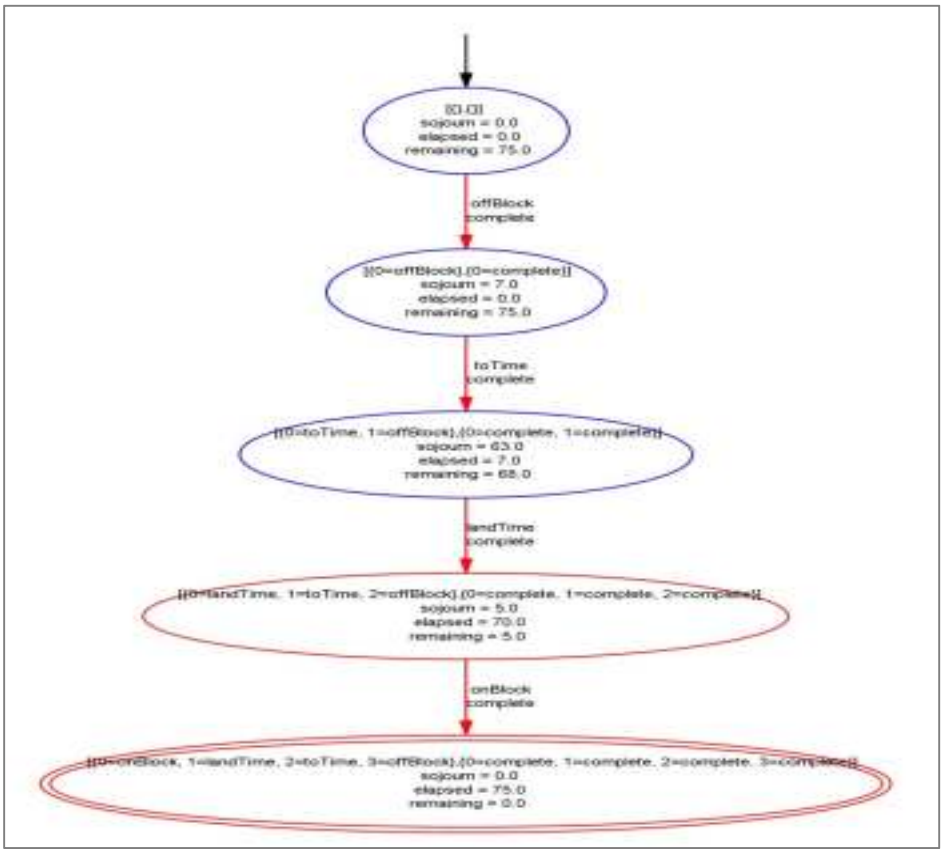
در این حالت تابع اندازه‌گیری زمان باقی‌مانده تا تکمیل این‌گونه محاسبه می‌شود:

$$l(\delta_1, \delta_2)^{measure}_{remainig} = \max_T(< LandTime^{75}, ONB^{80} >) - \max_T(< OFFB^{5}, TOTime^{12} >) = (80 - 12) = 68$$

حال با توجه به تابع اندازه‌گیری زمان باقی‌مانده تا تکمیل و گزارش رویداد و سیستم گذار می‌توان یک سیستم گذار را تفسیر کرد. به‌عنوان مثال سیستم گذار برای جدول ۲ برای سه نمونه و هر کدام از وضعیت‌ها به این صورت تفسیر می‌شود (تابع A یک مجموعه از اندازه‌ها (مثلاً زمان باقی‌مانده تا تکمیل) را مشخص می‌کند).

$A(\emptyset) = A(< OFFB >) = [75, 60, 65]$, $[75, 60, 65]$,
$A(< OFFB, TOTime >) = [68, 25, 60]$,
$A(< OFFB, TOTime, LandTime >) = [5,5,5]$,
$A(< OFFB, TOTime, LandTime, ONB >) = [0,0,0]$

زمان سپری شده تا وضعیت فعلی ($l^{measure}_{elapsed}$)، زمانی که در وضعیت فعلی طی شده ($l^{measure}_{sojourn}$) نیز به همین ترتیب طبق توابع ذکر شده در بالا محاسبه می‌شوند. در شکل ۲، سیستم گذار تفسیر شده توسط پلاگین FSM analyzer برای نمونه اول جدول ۲ نشان داده شده است.

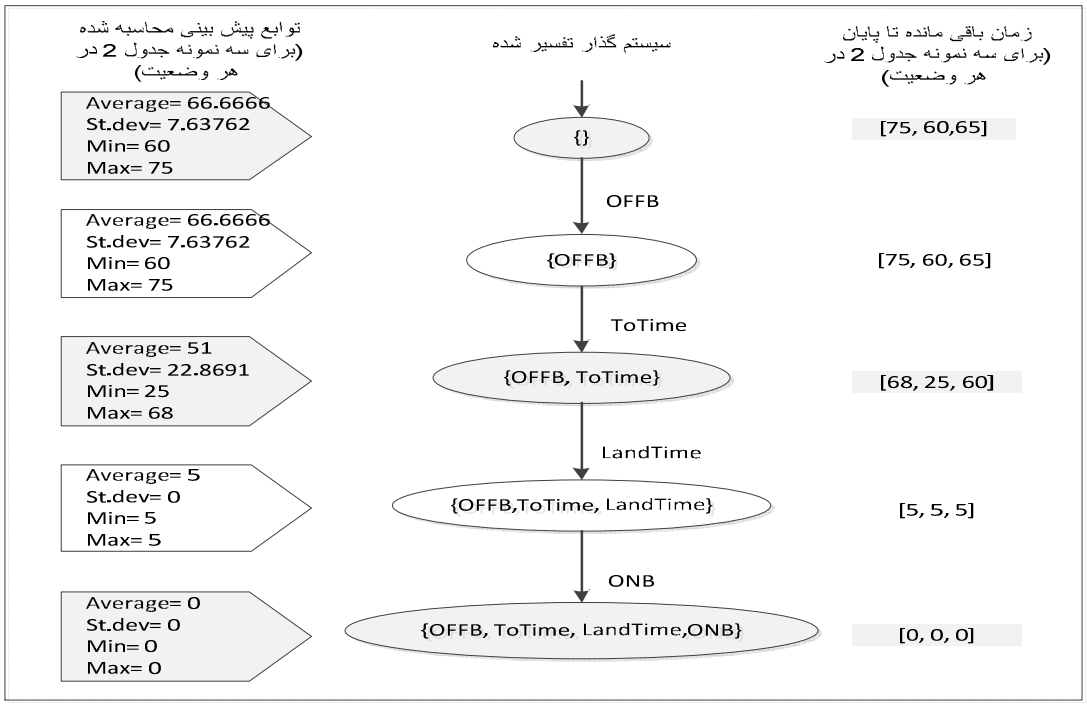


شکل ۲. سیستم مرحله‌ای تفسیر شده نمونه اول جدول ۲

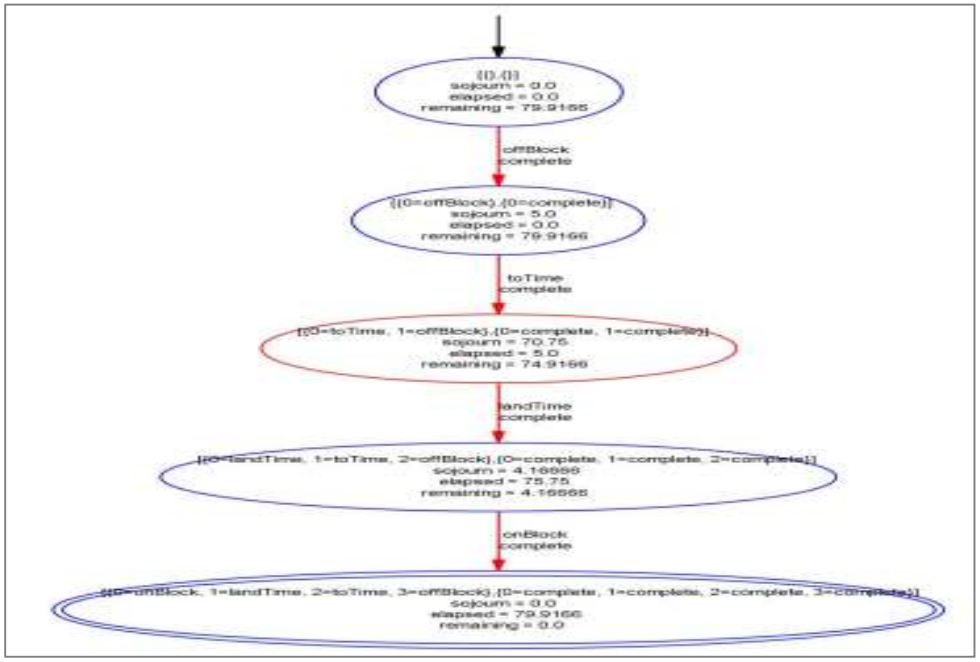
همان‌طور که در شکل ۲ مشخص است، (میانگین) توابع پیش‌بینی زمان برای هر وضعیت مشخص شده است. برای پیش‌بینی زمان‌ها توسط سیستم گذار تفسیر شده، از توابع پیش‌بینی استفاده می‌شود. توابع پیش‌بینی مختلفی مانند تابع پیش‌بینی میانگین، انحراف استاندارد، ماکسیمم و مینیمم وجود دارد. بر اساس یک تابع پیش‌بینی خاص، می‌توان مفهوم پیش‌بینی را تعریف کرد. میانگین، بهترین حدس برای ارزش مورد انتظار واقعی است. در سیستم‌های گذار تفسیر شده شکل ۲ از تابع پیش‌بینی میانگین استفاده شده است، یعنی در هر وضعیت، میانگین زمان نمونه‌های پرواز تا آن state محاسبه شده است. روشی که FSM Analyzer برای محاسبه توابع پیش‌بینی استفاده می‌کند در شکل ۳ محاسبه شده است. در این شکل توابع پیش‌بینی میانگین، انحراف استاندارد، ماکسیمم و مینیمم برای زمان باقی‌مانده تا تکمیل هر مجموعه وضعیت (در سیستم گذار تفسیر شده) برای جدول ۲ محاسبه شده است.

-ارائه مدل پیش‌بینی

در این دیتاست ۲۳۵۷ گروه پرواز متفاوت وجود دارد (پروازهایی که مسیر پرواز و زمان برنامه‌ریزی شده پرواز و فرود آن‌ها شبیه هم بود در یک گروه قرار گرفتند و یک مدل فرآیندی برای آن‌ها ایجاد شد) که سیستم گذار تفسیر شده بر اساس تابع پیش‌بینی میانگین برای هر پرواز توسط پلاگین FSM analyzer در نرم‌افزار Prom محاسبه می‌شود. به‌صورت نمونه در شکل ٤ سیستم گذار تفسیر شده پرواز AWZ-KIH با زمان برنامه‌ریزی شده ۱۶:۱۵–۱۷:۳۵ مشخص شده است.



شکل ۳. توابع پیش‌بینی نمونه‌های جدول ۲



شکل ٤. سیستم گذار تفسیر شده پرواز AWZ-KIH با زمان برنامه‌ریزی شده ۱۶:۱۵-۱۷:۳۵

نتایج شکل ٤ به طور خلاصه در جدول ۳ آورده شده است.

جدول ۳. میانگین زمان‌های وقایع پرواز AWZ-KIH با زمان برنامه‌ریزی شده ۱۶:۱۵–۱۷:۳۵

نمونه پرواز	وضعیت	میانگین زمان باقی مانده تا پایان (remaining)	میانگین زمانی که تا آن وضعیت سپری شده (elapsed)	میانگین زمانی که در آن وضعیت سپری شده (sojourn)
AWZ-KIH ۱۶:۱۵ –۱۷:۳۵	{}	۷۹/۹۱۶۶	۰	۰
	{OFFB}	۷۹/۹۱۶۶	۰	۵
	{OFFB, ToTime}	۷٤/۹۱۶۶	۵	۷۰/۷۵
	{OFFB, ToTime, LandTime}	٤/۱۶۶۶۶	۷۵/۷۵	٤/۱۶۶۶۶
	{OFFB, ToTime, LandTime, ONB}	۰	۷۹/۹۱۶۶	۰

-ارزیابی مدل

همان‌طور که در بخش قبل گفته شد، گزارش رویداد هر پرواز به دو زیرمجموعه گزارش رویداد آموزشی و گزارش رویداد آزمایشی تقسیم می‌شود. بعد از ایجاد سیستم گذار تفسیر شده توسط FSM Analyzer روی گزارش رویداد آموزشی هر پرواز، توسط پلاگین FSM Evaluator به ارزیابی کیفیت پیش‌بینی‌ها توسط گزارش رویداد آزمایشی هر پرواز پرداخته می‌شود. FSM Evaluator پلاگینی است که Prom برای اجرای اعتبارسنجی متقاطع از آن استفاده می‌کند که به یک سیستم گذاری که توسط گزارش رویداد آموزشی پیش‌بینی شده است و گزارش رویداد آزمایشی نیاز دارد و معیارهای استاندارد ارزیابی کیفیت مانند میانگین قدر مطلق خطا (MAE) را روی گزارش رویداد آزمایشی محاسبه می‌کند. ۲۳۵۷ گروه پروازی برای داده‌های آزمایشی وجود دارد که برای ارزیابی، ابتدا از داده‌های آزمایشی توسط فرمول کوکران نمونه‌گیری کرده و سپس به ارزیابی نمونه‌های آزمایشی پرداخته می‌شود. با توجه به فرمول کوکران ارائه شده در بخش قبل، این مقدار برای داده‌های آزمایشی، ۲٤ نمونه به دست آمده است:

$$n = \frac{Nz^2pq}{Nd^2 + z^2pq} = \frac{2357 \times 1.96^2 \times 0.5 \times 0.5}{2357 \times 0.2^2 + 1.96^2 \times 0.5 \times 0.5} \approx 24$$

مقدار خطاهای محاسبه شده برای ۲٤ نمونه پرواز در جدول ٤ آورده شده است. در جدول میانگین طول فرآیند پروازها (یعنی میانگین زمان بین شروع فرآیند هر پرواز (رویداد OFFB) تا پایان فرآیند پرواز (رویداد ONB)) و میانگین قدرمطلق خطاهای فرآیند پرواز آن‌ها مشخص شده است.

جدول ٤. نتایج اعتبارسنجی ۲٤ نمونه پرواز

ردیف	نمونه پرواز	میانگین زمان کل فرآیند پرواز	MAE
۱	ABD-MSH ۰۳:۳۰–۰۵:۳۰	۱۲۲	۸
۲	ABD-THR ۱۶:۰۰–۱۷:۱۵	۷٤	۲/۵۵
۳	ADB-IKA ۰٤:۳۰–۰۷:۵۹	۲۲۱/۵	۵/۸
٤	AWZ-MHD ۲۰:۳۰–۲۲:۳۰	۱۱۹/٤	۱۱/۳۶
۵	AWZ-THR ۱۱:۱۵–۱۲:۱۵	۶۷/۷۵	۳/۸۳
۶	BND-THR ۲۰:۰۰–۲۱:۳۰	۱۱۰	۵
۷	BUZ-MHD ۱۷:۰۰–۱۹:۰۰	۱۱۳	۶
۸	GBT-BGW ۱۸:۰۰–۱۹:۳۰	۸۹/۳۶	۱۱/۶۶
۹	IFN-DME ۰۹:۳۰–۱۲:۰۰	۱۱۵	۲۶/۶

ردیف	نمونه پرواز	میانگین زمان کل فرآیند پرواز	MAE
۱۰	GSM-THR ۱۶:۴۵–۱۸:۱۵	۱۰۵	۶/۴
۱۱	IFN-BGW ۱۷:۰۰–۱۸:۰۰	۵۶/۵	۱/۳۵
۱۲	IFN-THR ۱۹:۰۰–۱۹:۴۵	۵۳	۴/۲۶
۱۳	IKA-BGW ۰۶:۳۰–۰۷:۴۵	۵۸	۶/۲۹
۱۴	IKA-IST ۲۲:۳۰–۰۱:۳۰	۱۱۱۰	۱۹۲/۶۵
۱۵	IST-IKA ۱۵:۳۰–۱۹:۲۹	۲۱۷	۷/۶۵
۱۶	KIH-THR ۱۷:۴۵–۱۹:۱۵	۱۰۴	۳/۴۸
۱۷	MHD-AWZ ۲۰:۳۰–۲۲:۳۰	۴۵۲	۶۷/۴۵
۱۸	MHD-IFN ۹:۳۰–۱۰:۴۵	۹۵	۴/۶۳
۱۹	PGU-THR ۱۵:۰۰–۱۶:۴۵	۹۸	۴/۲
۲۰	SRY-BGW ۱۸:۰۰–۱۹:۱۵	۸۴	۷/۷۶
۲۱	SYZ-MHD ۱۸:۰۰–۱۹:۳۰	۹۶	۵/۴۶
۲۲	THR-AWZ ۰۵:۰۰–۰۶:۱۰	۷۰	۵
۲۳	THR-IFN ۱۸:۴۵–۱۹:۳۰	۶۱	۵/۴
۲۴	ZAH-THR ۱۹:۵۰–۲۱:۳۵	۱۸۰	۱۸

به منظور اعتبارسنجی ۲۴ نمونه پرواز و مشخص کردن خطای مدل، پس از محاسبه خطاهای پروازها، میانگین آن‌ها محاسبه می‌شود:

$$\text{میانگین خطای کل نمونه} = \frac{\sum_{i=1}^{24} \text{خطای هر نمونه}}{24} = 17.53 \text{ min}$$

میانگین زمان کل پروازها نیز محاسبه می‌شود:

$$\text{میانگین زمان کل پروازها} = \frac{\sum_{i=1}^{24} \text{زمان هر پرواز}}{24} = 161.31 \text{ min}$$

نسبت میانگین خطا به میانگین زمان پروازها نیز به این صورت محاسبه می‌شود:

$$\frac{\text{میانگین خطای کل نمونه}}{\text{میانگین زمان کل پروازها}} = \frac{17.53}{161.31} = 0.1$$

میانگین طول مدت کل پروازها ۱۶۱ دقیقه است، پس یک میانگین خطای ۱۷ دقیقه‌ای (که برابر با ۰/۱ میانگین طول پروازها است) قابل قبول است.

کاربرد مدل

با استفاده از متوسط زمان‌های پیش‌بینی شده توسط سیستم گذار می‌توان در هر لحظه مبتنی بر زمان وقایع قبلی به پیش‌بینی زمان وقایع پروازهای آتی پرداخت. با ذکر یک مثال چگونگی کارکرد مدل ذکر می‌شود. نمونه پرواز جدول ۵ را در نظر بگیرید.

جدول ۵. نمونه پرواز

Date	Route	OFFB	ToTime	LandTime	ONB
2018-01-22	AWZ-KIH	۱۶:۳۴	۱۶:۳۹	۱۷:۵۴	۱۷:۵۹

این نمونه پرواز از داده آزمایشی مربوط به پرواز AWZ-KIH با زمان برنامه‌ریزی شده ۱۶:۱۵–۱۷:۳۵ انتخاب شده است. میانگین زمان‌های پیش‌بینی شده وقایع پرواز AWZ-KIH با زمان برنامه‌ریزی شده ۱۶:۱۵–۱۷:۳۵ همان‌طور که قبلاً ذکر شد به‌صورت جدول ۳ به دست آمده است. با استفاده از مدل سیستم گذار تفسیر شده در این پژوهش باید به این سؤال پاسخ داده شود که در صورت اتفاق وقایع خارج از زمان‌های برنامه‌ریزی شده، پیشامدهای بعدی در چه زمانی رخ می‌دهند؟ فرض کنید در نمونه ذکر شده در جدول ۴، رویداد OFFB در زمان ۱۶:۱۹ اتفاق بیفتد. در این صورت باید زمان پیشامدهای بعد پیش‌بینی شود. طبق مدل فرآیندی ایجاد شده می‌توان بر اساس زمان وقایع قبل به‌صورت هوشمند زمان رویدادهای بعدی را در هر لحظه پیش‌بینی کرد. طبق جدول ۴ (و بر اساس زمان رویدادهای گذشته) میانگین زمانی که هواپیما در وضعیت {OFFB} سپری می‌کند (یعنی میانگین مدت زمانی که از خروج از پارکینگ تا بلند شدن هواپیما طول

می‌کشد)، ٥ دقیقه است. اگر این پرواز ١٥ دقیقه زودتر یعنی در زمان ١٦:١٩ دقیقه از پارکینگ خارج شود، برای محاسبه زمان بلند شدن هواپیما از زمین (ToTime)، باید زمانی که از پارکینگ خارج شده را با میانگین زمانی که تا رسیدن به زمان پرواز (زمان سپری شده بین دو وضعیت OFFB و ToTime) بر اساس زمان رویدادهای گذشته سپری می‌شود جمع کرد یعنی: ١٦:٢٤= ٥+١٦:١٩. زمان پیشامدهای بعدی نیز طبق جدول ٦ به همین ترتیب محاسبه می‌شود.

در جدول ٦ در هر سطر مثال‌های دیگری از وقوع رویدادها در زمان‌های متفاوت ذکر شده است. به طور مثال در سطر سوم، اگر این پرواز با ١١ دقیقه تأخیر یعنی در زمان ١٦:٣٥ از زمین بلند شد، آنگاه در چه زمانی به زمین خواهد نشست؟ در این صورت دوباره پیش‌بینی‌ها به‌روز شده و مبتنی بر وقایع قبل پیش‌بینی می‌شود که هواپیما در زمان ١٧:٤٦=٧١+١٦:٣٥ دقیقه به زمین خواهد نشست. یا در سطر چهارم، اگر فرض شود که هواپیما به هر دلیلی با ١٤ دقیقه تأخیر در زمان ١٨:٠٠ به زمین بنشیند، آنگاه زمان ورود آن به پارکینگ دوباره به‌روز خواهد شد.

جدول ٦. پیش‌بینی زمان وقایع نمونه پرواز جدول ٥ به صورت هوشمند

	OFFB	ToTime	LandTime	ONB
زمان موجود رویدادهای نمونه	١٦:٣٤	١٦:٣٩	١٧:٥٤	١٧:٥٩
پیش‌بینی زمان وقایع بعدی بعد از وقوع OFFB	١٦:١٩	١٦:١٩+٥= ١٦:٢٤	١٦:٢٤+٧١= ١٧:٣٥	١٧:٣٥+٤= ١٧:٣٩
پیش‌بینی زمان وقایع بعدی بعد از وقوع ToTime	١٦:١٩	١٦:٣٥	١٦:٣٥+٧١ = ١٧:٤٦	١٧:٤٦+٤ = ١٧:٥٠
پیش‌بینی زمان وقایع بعدی بعد از وقوع LandTime	١٦:١٩	١٦:٣٥	١٨:٠٠	١٨:٠٠+٤ = ١٨:٠٤

٦-نتیجه‌گیری

عدم وجود پیش‌بینی به‌روز زمان‌های پرواز و درنتیجه عدم برنامه‌ریزی به‌روز در سیستم حمل‌ونقل هوایی مانند برنامه‌ریزی سیستم هندلینگ و تسهیلات فرودگاهی، برنامه‌ریزی پرواز، برنامه‌ریزی خدمه، برنامه‌ریزی تعمیر و نگهداری و... و در نتیجه وجود تأخیرات فراوان ازجمله مشکلات سیستم حمل‌ونقل هوایی است. در این تحقیق بعد از دریافت داده‌های پرواز، آن‌ها بر اساس مسیر و زمان برنامه‌ریزی شده یکسان پرواز در یک گروه قرار گرفته و سپس هر کدام از گروه‌ها تبدیل به گزارش رویداد و وارد نرم‌افزار پروم شده تا با استفاده از رویکرد فرآیندکاوی به شناسایی و کشف فرآیند پرواز، تعیین میانگین زمان رویدادهای کلیدی آن و پیش‌بینی زمان آتی هر رویداد به‌صورت پویا برای هر پرواز پرداخته شود. پیش‌بینی پویای زمان پرواز بر اساس زمان رویدادهای گذشته پروازها می‌تواند باعث بهبود برنامه‌ریزی به‌هنگام سیستم‌های موجود در حمل‌ونقل هوایی، کاهش تأخیرات، افزایش رضایت مسافران و در نهایت افزایش تقاضای حمل‌ونقل هوایی شود. از جمله نوآوری‌های تحقیق می‌توان به استفاده از تکنیک‌های هوشمندسازی فرآیند (فرآیندکاوی) از منظر زمانی در یک حوزه جدید (حمل‌ونقل هوایی)، استفاده از روش پیش‌بینی زمان رویکرد فرآیندکاوی روی داده‌های واقعی، تحلیل رفتار زمانی حاکم بر وقایع به‌صورت هوشمند، پیش‌بینی زمان وقایع کلیدی پروازهای آتی به‌صورت پویا و مبتنی بر رفتار گذشته هر پرواز اشاره کرد.

از جمله مهم‌ترین محدودیت‌های پژوهش می‌توان به عدم وجود زمان شروع هر یک از رویدادهای پرواز، عدم دسترسی به سایر داده‌ها و رویدادهای موجود در سیستم حمل‌ونقل هوایی و عدم وجود لاگ رویدادهای پرواز اشاره کرد.

در تحقیقات آتی در صورت در دسترس بودن داده‌های رویدادها به‌صورت سرویس آنلاین، می‌توان فرآیند ایجاد لاگ رویدادهای هر گروه پروازی، تبدیل آن‌ها به فرمت mxml، وارد کردن هر گروه به پروم، دریافت میانگین زمان‌های سپری شده در هر وضعیت از Prom و سپس پیش‌بینی زمان رویدادهای کلیدی پرواز به‌صورت برخط را از طریق یک برنامه کامپیوتری اتوماسیون کرد تا امکان ارائه به‌روز نتیجه نهایی به‌صورت گزارشی از زمان رویدادها به شرکت‌های هواپیمایی و شرکت‌های هندلینگ فرودگاهی ایجاد شود. همچنین می‌توان از سایر رویکردهای فرآیندکاوی برای کشف

و بهبود سایر فرآیندهای سیستم حمل‌ونقل هوایی استفاده کرد. می‌توان از روش به‌کاررفته در این پژوهش برای پیش‌بینی زمان رویدادهای سایر سیستم‌ها استفاده کرد. با دردست داشتن داده سایر رویدادهای سیستم حمل‌ونقل هوایی، می‌توان به کشف سایر رویدادهای این سیستم و بررسی و پیش‌بینی زمان آن رویدادها پرداخت. زمانی یک مدل کارایی بهتری دارد که در ترکیب با دانش‌های دیگر ارائه شود.، ازاین‌رو، می‌توان با دانش‌های دیگر نظیر داده‌کاوی، نتایج حاصل از فرآیندکاوی را تقویت کرده و به نتایج غنی‌تری دست یافت. همچنین می‌توان در مطالعات آتی به بررسی و کشف فرآیندهای سایر سیستم‌های حمل‌ونقل و بهبود آن‌ها پرداخت.

۷-پی‌نوشت‌ها

1.Intelligent Transportation System (ITS)
2.Vehicle Infrastructure Integration (VII)
3.Radio-Frequency Identification (RFID)
4.Global Positioning System (GPS)
5.Artificial Neural Networks (ANN)
6.Gradient Boosting Regression Tree Method (GBM)
7.Bagged Trees
8.Random Neural Network (RNN)
9.Arrival Time Prediction Method (ATPM)
10.Backpropagation NN
11.Evolutionary Approach
12.Workflow Minig
13.Prom
14.Educational Process Mining (EPM)
15.Educational Data Mining (EDM)
16.Petri Nets
17.Mxml
18.Abstraction
19.Transition System
20.Control-Flow Perspective
21.Time Perspective
22.Annotated Transition System
23.Discovery
24.Conformance
25.Enhancement
26.Overfitting
27.Underfitting
28.State
29.Transition
30.Maximal Horizon
31.Filter
32.Prefix
33.Sequence
34.Multi-set
35.Set
36.State
37.Trace
38.Mean Absolute Error (MAE)

۳۹. FSM یا ماشین حالت محدود یک مدل محاسباتی است که برای نمایش و کنترل جریان اجرایی استفاده می‌شود و رفتار یک سیستم را توسط گراف نمایش می‌دهد که گره‌ها نشان‌دهنده حالت‌ها و کمان‌ها بیانگر مراحل هستند و هر کمان یک برچسب دارد. نمایش یک سیستم به‌صورت FSM بسیار مفید است؛ زیرا اجازه می‌دهد رفتارهای سیستم به‌صورت واضح نمایش داده شود.

40.Analysis

۸- مراجع

-فریبرزی عراقی، ف. شهپر افراشته، الف. و سالاری جوینی، الف.، (۱۳۸۱)، "مقدمه‌ای بر سیستم‌های حمل‌ونقل هوشمند"، گزارش کمیته فناوری اطلاعات (IT) شورای اصلاحات وزارت راه و ترابری، شماره ٤.

-عطائی‌فر، الف. و اسماعیلی، میم.، (١٣٩٤)، "پیاده‌سازی اتوماسیون پیش‌بینی وضعیت ترافیک جاده‌ای با استفاده از تکنیک‌های داده‌کاوی"، مقاله منتشر شده در پانزدهمین کنفرانس بین‌المللی مهندسی حمل‌ونقل و ترافیک، تهران، معاونت و سازمان حمل و نقل ترافیک، ۱۱-۱۲ اسفند.

-تقی‌زاده نوعی، میم.، (۱۳۹۰)، "توسعه چارچوبی برای بهبود فرآیند مراقبت از بیماران بیمارستان بر پایه فرآیندکاوی"، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، استاد راهنما: محمد مهدی سپهری، تهران: دانشکده فنی مهندسی، گروه فناوری اطلاعات، دانشگاه تربیت مدرس.

- احمدی، سین.، (۱۳۹۵)، "بررسی تحلیل فرآیندهای کسب‌وکار بر پایه رویکرد فرآیندکاوی (فرآیند اجرای فوندانسیون در نیروگاه سیکل ترکیبی بهبهان)"، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، استاد راهنما: سید یعقوب حسینی، بوشهر:

دانشکده ادبیات و علوم انسانی، گروه مدیریت بازرگانی، دانشگاه خلیج فارس.

– کاظمی، ز.، (١٣٩٤)، "به کارگیری فرآیندکاوی در جهت بهبود فرآیندهای مدیریت دانش در مراکز تماس (مطالعه موردی مرکز تماس ١٢٢ سازمان آب و فاضلاب استان تهران)"، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، استاد راهنما: محمد اقدسی، تهران: دانشکده فنی و مهندسی، گروه مهندسی صنایع- گرایش مدیریت سیستم و بهره وری، دانشگاه تربیت مدرس.

– ون در آلاست، و. (٢٠١١)، "فرآیندکاوی: کشف، تطبیق و بهبود فرآیندهای کسب و کار (ترجمه سید حسین سیادت و راضیه همتی گشتاسب)"، ١٣٩٤، تهران، دانشگاه شهید بهشتی، مرکز چاپ و انتشارات.

– سلیمی‌فرد، خ. حسینی، سین ی. و مرادی، میم صاد.، (١٣٩٣)، "بهبود فرایندهای بخش اورژانس بیمارستان با استفاده از شبیه‌سازی رایانه‌ای"، فصلنامه مدیریت سلامت، جلد ١٧، شماره ٥٥، ص. ٦٢-٧٢.

-An, S. H., Lee, B. H., & Shin, D. R., (2011), "A survey of intelligent transportation systems", In 2011 Third International Conference on Computational Intelligence, Communication Systems and Networks, IEEE Computer Society Washington, July 26 - 28, pp. 332-337.

-Yongjun, Z., Xueli, Z., & Shuxian, Z., (2012), "Intelligent transportation system based on Internet of Things", In World Automation Congress 2012, 24-28 June, Puerto Vallarta, Mexico, pp. 1-3.

-Lin, H. E., Zito, R., & Taylor, M., (2005), "A review of travel-time prediction in transport and logistics", In Proceedings of the Eastern Asia Society for transportation studies, Vol. 5, pp. 1433-144.

-Zhang, Y., & Haghani, A., (2015), "A gradient boosting method to improve travel time prediction", Transportation Research Part C: Emerging Technologies, Vol. 58, pp. 308-324.

-Esmaeili, L., (2015), "Rural Intelligent Public Transportation System Design: Applying the Design for Re-Engineering of Transportation eCommerce System in Iran", International Journal of Information Technologies and Systems Approach (IJITSA), Vol. 8, No. 1, pp. 1-27.

-Chen, C. H., (2018), "An arrival time prediction method for bus system", IEEE Internet of Things Journal, Vol. 5, No. 5, pp. 4231-4232.

-Skorupski, J., & Florowski, A., (2016), "Method for evaluating the landing aircraft sequence under disturbed conditions with the use of Petri nets", The Aeronautical Journal, Vol. 120, No. 1227, pp. 819-844.

-Čelan, M., & Lep, M., (2018), "Bus-arrival time prediction using bus network data model and time periods", Future Generation Computer Systems.

-Olutayo, V. A., & Eludire, A. A., (2014), "Traffic accident analysis using decision trees and neural networks", International Journal of Information Technology and Computer Science, pp. 22-28.

-Anand, S., Padmanabham, P., Govardhan, A., & Kulkarni, R. H., (2018), "An extensive review on data mining methods and clustering models for intelligent transportation system", Journal of Intelligent Systems, Vol. 27, No. 2, pp. 263-273.

-Ma, X., & Chen, X., (2019), "Public Transportation Big Data Mining and Analysis", In Data-Driven Solutions to Transportation Problems, Elsevier, pp. 175-200.

-Mathur, A., (2002), "Data mining of aviation data for advancing health managemet", In

-Tax, N., Lu, X., Sidorova, N., Fahland, D., & van der Aalst, W. M., (2018), "The imprecisions of precision measures in process mining", Information Processing Letters, Vol. 135, pp. 1-8.

-Partington, A., Wynn, M., Suriadi, S., Ouyang, C., & Karnon, J., (2015), "Process mining for clinical processes: a comparative analysis of four Australian hospitals", ACM Transactions on Management Information Systems (TMIS), Vol. 5, No. 19.

-Van der Aalst, W. M., Schonenberg, M. H., & Song, M., (2011), "Time prediction based on process mining", Information systems, Vol. 36, No. 2, pp. 450-475.

Component and Systems Diagnostics, Prognostics, and Health Management II, International Society for Optics and Photonics, Vol. 4733, pp. 61-71.

-Tiwari, A., Turner, C. J., & Majeed, B., (2008), "A review of business process mining: state-of-the-art and future trends", Business Process Management Journal, Vol. 14, No. 1, pp. 5-22.

-Bogarín, A., Cerezo, R., & Romero, C., (2018), "A survey on educational process mining", Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery, Vol. 8, No. 1, e1230.

Enhancing Intelligent Aviation Operations Using Process Mining Techniques

Forouzandeh Karimi, M.Sc., Grad., Industrial Engineering Department, Iran University of Science and Technology, Tehran, Iran.
Mehdi Ghazanfari, Professor, Industrial Engineering Department, Iran University of Science and Technology, Tehran, Iran.
Mohammad Reza Rasouli, Assistant Professor, Industrial Engineering Department, Iran University of Science and Technology, Tehran, Iran.
Milad Moafi, B.Sc., Grad., Front-End Developer, Iran Internet Group (IIG), Snapp food, Tehran, Iran.

E-mail: mehdi@iust.ac.ir

Received: July 2021-Accepted: August 2021

ABSTRACT
Today, the aviation industry plays a significant role in relations between different countries of the world, demonstrating the economic and military power and extending essentials of a country. Improving the performance of the aviation industry by analyzing big data available using intelligent methods, increases the efficiency of this system. According to the previous studies, despite the importance of this industry and large amount of data, there has not been adequate attention using data-based methods in past studies in order to discover knowledge in this industry. The process mining is one of these intelligent methods that allow automatically obtaining information from event log data and analyzing system processes. This research focuses on the implementation of the process discovery method with control-flow and time perspective using Prom software to investigate intelligent prediction of occurrence time of key events in the field of aviation system. In this research, after extracting the initial flight data from Zagros Airlines and converting them to the event log, the flights event log is given to the Prom software and are extracted the transition system model and time prediction of key flight events. Some innovations of this research include using time prediction method of the process mining approach on the actual data, time prediction and analyses the time behavior of the key events of future flights dynamically based on the past behavior of each flight. By using the results of this study, waiting time which prevents from passengers' congestion is reduced and because of high satisfaction of passengers with up-to-date flights information, demand for aviation system is increased. It also helps to create intelligent scheduling in the aviation system and improves the scheduling of airport facilities.

Keywords: Time Prediction, Intelligent Aviation, Process Mining, Process Model