طراحی مدل تخصیص نیروی پشتیبانی به دریافت‌کنندگان خدمات پس از فروش در سیستم‌های یکپارچه (مطالعه موردی: شرکت چارگون)

شراره ابراهیم‌زاده
دانشجو کارشناسی ارشد مهندسی صنایع گرایش لجستیک و زنجیره تأمین، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه خوارزمی، تهران، ایران
محمدوحید سبط[1]
استادیار گروه مهندسی صنایع، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه خوارزمی، تهران، ایران
حامد داوری اردکانی
استادیار گروه مهندسی صنایع، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه خوارزمی، تهران، ایران

دو فصلنامه علمی
مدیریت اطلاعات
دوره ۵، شماره ۱
بهار و تابستان ۱۳۹۸

چکیده: در دنیای رقابتی امروز، استفاده از سیستم‌های یکپارچه یکی از نیازهای اساسی سازمان‌ها است. دغدغه اصلی مدیرانی که به سازمان‌ها خدمتی در این راستا ارائه می‌دهند، شناسایی مشتریان وفادار جهت ایجاد روابط طولانی‌مدت با مشتریان، در راستای سودآوری سازمان است. هدف اصلی در این پژوهش اختصاص نیروی پشتیبانی به تماس‌ها و درخواست‌های مشتریان به نحوی است که حداکثر رضایت‌مندی مشتریان حاصل گردد. لذا پس از جمع‌آوری داده‌های مشتریان شرکت چارگون و شناسایی و تحلیل رفتار مشتریان، به کمک الگوریتم‌های درخت تصمیم اعم از جنگل تصادفی، درخت تصادفی، C5، ID3، Chaid و Gradient Boosted Trees و بر مبنای معیار دقت، خطای طبقه‌بندی، فراخوانی و صحت هر درخت که با استفاده از قابلیت‌های نرم‌افزار Rapid Miner به‌دست‌آمده بود، درخت‌هایی استخراج شد. سپس بر مبنای میانگین معیارهای ارزیابی کیفیت و معیار دقت بیشتر از ٪۶۷، معیار خطای طبقه‌بندی کمتر ٪۲۷، معیار فراخوانی بیشتر از ٪۶۲ و معیار صحت بیشتر از ٪۶۶، درخت‌های برتر به دست آمد و قواعد و قوانینی از این درخت‌های برتر مورد تحلیل و ارزیابی قرار گرفت. درنهایت، قواعد استخراج‌شده با نظر خبرگان رتبه‌بندی شدند. بررسی نتایج حاصل از پژوهش نشان می‌دهد که قواعد و قوانین استخراج‌شده، معتبر و قابل پیاده‌سازی در سازمان است.

کلیدواژه‌ها: خدمات پس از فروش، داده‌کاوی، درخت تصمیم، سیستم‌های یکپارچه، مشتریان وفادار.

۱. نویسنده مسئول: sebt@khu.ac.ir

مقدمه

امروزه میزان داده‌های در دسترس برای سازمان‌ها هر پنج سال دو برابر می‌شود و سازمانی تواناست که قادر باشد هفت درصد از اطلاعاتش را مدیریت کند. تحقیقات نشان داده است که سازمان‌ها کمتر از یک درصد از داده‌هایشان را برای تحلیل استفاده می‌نمایند (ter Bogt and Tillema 2016). در دنیای رقابتی امروز، وجود سیستم‌ها و بانک‌های اطلاعاتی جامع در هر سازمان، به‌خصوص سازمان‌های بزرگ به یکی از نیازهای اساسی تبدیل‌شده است و هر چه سازمان‌ها بزرگ‌تر باشند، این نیاز به‌طور گسترده‌تری احساس می‌شود. سازمان‌های بزرگ به توسعه یا خریداری سیستم‌های اطلاعاتی یکپارچه و کارآمد روی آورده‌اند (Sutheewasinnon et al. 2016). به‌منظور اجتناب برای از دست دادن مشتریان، باید به توسعه استراتژی‌های مدیریت ارتباط با مشتری همچون ارزش‌گذاری مشتریان مبادرت کرد که درنهایت باعث شناسایی مشتریان وفادار برای شخصی‌سازی خدمات شود تا با ایجاد روابط طولانی‌مدت با مشتریان، سودآوری سازمان حاصل گردد. زمانی که مشتریان یک شرکت نیازمند استفاده از خدمات پس از فروش باشند، با خدمات پشتیبانی تماس می‌گیرند. ممکن است کاربر در شرایط مختلف و به لحاظ مدت‌زمان پاسخگویی، کیفیت پاسخگویی، انتظار در صف و غیره ناراضی باشد. درجایی که صف تشکیل می‌شود امکان راضی نگه‌داشتن تمامی مشتریان امکان‌پذیر نیست؛ اما بر اساس اولویت‌هایی می‌توان درجه رضایت مشتریان را افزایش داد. در این راستا هدف ما افزایش درجه وزنی و موزون رضایت مشتری است، با علم به این موضوع که رضایت کامل غیرقابل دستیابی است. درواقع چگونگی اختصاص مشتریان اهمیتی نداشته و نکته مهم اختصاص نیروی پشتیبانی به نحوی است که حداکثر رضایت‌مندی حاصل گردد. چراکه نیروی پشتیبانی یکی از اساسی‌ترین منابع چنین سازمان‌هایی است و مدیریت آن، نقش بسزایی در پیشبرد اهداف سازمان و رضایت مشتریان خواهد داشت. ازآنجاکه سیستم‌های یکپارچه، یک سیستم متولی هدایت، سازماندهی، کنترل، برنامه‌ریزی و مدیریت منابع است، بنابراین انتظار می‌رود در برنامه‌ریزی پشتیبانی چنین سیستمی، تخصیص منابع مناسبی صورت گیرد. بدیهی است مدیریت صحیح داده‌های بسیار مشتریان نیازمند مدیریت در نحوه تخصیص نیروی پشتیبانی است؛ بنابراین در نظر نگرفتن خدمت و پشتیبانی مشتری به قیمت از دست دادن آن محسوب می‌شود. هزینه جذب هر مشتری جدید، پنج تا ۱۰ برابر هزینه حفظ مشتری قدیمی است و هر مشتری راضی، رضایت خود را به پنج نفر دیگر ابراز می‌کند اما به‌طور متوسط هر مشتری ناراضی، عدم رضایت خود را به ۱۵ نفر دیگر ابراز می‌کند و ۱۳٪ از مشتریان ناراضی، عدم رضایت خود را به ۲۰ نفر دیگر ابراز می‌کنند (Deming 2000). همچنین دغدغه اصلی مدیران شرکت‌هایی که سیستم‌های یکپارچه را به مشتریان ارائه می‌دهند، خدمات پس از فروش و پشتیبانی درست به نحوی است که تمامی مشتریان حداکثر رضایت‌مندی از شرکت را داشته باشند و مشتری خود را از دست ندهند؛ بنابراین این پژوهش قصد دارد تا با تحلیل داده‌های موجود در شرکت‌های نرم‌افزاری که سیستم‌های یکپارچه به مشتریان ارائه می‌دهند، برای شناسایی مشتریان وفادار و اخذ استراتژی‌های مناسب جهت افزایش رضایت آن‌ها قواعد و قوانینی با استفاده از روش‌های داده‌کاوی بپردازد.

پیشینه پژوهش

فناوری اطلاعات در جهت تبادل، یکپارچه‌سازی و انتقال سریع‌تر و مناسب‌تر اطلاعات به یاری شرکت‌ها آمده است و می‌تواند سود بالقوه‌ای برای سازمان‌ها ایجاد کند (Ahmadi et al. 2011). خداکرمی و چان در سال ۲۰۱۴ سیستم‌های مدیریت ارتباط با مشتری را در سازمان‌ها مورد تحلیلی قرار داده و انتظارات مشتری، رضایت مشتری، عملکرد مدیریت ارتباط با مشتری بر عملکرد رفتاری مشتری را مورد تحلیلی و بررسی قراردادند.

اوچاکتورک و ویلارد در سال ۲۰۱۳ در پژوهشی تحت عنوان «تأثیر سیستم‌های یکپارچه بر استراتژی مدیریت و تصمیم‌گیری» دریافتند که مدیریت خوب به معنی اطلاعات خوب و فناوری اطلاعات باهدف افزایش عملکرد کسب‌وکار، تولید، امور مالی، بازاریابی و مدیریت منابع انسانی به کمک سیستم‌های یکپارچه است. کاهش هزینه و کاهش هزینه‌های انسانی، ایجاد مزیت رقابتی و دسترسی مدیران در سطوح مختلف در سازمان‌ها از مزایای سیستم‌های یکپارچه است (Uçaktürk and Villard 2013, 1035-1043)؛ اما تنها مدیریت خوب برای نگهداری مشتریان یک سازمان کافی نیست چراکه شناخت مشتریان و هم‌چنین شناخت نیازهای مشتریان، عمل مؤثری در کسب برتری در ارائه خدمات به مشتری است. مدیران باید مشتریان خود را اولویت‌بندی کرده و کانون توجه خود را بر مشتریان کلیدی متمرکز کنند و روزبه‌روز هزینه از دست دادن مشتری را بیشتر درک کنند.

محمود در سال ۲۰۱۳ تأثیر فناوری اطلاعات بر رضایت مشتریان را در صنعت بانکداری بررسی کرده و نشان داد استفاده از فناوری اطلاعات توسط بانک‌ها دارای اثر مثبت و شایان توجهی بر کیفیت خدمات بانکی است و کیفیت خدمات بانکی به‌طور معنادار و مثبت روی رضایت مشتری تأثیر می‌گذارد. در مطالعات اخیر، مدیریت ارتباط با مشتری به‌عنوان قابلیتی سازمانی در نظر گرفته می‌شود که شرکت را در مدیریت روابط بلندمدت سودآور با مشتریان به‌منظور ارتقای موقعیت رقابتی توانمند می‌کند (Wang et al. 2016).

بررسی پژوهش‌های گذشته نشان می‌دهد که یکی از مهم‌ترین عوامل تفاوت بین سازمان‌های فعال در بازارهای به‌شدت رقابتی توانایی آن‌ها برای تصمیم‌گیری مؤثر در راستای رسیدگی و پاسخ‌گویی صحیح به اولویت‌های مشتریان است. بنابراین، سازمان‌ها به‌طور فزاینده به دنبال فناوری‌های پیشرفته و سیستم‌هایی هستند که بتواند در این زمینه به آن‌ها برای موفقیت و دستیابی به اهدافشان کمک کند (Handzic, Ozlen, and Durmic 2014). درک اینکه چگونه سازمان‌ها می‌توانند روابط مشتری خود را مدیریت کنند همواره مسئله‌ای بسیار مهم است (Reimann et al. 2010). به‌طورکلی، مدیریت ارتباط با مشتری، رویکردی مدیریتی برای ایجاد، حفظ و تقویت روابط با مشتریان هدف برای به حداکثر رساندن ارزش مشتری است. برخی از شرکت‌ها مدیریت ارتباط با مشتری را فقط به‌عنوان یک راه‌حل فناوری در نظر می‌گیرند که شامل انبار داده‌ها است و هدف آن پشتیبانی از فروش و اهداف بازاریابی است. بااین‌حال، مفهوم مدیریت ارتباط با مشتری شامل استفاده از تکنولوژی، فرایندها و افراد برای مدیریت بهتر روابط مشتریان است (Rahimi, 2017).

مدیریت ارتباط با مشتری اقدامات سازمانی در راستای مدیریت مؤثر مشتریان و به حداکثر رساندن سود کلی در سراسر چرخه عمر رابطه با مشتریان است. سازمان‌ها و واحدهای کسب‌وکار از روش‌های محصول محور و برند محور به رویکرد مشتری محور در حال تغییر هستند (Peters et al.2016). بسیاری از سازمان‌ها داده‌هایی در مورد مشتریان جاری، مشتریان بالقوه، تأمین‌کنندگان و شرکای تجاری جمع‌آوری و ذخیره می‌کنند. عدم توانایی کشف اطلاعات ارزشمندِ پنهان در میان این داده‌ها مانع می‌شود که سازمان‌ها این داده‌ها را به دانش مفید و باارزش تبدیل کنند. ابزارهای داده‌کاوی کمک می‌کنند تا سازمان‌ها این دانش نهفته را از میان حجم عظیم داده‌ها استخراج کنند. بخش‌بندی مشتریان اساس بازاریابی و سرویس‌دهی اثربخش یک سازمان است و تعداد زیاد مشتریان را در دسته‌هایی طبقه‌بندی می‌کند که مشتری آن یک دستهٔ دارای خصوصیات مشابه باهم و خصوصیاتی متفاوت با مشتریان سایر گروه‌هاست. در بسیاری موارد ممکن است یک مدل ساده نتایج بهتری نسبت به یک مدل پیچیده ارائه کند. با مقایسه و بررسی پژوهش‌هایی که در زمینه رفتار مشتریان جهت وفاداری آن‌ها صورت گرفته است، بیشتر این روش‌ها از متدهای مختلف داده‌کاوی بوده است. جدول یک خلاصه‌ای از مطالعات انجام‌شده در زمینه برخی از روش‌ها را نشان می‌دهد (Afolabi, Olufunke, and Rowland 2016).

جدول ۱. خلاصه‌ای از مطالعات

روش	مدل	منابع
روش‌های آماری	رگرسیون خطی -رگرسیون چندگانه ترتیبی رگرسیون لجستیک -	(Vijayalakshmi, Mahalakshmi, and Magesh 2013) - (Goel et al. 2010) - (Khan 2012) - (Sadasivan, Rajakumar, and Raijnikanth 2011) - (Barrios and Lansangan 2012) - (Banerjee and Pawar 2013) – (Baumann et al. 2006) - (Keiningham et al. 2007) - (Yang, Liu, and Zhou 2011) - (Thorleuchter, Van den Poel, and Prinzie 2012) - (Malmarugan 2008) - (Glady, Baesens, and Croux 2006)
خوشه‌بندی	خوشه‌بندی k-means	(Vijayalakshmi, Mahalakshmi, and Magesh 2013) - (Hosseini, Maleki , and Gholamian 2010) -
فازی	فازی عصبی	(Abbasimehr et al. 2011)
روش طبقه‌بندی	درخت تصمیم	(Haen, Van den Poel, and Thorleuchter 2013) - (Abbasimehr, Setak and Tarokh, 2014) - (Wei and Chiu. 2002) - (Rho 2004) - (Shaaban et al. 2014) - (Buckinx, Verstraeten, and Poel 2007) - (Larivie`re and Poel 2005) - (Burez and Poel 2009)

با بررسی پژوهش‌های صورت گرفته در این زمینه آنچه بیش‌ازپیش مشخص گردید، عدم مطالعه متمرکز در حوزه‌های سیستم‌های یکپارچه و مشتریانش با سایر فعالیت‌های کسب‌وکاری است. مطالعات صورت

گرفته نشان می‌دهد که نه‌تنها ویژگی‌ها و رفتار مشتریان متفاوت است، بلکه مبنا و شاخص‌های متمایزسازی مشتریان نیز می‌تواند عامل مهمی در جهت انحراف از تشخیص درست مشتریان سودآور سازمان گردد که می‌تواند اثرات جبران‌ناپذیری را برای سازمان ایجاد کنند.

بامطالعه تحقیقاتی که مشابه باهدف این پژوهش صورت گرفته است، آنچه بیش‌ازپیش مشخص گردید، از بین تکنیک‌های داده‌کاوی بیشترین روش استفاده‌شده شبکه‌های عصبی است و بقیه روش‌ها به ترتیب استفاده‌شده عبارت است از: درخت تصمیم، قواعد وابستگی، رگرسیون، الگوریتم ژنتیک، زنجیره مارکوف، تحلیل بقا، K میانگین، K نزدیک‌ترین همسایه و ... درگذشته شبکه عصبی سهم بیشتری در مباحث سیستم‌های یکپارچه داشته باشد. تکنیک‌های درخت تصمیم و قواعد وابستگی بعد از شبکه‌های عصبی بیشترین کاربرد را در سیستم‌های یکپارچه داشته‌اند. در اکثر این پژوهش‌ها، استفاده از روش‌های نامبرده در صنایع بانکی و بیمه‌ای صورت گرفته است که آنچه مسلم است تفاوت در شاخص‌های تأثیرگذار مشتریان این صنایع با صنعت نرم‌افزاری است و نمی‌توان متغیرهای آن را به صنعت نرم‌افزاری بسط داد. هم‌چنین روش‌هایی که جهت پیش‌بینی رفتار مشتریان در این صنایع استفاده‌شده است تا میزان بسیار زیادی به دسترس بودن نوع اطلاعات موردنیاز پژوهشگر بستگی دارد و درنهایت تنها به ارائه یک مدل پرداخته‌شده است. تعداد نسبتاً کمتری از مقالات در ارتباط با تأثیر نیروهای پشتیبانی و داده‌کاوی برای خدمات پس از فروش در سیستم‌های یکپارچه بحث کرده‌اند و نوآوری تحقیق این پژوهش در اینجا قابل اهمیت است. همچنین در این پژوهش تلاش می‌شود، ابتدا ویژگی‌های مهم و تأثیرگذار مشتریان در صنعت نرم‌افزاری شناسایی شود و سپس با استفاده از الگوریتم‌های درخت تصمیم و بر مبنای معیار ارزیابی هر درخت به قواعد و قوانینی جهت شناسایی مشتریان وفادار بپردازیم.

روش پژوهش

جهت استخراج داده‌های پژوهش با استفاده از پایگاه داده شرکت چارگون اطلاعاتی از مشتریان این شرکت به‌دست آمد و به‌منظور بررسی، اطلاعات مشتریان جمع‌بندی شد. اطلاعات مشتریان شرکت چارگون در بازه سال ۱۳۹۶ استخراج‌شده است. جامعه آماری تحقیق حاضر محیط شرکت چارگون و مشتریان آن است. جهت سازماندهی درخواست‌های مشتریان، پاسخگویی، تخصیص به‌موقع نیروی پشتیبانی برای حل مشکلات مشتریانی که از سیستم‌های یکپارچه استفاده می‌کنند، سیستم تیکتینگ[1] استفاده می‌گردد. به هر درخواست مشتری که شامل اولویت‌های متعدد بر اساس درجه نیازمندی آن باشد، تیکت[2] گفته می‌شود. لازم به ذکر است این اولویت‌ها قابل انتخاب توسط کارشناس پشتیبانی است. کلیه‌ی تیکت‌ها و اطلاعات مشتریان در پایگاه داده جهت مدیریت بهتر ثبت و نگهداری می‌شود که به آن پرتال مشتریان[3] گفته می‌شود. نرم‌افزار سیستم‌های یکپارچه شرکت چارگون دارای حوزه‌های لجستیک، اتوماسیون اداری، مالی و منابع

1.Ticketing System
2.Ticket
3.Customer Relationship Management (CRM)

انسانی است. در این پژوهش، تمامی داده‌های مشتریان استفاده‌کننده از نرم‌افزارهای حوزه لجستیک که نیاز به خدمات پس از فروش دارند و تعداد آن‌ها در سال ۱۳۹۶ معادل ۴۰۲ مشتری است، مورد تحلیل و بررسی و قرار گرفتند. در راستای بهبود تحلیل نتایج تحقیق عملیات پاک‌سازی داده‌ها شامل تجمیع مشتریانی که دارای شعب در سراسر کشور بودند و در نظر گرفتن آن‌ها به یک مشتری بود. لذا پس از پاک‌سازی داده‌ها ۱۱۸ مشتری شناسایی گردید. همچنین تمامی تیکت‌های مشتریان با اولویت‌های متعدد تجمیع شد و برای هر مشتری رکوردی در نظر گرفته شد. لازم به ذکر است تعداد تماس‌های مشتریان، میانگین زمان انتظار، میانگین زمان مکالمه و میانگین زمان انتظار که در پایگاه داده پرتال مشتریان نگهداری می‌شد تجمیع گردیده و برای هر مشتری لحاظ شد. ازآنجایی‌که در داده‌کاوی از پایگاه داده استفاده می‌شود، برای داده‌های به‌دست‌آمده مشخصه‌هایی تعیین گردید. درنتیجه با توجه به هدف پژوهش مبنی بر اولویت‌بندی مشتریان جهت تخصیص نیروی پشتیبانی، ۱۹ مشخصه و متغیر با استفاده از پایگاه داده پرتال مشتریان تعیین گردید. به این منظور هر داده به یک دسته با نظارت الصاق شده و با استفاده از قابلیت‌های نرم‌افزار Rapid Miner درخت‌ها به‌صورت قواعد و قوانین دسته‌بندی ارائه گردید و درخت‌هایی که دارای بیشترین دقت پیش‌بینی بودند انتخاب شد که مشخصه‌های مسئله که در بانک داده‌های سیستم پشتیبانی موجود بوده است و پس از وقوع هر تیکت، با جزییات آن در سیستم ثبت می‌گردند، به شرح جدول دو است.

جدول ۲. مشخصه‌های مسئله (منبع: بانک داده‌های سیستم پشتیبانی)

ردیف	نام مشخصه	معادل مشخصه به انگلیسی	معادل مورداستفاده در نرم‌افزار	نوع مشخصه
۱	حساب	Customer	Cstmr	چندجمله‌ای
۲	مدیر حساب	Chief Administrative Officer	CAO	عددی
۳	بسته به‌روزرسانی	Version	Vrsn	چندجمله‌ای
۴	مسئول حساب	Manager	Mng	عددی
۵	مسئول استقرار	Expert	Expt	عددی
۶	وضعیت استقرار	Level	Lvl	چندجمله‌ای
۷	محصول	Product	Prdct	چندجمله‌ای
۸	تعداد کل تیکت با اولویت بالا	High Priority Ticket Number	HPTN	عددی
۹	تعداد کل تیکت با اولویت کم	Less Priority Ticket Number	LPTN	عددی
۱۰	تعداد کل تیکت با اولویت عادی	Normal Ticket Number	NTN	عددی
۱۱	تعداد کل تیکت با اولویتUrgent	Urgent Ticket Number	UTN	عددی

ردیف	نام مشخصه	معادل مشخصه به انگلیسی	معادل مورداستفاده در نرم‌افزار	نوع مشخصه
۱۲	تعداد کل تیکت با اولویتKiller	Killer Ticket Number	KTN	عددی
۱۳	تعداد تیکت‌های حل‌شده	Solved Ticket	ST	عددی
۱۴	تعداد تیکت‌های فعال	Active Ticket	AT	عددی
۱۵	تعداد تیکت‌های لغو شده	Dismiss Ticket	DT	عددی
۱۶	تعداد تماس‌ها	Total Call	TC	عددی
۱۷	میانگین زمان انتظار	Holding Time Average	HTA	عددی
۱۸	میانگین زمان مکالمه	Conversation Time Average	CTA	عددی
۱۹	اولویت پاسخگویی	Response Priority	RP	چندجمله‌ای و ویژگی هدف پژوهش

تعریف و توضیح جزییات متغیرهای مهم بانک داده و کاربرد هریک به شرح ذیل ارائه‌شده است:

۱. ویژگی تعداد کل تیکت با اولویت بالا: بیانگر درخواست‌های مشتریان با اولویت بالا در نرم‌افزار پرتال مشتریان است. این ویژگی مقیاس عددی[1] و مستقل و ازلحاظ نوع داده کمی است.

۲. ویژگی تعداد کل تیکت با اولویت کم: بیانگر درخواست‌های مشتریان با اولویت کم در نرم‌افزار پرتال مشتریان است. این ویژگی مقیاس عددی و مستقل و ازلحاظ نوع داده کمی است.

۳. ویژگی تعداد کل تیکت با اولویت عادی: این ویژگی بیانگر درخواست‌های مشتریان با اولویت عادی در نرم‌افزار پرتال مشتریان است. این ویژگی مقیاس عددی و مستقل و ازلحاظ نوع داده کمی است.

٤. ویژگی تعداد کل تیکت با اولویت Urgent: درخواست‌های مشتریان با اولویت Urgent در نرم‌افزار پرتال مشتریان است. این ویژگی مقیاس عددی و مستقل و ازلحاظ نوع داده کمی است.

٥. ویژگی تعداد کل تیکت با اولویت Killer: بیانگر درخواست‌های مشتریان با اولویت Killer در نرم‌افزار پرتال مشتریان است. این ویژگی مقیاس عددی و مستقل و ازلحاظ نوع داده کمی است.

٦. ویژگی تیکت‌های حل‌شده: بیانگر درخواست‌های حل‌شده مشتریان در نرم‌افزار پرتال مشتریان است. این ویژگی مقیاس عددی و مستقل و ازلحاظ نوع داده کمی است.

۷. ویژگی تیکت‌های فعال: بیانگر درخواست‌های فعال مشتریان در نرم‌افزار پرتال مشتریان است. این ویژگی مقیاس عددی و مستقل و ازلحاظ نوع داده کمی است.

1.Numeric

۸. ویژگی تیکت‌های لغو شده: بیانگر درخواست‌های لغو شده مشتریان در نرم‌افزار پرتال مشتریان است. این ویژگی مقیاس عددی و مستقل و ازلحاظ نوع داده کمی است.
۹. ویژگی تعداد تماس: بیانگر تعداد تماس‌هایی است که مشتریان با واحد پشتیبانی شرکت چارگون تماس می‌گیرند. این ویژگی مقیاس عددی و مستقل و ازلحاظ نوع داده کمی است.
۱۰. ویژگی میانگین زمان انتظار: بیانگر میانگین زمان انتظاری است که مشتریان با واحد پشتیبانی شرکت چارگون تماس می‌گیرند. این ویژگی مقیاس عددی و مستقل و ازلحاظ نوع داده کمی است.
۱۱. ویژگی میانگین زمان مکالمه: بیانگر میانگین زمان مکالمه مشتریانی است که با واحد پشتیبانی شرکت چارگون تماس می‌گیرند. این ویژگی مقیاس عددی و مستقل ازلحاظ نوع داده کمی است.
۱۲. ویژگی اولویت پاسخگویی: بیانگر رده‌بندی مشتریان بر اساس اهمیت مالی است. اهمیت مالی بدین معنی که مشتری بر اساس فاکتورهای مختلف تا چه میزان برای شرکت سودآوری مالی دارد. اولویت-بندی این متغیر با استفاده از پرسشنامه از مدیران شرکت تعیین گردیده است. این ویژگی مقیاس اسمی و ازلحاظ نوع داده کمی است، چراکه مقادیر اولویت‌بندی مشتریان بر اساس اهمیت مالی از عدد یک تا چهار دسته‌بندی شد و در نرم‌افزار Rapid Miner برچسب دسته[1] تلقی شد.

ازآنجایی‌که طیف اعداد ورودی پژوهش برای ویژگی‌ها متنوع بوده است، طبقه‌بندی برای داده‌ها در نظر گرفته شد و این داده‌ها از پیوسته به گسسته تبدیل گردید. این تبدیل پیوسته به گسسته، به الگوریتم‌ها کمک می‌کند تا با یک ساده‌سازی مختصر، با طیف محدودتری از داده‌ها مواجه شده و از پیچیدگی‌های محاسبات داده‌کاوی کاسته شود. لذا متغیرهای عددی جهت مدل‌سازی در پژوهش استفاده شد و جهت بررسی بهتر عملیات پاک‌سازی داده انجام شد و متغیرهای تعداد تیکت‌ها، تعداد تماس‌ها، میانگین زمان مکالمه و اولویت پاسخگویی هر مشتری لحاظ گردید.

درگذشته اولویت‌بندی‌ها بر مبنای روش‌های آماری باهدف افزایش رضایت مشتری و کاهش ماندگاری در صف بوده، اما دنیای امروز با توجه به زیاد بودن متغیرها نمی‌توان از روش‌های آماری استفاده نمود، چراکه فرضیه‌ها یا حدس‌های زیرکانه زیاد با عدم تحلیل تشکیل می‌شود. چراکه باید هر متغیر با یک متغیر یا چند متغیر دیگر در نظر گرفته شود. یکی از دسته روش‌های قابل‌استفاده جهت هوشمندسازی قواعد و قوانین تشکیل‌شده از متغیرها، داده‌کاوی است(Breault et al. 2002). یکی از روش‌های داده‌کاوی، الگوریتم درخت تصمیم است. الگوریتم‌های استفاده‌شده جهت مدل‌سازی شامل: جنگل تصادفی[2]،درخت تصادفی[3]، C5، ID3، Chaid، Gradient Boosted Trees است، که در این پژوهش مورداستفاده قرارگرفته است (Wei and Chiu 2002, 103-112). ازآنجاکه قوانین تولیدشده و به کار گرفته‌شده در درخت تصمیم قابل‌استخراج و قابل‌فهم هستند، توانایی کار با داده‌های پیوسته و گسسته را دارد (روش‌های دیگر عمدتاً فقط توان کار با یک نوع از داده‌ها را دارند؛ مثلاً شبکه‌های عصبی فقط توان کار با داده‌های

1.Class Lable
2.Random Forest
3.Random Tree

پیوسته و قوانین رابطه‌ای فقط با داده‌های گسسته دارند)، آماده‌سازی داده‌ها برای یک درخت تصمیم، ساده یا غیرضروری است (روش‌های دیگر اغلب نیاز به نرمال‌سازی داده یا حذف مقادیر خالی یا ایجاد متغیرهای پوچ دارند) و تأیید یک مدل در درخت‌های تصمیم با استفاده از آزمون‌های آماری امکان‌پذیر است (قابل‌سنجش بودند معیار ارزیابی مدل)، در این راستا از الگوریتم‌های درخت تصمیم در پژوهش استفاده شد. هدف از این پژوهش اولویت‌بندی مشتریان شرکت چارگون است. به‌نحوی‌که بر اساس این اولویت‌بندی نیروی پشتیبانی اختصاص یابد تا مشتریان حداکثر رضایت‌مندی را داشته باشند.

الگوریتم C5.0: در مدل درختC5.0 انتخاب برگ‌ها بر اساس نسبت بهره[1] است. از میان متغیرها هر چه نسبت بهره بالاتر باشد به‌عنوان برگ ابتدایی انتخاب می‌شود.که از تعمیم آن درخت ID3 به دست می‌آید.

الگوریتم CHAID: الگوریتم CHAID در ابتدا برای متغیرهای اسمی طراحی‌شده بود این الگوریتم با توجه به نوع برگشت کلاس از آزمون‌های مختلف آماری استفاده می‌کند و هرگاه به حداکثر عمق تعریف‌شده‌ای برسد و یا تعداد نمونه‌ها در گره جاری از مقدار تعریف‌شده‌ای کمتر باشد، متوقف می‌شود و هیچ‌گونه روش هرسی را اجرا نمی‌کند.

الگوریتم Gradient Boosted Trees: در این روش‌ها مبنی کار این است که الگوریتم پیش‌بینی را چندین مرتبه و هر بار با داده‌های آموزشی متفاوت (که با توجه به اجرای قبلی انتخاب می‌شوند) اجرا کنیم و درنهایت جوابی که بیشترین تکرار را داشته انتخاب کنیم.

الگوریتم درخت تصادفی[2]: درخت تصادفی یک طبقه‌بندی مجموعه‌ای متشکل از طبقه‌بندی‌های درخت تصمیم است. هر طبقه‌بندی برای هر نمونه ورودی به‌صورت $h(x,\theta_k)$ است که X یک نمونه ورودی و θ_k مجموعه آموزش برای درخت kام است. θ_0ها مستقل از یکدیگر ولی با توزیع یکسان هستند. برای هر نمونه X، هر درخت یک پیش‌بینی را برای ردهٔ نمونه X ارائه می‌دهد و درنهایت رده‌هایی با بیشترین تعداد رأی درختان روی ورودی X به‌عنوان ردهٔ نمونه انتخاب می‌شود. این فرآیند را درخت تصادفی می‌نامند.

الگوریتم جنگل تصادفی[3]: جنگل تصادفی از تعدادی از درخت‌های تصمیم تشکیل می‌شود. هر درخت تصمیم، از زیرمجموعه‌هایی از داده‌های آموزش که به‌طور تصادفی انتخاب‌شده‌اند، ایجاد می‌شود.

تجزیه‌وتحلیل یافته‌ها

ورود داده‌ها به نرم‌افزار Rapid Miner از طریق فراخوانی از فایل اکسل انجام شد. به دلیل این‌که کلیه‌ی

1.Gain Ratio
2.Random Tree
3.Random Forest

ویژگی‌های پژوهش قابل‌اندازه‌گیری و مشاهده بود و داده‌ی گمشده‌ای[1] وجود نداشت، نیازی به انجام عملیات پیش‌پردازش نبود. فرایند گروه‌بندی و دسته‌بندی داده‌ها جهت تحلیل و ساخت درخت‌های تصمیم و تحلیل قوانین و قواعد به‌دست‌آمده (شهرابی و هداوندی ۱۳۹۱)، با ابزار Select Attribute انجام شد و متغیر اولویت پاسخگویی با توجه به این‌که متغیر وابسته است، برچسب دسته‌ای[2] به آن الصاق شد (Haryani and Motwani 2015, 49-56). بررسی تمام حالات جهت ساخت درخت تصمیم دشوار بوده و شامل $2^{19}-1$ حالت است. جهت بررسی بهتر از طریق جستجوی مجموعه ویژگی‌های بهینه در روش‌های پوشاننده روش جستجوی متفاوتی ارائه شد. ازجمله آن می‌توان به انتخاب پیشرو[3]، پس‌رو[4] و حریصانه[5]، اشاره کرد که باعث ایجاد ویژگی مهم و مؤثر در مدل می‌گردد (Oti et al. 2016). درروش پیشرو این‌گونه است که نخست هیچ ویژگی را در نظر نمی‌گیریم و در مرحله‌های بعد به‌تدریج با توجه به معیارهایی که به کار می‌بریم به این مجموعه بهترین ویژگی‌ها را اضافه می‌کنیم تا به‌شرط پایان (که می‌تواند رسیدن به تعداد ویژگی مطلوب باشد) برسیم. در این روش که با ساده‌ترین تابع آغاز می‌گردد و به‌صورت متوالی یک ویژگی در یک‌زمان به‌گونه‌ای به مدل پژوهش اضافه می‌شود که در هر مرحله یک ویژگی افزوده گردد. بر این اساس کل متغیرها، حالات را از حالت جزئی به‌کلی بررسی می‌کند و ویژگی‌های تأثیرگذار را استخراج می‌نماید. درواقع در هر تکرار یک ویژگی به درخت تصمیم مورداستفاده اضافه می‌کند و این کار تا جایی ادامه پیدا می‌کند که ویژگی‌های لازم و تکرارشونده انتخاب شود. مقادیر SSY (مجموع مربع خطاهایی که هنگام ساخت مدل ایجاد می‌شود)، به شرح فرمول یک است.

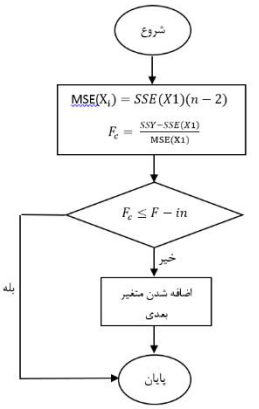
$$F_c = \frac{SSE(X1) - SSE(\mathrm{X}_1,\ldots,\mathrm{X}_n)}{\mathrm{MSE}(\mathrm{X}_1,\ldots,\mathrm{X}_n)}$$

فرمول یک

MSE مجموع مربعات اصلاح‌شده است. بر اساس هر یک از این معیارهای ارزیابی، بهترین متغیر پیشنهادی انتخاب خواهد شد. این مسئله که متغیر پیشنهادی واقعاً به مدل فعلی افزوده می‌شود یا خیر بستگی به این دارد که این مقدار محاسبه‌شده‌ای که با F_c نمایش داده می‌شود از مقدار معیار که با F-in نمایش داده می‌شود بیشتر است یا خیر. اگر $F_c \leq F - in$ باشد، آنگاه الگوریتم متوقف می‌شود و ویژگی استخراج می‌گردد. اگر $F_c > F - in$ باشد، آنگاه ویژگی بعدی اضافه می‌شود تا مجدد ویژگی بعدی در الگوریتم پیاده‌سازی شود. فلوچارت یک روش پیشرو به‌صورت مختصر نمایش می‌دهد.

1.Missing Value
2.Lable
3.Forward selection
4.Backward selection
5.Optimize Selection Evolutionary

فلوچارت ۱. روش پیشرو

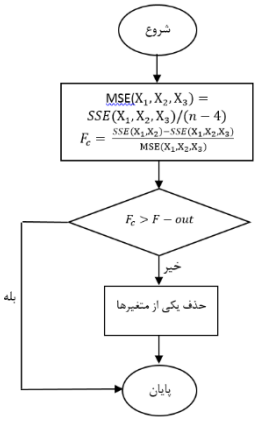


متقابلاً درروش جستجوی پس‌رو به این صورت است که نخست همه‌ی ویژگی‌ها را در نظر می‌گیریم و در مرحله‌های بعدی به‌تدریج با توجه به معیارهایی که به کار می‌بریم، از این مجموعه بدترین ویژگی‌ها را حذف می‌کنیم تا به‌شرط پایان (که می‌تواند رسیدن به تعداد ویژگی مطلوب باشد) برسیم. انتخاب ویژگی‌های تکرارشونده بر اساس تکرار کل ویژگی‌های مدل و حذف تک‌تک آن‌ها از درخت تصمیم است. مقدار محاسبه‌شده به شرح فرمول دو است.

فرمول دو $$F_c = \frac{SSE(X_1,\ldots,X_N) - SSE(X_1,\ldots,X_N)}{MSE(X_1,\ldots,X_N)}$$

در هر مرحله از این الگوریتم، ما یک مدل خواهیم داشت و یک متغیر پیش‌بینی کننده را مشخص خواهیم کرد که در این مدل به‌عنوان بهترین متغیر برای حذف در آن قرار خواهد گرفت. حذف این متغیر در این مدل بستگی به این مسئله دارد که مقدار محاسبه‌شده و نمایش داده‌شده توسط F_c کوچک‌تر از مقدار معیاری است که ما آن را F=out امیده‌ایم یا خیر. اگر $F_c > F - out$ باشد، آنگاه الگوریتم متوقف می‌گردد و ویژگی نهایی انتخاب می‌گردد و این بدان معناست که هیچ ویژگی در ابتدا حذف نشده، اما اگر $F_c \leq -out$ باشد، آنگاه ویژگی از نتیجه‌گیری حذف خواهد شد و ویژگی بعدی موردبررسی قرار خواهد گرفت. فلوچارت دو روش پس‌رو را به‌صورت مختصر نمایش می‌دهد.

فلوچارت ۲. روش پس‌رو



با استفاده از توضیحات گفته‌شده در خصوص جستجوی مجموعه ویژگی‌های بهینه، از روش‌های فوق در نرم‌افزار Rapid Miner استفاده شد. ازآنجایی‌که این پژوهش تعداد ۱۹ ویژگی دارد، بررسی تمامی حالات امکان‌پذیر نیست چراکه باید $2^{19}-1$ حالت بررسی می‌شد. لذا به دلیل عدم امکان‌پذیری، مشخصه‌های مهم‌تر بر اساس روش Optimize Selection (Brute Force) انتخاب شد. به این معنی که کل حالات را بررسی کرده و بر اساس مشخصه‌های تکرار شوند بهترین متغیرها جهت بررسی استخراج می‌گردد. در روش دیگری که جهت استخراج متغیرهای تکرارشونده جهت ساخت درخت‌های متعدد استفاده شد، روش Forward Selection بدین معنی که ۱۹ حالت بر اساس تعداد متغیرها از حالت جزئی به‌کلی بررسی می‌کند. درصورتی‌که یکی‌یکی وارد شوند درنهایت چه تعداد درخت تکرارشونده تولید می‌گردد و Backward Selection که برعکس روش قبلی است متغیرها جهت تولید درخت انتخاب شد. هم‌چنین از روش Optimize Selection (Evolutionary) به روش حریصانه متغیر انتخاب شد.

پس از انتخاب متغیر و مشخصه‌های مهم، این متغیرها در هرکدام از الگوریتم‌های درخت تصمیم اعم از: جنگل تصادفی، درخت تصادفی، C5، ID3، Chaid، Gradient Boosted Trees اعمال شد. ازآنجایی‌که طیف اعداد ورودی پژوهش برای ویژگی‌ها متنوع بوده است، لذا طبقه‌بندی برای داده‌ها در نظر گرفته شد و این داده‌ها از پیوسته به گسسته تبدیل گردید. این تبدیل پیوسته به گسسته، به الگوریتم‌ها کمک می‌کند تا با یک ساده‌سازی مختصر، با طیف محدودتری از داده‌ها مواجه شده و از پیچیدگی‌های محاسبات داده‌کاوی کاسته شود. لذا ازآنجایی‌که الگوریتم درخت Chaid متغیر عددی نمی‌پذیرد و ویژگی‌های پژوهش از نوع عددی است، جهت تبدیل ویژگی‌ها به نوع باینری از ابزار Discretize در نرم‌افزار Rapid Miner استفاده شد. سپس جهت اعتبارسنجی درخت‌ها از ابزاری به نام Validation استفاده شد که بر اساس معیار Ratio Gain جهت انتخاب صفت خاصه استفاده می‌کند و قادر به دسته‌بندی داده‌های با دامنه پیوسته و داده‌های نویزی و داده‌های فاقد مقدار است. این الگوریتم بهترین صفت را با استفاده از معیار بی‌نظمی انتخاب می‌کند و به دلیل استفاده از عامل GainRatio قادر به به‌کارگیری صفات با مقادیر بسیار

زیاد است. حتی اگر هیچ خطایی در داده‌های آموزشی وجود نداشته باشد، هرس انجام می‌شود که باعث می‌شود درخت عام‌تر شده و کمتر به مجموعه‌ی آموزشی وابسته شود. در پژوهش انجام‌شده معیار دقت، خطای طبقه‌بندی، فراخوانی و صحت در هر درخت استخراج شد که باعث به وجود آمدن ۱۶۹ درخت گردید. برای انتخاب درخت‌های برتر میانگین معیارهای ارزیابی که از این درخت‌ها استخراج‌شده بود موردبررسی قرار گرفت و درخت‌های مطلوب از بین کلیه‌ی درخت‌هایی که بیشتر از میانگین ارزیابی کیفیت بودند، انتخاب‌شده‌اند. مراحل انجام پژوهش از ابتدا تا انتها به شرح فلوچارت سه است.

فلوچارت ۳. کلیات روش پژوهش و تحلیل یافته‌ها

تعیین هدف: طراحی مدل تخصیص نیروی پشتیبانی به دریافت‌کنندگان خدمات پس از فروش در سیستم‌های یکپارچه

↓

بیان مسئله: اختصاص نیروی پشتیبانی با در نظر گرفتن حداکثر رضایت‌مندی مشتریان

↓

پایگاه داده: مشتریان شرکت چارگون در سال ۱۳۹۶ در حوزه لجستیک شامل ۴۰۲ مشتری

↓

آماده‌سازی داده‌ها: تجمیع مشتریان استانی و رسیدن به ۱۱۸ مشتری و در نظر گرفت ۱۹ متغیر برای هر مشتری

↓

پیش‌پردازش داده‌ها: به دست آوردن متغیرها از روش‌های Forward Selection، Backward Selection، Optimize Selection (Evolutionary)، Optimize Selection (Brute Force)

↓

داده‌کاوی: استفاده از الگوریتم‌های درخت تصمیم اعم از جنگل تصادفی، درخت تصادفی، C5، ID3، Chaid، Random Tree، Gradient Boosted Trees در روش‌های مرحله قبل

↓

خروجی اولیه: به دست آوردن ۱۶۹ درخت تصمیم با الگوریتم‌های متنوع

↓

خروجی درخت تصمیم: تعیین معیارهای ارزیابی کیفیت ۱۶۹ درخت

↓

نتایج اولیه: انتخاب هفت درخت بر مبنای معیار دقت بیشتر از ٪۶۷، معیار خطا طبقه‌بندی کمتر از ٪۲۷، معیار فراخوانی بیشتر از ٪۶۲ و معیار صحت بیشتر از ٪۶۶

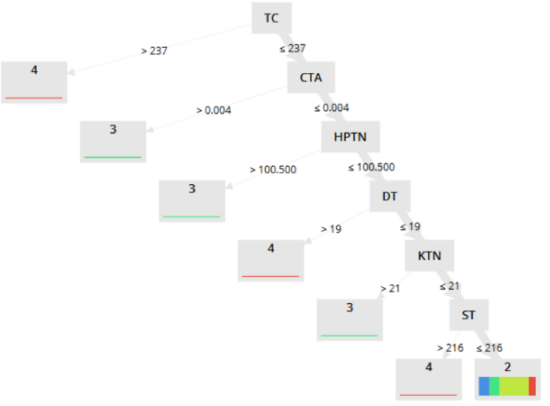
↓

نتایج ثانویه: استخراج قوانین تولیدشده در درخت‌های برتر و اولویت‌بندی جهت پیاده‌سازی طبق نظر خبره

↓

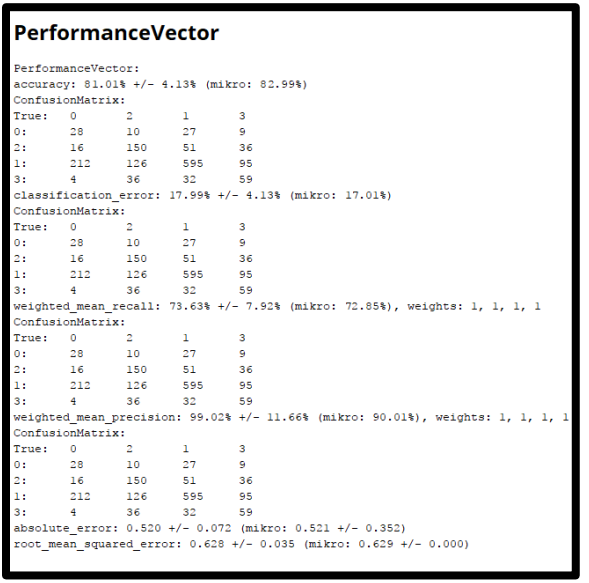
نتایج نهایی: رتبه‌بندی نظرات خبره و بدست‌آوردن آلفای کرونباخ مطلوب و امکان پیاده‌سازی قوانین و اولویت‌بندی مشتریان و تخصیص نیروی پشتیبانی بر مبنای این اولویت‌بندی

در مدل درخت تصمیم برتر شماره یک به روش C5، انتخاب برگ‌ها بر اساس نسبت بهره است و از میان ویژگی حساب، ویژگی مدیر حساب، ویژگی بسته بروز رسانی، مسئول حساب، ویژگی مسئول استقرار، ویژگی وضعیت استقرار، ویژگی محصول، ویژگی تعداد کل تیکت با اولویت بالا، ویژگی تعداد کل تیکت با اولویت کم، ویژگی تعداد کل تیکت با اولویت عادی، ویژگی تعداد کل تیکت با اولویت Urgent، ویژگی تعداد کل تیکت با اولویت Killer، ویژگی تیک‌های حل‌شده، ویژگی تیکت‌های فعال، ویژگی تیکت‌های لغو شده، ویژگی تعداد تماس‌ها، ویژگی میانگین زمان انتظار، ویژگی زمان مکالمه و ویژگی اولویت پاسخگویی هرکدام از ویژگی‌ها که نسبت بهره بالاتر باشد، به‌عنوان برگ ابتدایی انتخاب می‌شود. خروجی قوانین به‌دست‌آمده بیانگر این است که اگر تعداد تماس‌های مشتری بیشتر از ۲۳۷ باشد اولویت چهار دارد؛ اما اگر کمتر باشد شرط بعدی که میانگین زمان مکالمه است نیز در نظر گرفته می‌شود. این قوانین تا زمانی که به آخرین مشخصه یعنی تعداد کل تیکت‌های حل‌شده برسد ادامه می‌یابد. درصورتی‌که کمتر از ۲۱۶ باشد مشتری موردنظر در اولویت دو قرار می‌گیرد. درخت برتر شماره یک به روش C5 از نرم‌افزار Rapid Miner، به شرح شکل یک است.



شکل ۱. درخت برتر یک

معیار ارزیابی درخت برتر شماره یک اعم از معیار دقت، خطای طبقه‌بندی، فراخوانی و صحت به شرح شکل دو است.



شکل ۲. معیار ارزیابی درخت برتر یک

هفت درخت برتر از میان ۱۶۹ درخت استخراج شد که معیارهای ارزیابی هر درخت در قالب جدول سه آمده است.

جدول ۳. معیار ارزیابی کیفیت درخت‌های برتر

ردیف	روش انتخاب متغیر	الگوریتم	تعداد سطوح درخت	معیار دقت	معیار خطا طبقه‌بندی	معیار فراخوانی	معیار صحت	مهم‌ترین متغیرهای تأثیرگذار
۱	All	C5	۵	٪۸۲/۹۹	٪۱۷/۰۱	٪۷۲/۸۵	٪۹۰/۰۱	Cstmr,CAO,Vrsn,Mng,Expt,Lvl,Prdct,HPTN,LPTN,NTN,UTN,KTN,ST,AT,DT,TC,HTA,CTA,RP
۲	All	Gradient Boosted Tree	۱	٪۸۱/۷۲	٪۲۰/۵۰	٪۷۴/۹۰	٪۶۹/۹۰	Cstmr,CAO,Vrsn,Mng,Expt,Lvl,Prdct,HPTN,LPTN,NTN,UTN,KTN,ST,AT,DT,TC,HTA,CTA,RP

۳	Optimize Selection (Evolutionary)	Random Forest	۱۲	٪۸۰/۷۱	٪۱۹/۴۹	٪۷۳/۸۹	٪۸۹/۶۸	Cstmr, CAO,Vrsn, Expt, Mng, Lvl HTA,CTA, RP,
۴	Optimize Selection(Evolutionary)	C5	۱۸	٪۸۳/۲۴	٪۱۶/۷۶	٪۷۶/۱۹	٪۹۳/۴۷	Cstmr, CAO,Vrsn, Mng, Expt, Lvl, HTA,CTA, RP
۵	Backward Elimination	Random Forest	۴	٪۸۳/۲۴	٪۱۶/۷۶	٪۷۶/۱۹	٪۹۳/۴۷	RP, Cstmr, CAO, Vrsn, Mng, Expt, Lvl
۶	Backward Elimination	Gradient Boosted Tree	۱	٪۷۶/۱۹	٪۲۳/۸۱	٪۷۵/۵۳	٪۷۴/۱۰	RP, Cstmr, CAO, Vrsn, Mng, Expt, Lvl
۷	Forward Selection	C5	۶	٪۷۴/۹۰	٪۲۵/۱۰	٪۷۷/۹۲	٪۷۲/۸۲	RP, HTA, Mng, CTA, Expt, Vrsn, CAO

پس از دریافت درخت‌های برتر جهت استخراج قوانین و قاعده‌ها بر اساس نظر خبره در راستای بررسی مدل نهایی، درخت شماره دو و درخت شماره شش به دلیل یک سطحی بودن از بررسی و تحلیل قواعد حذف گردید. درخت شماره سه و درخت شماره چهار به دلیل داشتن تعداد سطوح بالا و بررسی دشوار بر اساس مطلوب‌ترین روش درخت C5 که دارای بهترین نتیجه است و بر اساس بیشترین سطح در درخت شماره یک، درخت شماره هفت و درخت شماره هشت بررسی شد. لذا درخت‌های شماره سه و چهار تا سطح شش بررسی شدند. شایان قابل‌ذکر است می‌توان نتیجه گرفت Random Forest، Gradient Boosted Tree و C5 الگوریتمی با دقت بالا هستند (Breiman 2001)، که با استفاده از آن می‌توان پیش‌بینی کرد که مشتریان برتر اولویت‌بندی شده و با توجه به آن نیروی پشتیبانی تخصیص یابد. کلیه‌ی قواعد استخراج‌شده که در درخت‌ها تکرار شده بودند حذف‌شده و قواعد و قوانین استخراج‌شده از درخت‌های مطلوب شامل ۱۳ قاعده نهایی به شرح جدول چهار است.

جدول ۴. قواعد و قوانین درخت تصمیم یک

ردیف	شرح قواعد و قوانین
۱	اگر تعداد کل تماس‌های مشتری بیشتر از ۲۳۷ ثانیه بود اولویت چهار تعلق می‌گیرد.
۲	اگر تعداد کل تماس‌های مشتری کمتر از ۲۳۷ ثانیه بود و شرط میانگین زمان مکالمه نیز بیشتر از ۰/۰۰۴ دقیقه بود اولویت سه تعلق می‌گیرد.
۳	اگر تعداد کل تماس‌های مشتری کمتر از ۲۳۷ ثانیه بود و میانگین زمان مکالمه نیز کمتر از ۰/۰۰۴ دقیقه و تعداد کل تیکت‌ها با اولویت بالا بیشتر از ۱۰۰ بود اولویت سه تعلق می‌گیرد.

ردیف	شرح قواعد و قوانین
۴	اگر تعداد کل تماس‌های مشتری کمتر از ۲۳۷ ثانیه بود و میانگین زمان مکالمه نیز کمتر از ۰/۰۰۴ دقیقه و تعداد کل تیکت‌ها با اولویت بالا کمتر از ۱۰۰ بود و تعداد تیکت‌های لغو شده بیشتر از ۱۹ بود اولویت چهار تعلق می‌گیرد.
۵	اگر تعداد کل تماس‌های مشتری کمتر از ۲۳۷ ثانیه بود و میانگین زمان مکالمه نیز کمتر از ۰/۰۰۴ دقیقه و تعداد کل تیکت‌ها با اولویت بالا کمتر از ۱۰۰ بود و تعداد کل تیکت با اولویت Killer بیشتر از ۲۱ بود، اولویت چهار تعلق می‌گیرد.
۶	اگر تعداد کل تماس‌های مشتری کمتر از ۲۳۷ ثانیه بود و میانگین زمان مکالمه نیز کمتر از ۰/۰۰۴ دقیقه و تعداد کل تیکت‌ها با اولویت بالا کمتر از ۱۰۰ بود و تعداد کل تیکت با اولویت Killer کمتر از ۲۱ بود و تیکت‌های حل‌شده بیشتر از ۲۱۶ بود اولویت چهار تعلق می‌گیرد.
۷	اگر تعداد کل تماس‌های مشتری کمتر از ۲۳۷ ثانیه بود و میانگین زمان مکالمه نیز کمتر از ۰/۰۰۴ دقیقه و تعداد کل تیکت‌ها با اولویت بالا کمتر از ۱۰۰ بود و تعداد کل تیکت با اولویت Killer کمتر از ۲۱ بود و تیکت‌های حل‌شده کمتر از ۲۱۶ بود، اولویت چهار تعلق می‌گیرد.
۸	اگر میانگین زمان انتظار کمتر از ۰/۰۱۹ ثانیه بود و مسئول حساب بیشتر از شماره دو بود و وضعیت مشتری پشتیبانی بود و میانگین زمان انتظار بیشتر از ۰/۰۰۱ بود، اولویت دو تعلق می‌گیرد.
۹	اگر میانگین زمان انتظار کمتر از ۰/۰۱۹ ثانیه بود و مسئول حساب بیشتر از شماره دو بود و وضعیت مشتری پشتیبانی بود و میانگین زمان انتظار کمتر از ۰/۰۰۱ بود، اولویت یک تعلق می‌گیرد.
۱۰	اگر میانگین زمان مکالمه کمتر از ۰/۰۱۹ بود و میانگین زمان انتظار کمتر از ۰/۰۱۰ بود و مسئول حساب کمتر از شماره دو بود، اولویت دو تعلق می‌گیرد.
۱۱	اگر مسئول حساب کمتر از شماره دو بود و مدیر حساب بیشتر از شماره ۱ بود و نسخه مشتری b51 بود، اولویت دو تعلق می‌گیرد.
۱۲	اگر مسئول حساب بیشتر از عدد پنج و بسته به‌روزرسانی b21 و مسئول استقرار بیشتر از شماره پنج و وضعیت مشتری استقرار و مدیر حساب بیشتر از شماره ۱۰ باشد، اولویت یک تعلق می‌گیرد.
۱۳	اگر مسئول حساب بیشتر از عدد پنج، بسته به‌روزرسانیb21، مسئول استقرار بیشتر از شماره پنج و وضعیت مشتری استقرار و مدیر حساب کمتر از شماره ۱۰ باشد، اولویت دو تعلق می‌گیرد.

نکته قابل‌توجه در قواعد و قوانین به‌دست‌آمده این است که کلیه‌ی قوانین تابعی از زمان مکالمه، تعداد تماس یا زمان انتظار است. کارشناس استقرار به جهت راه‌اندازی نرم‌افزار برای مشتری دارای اهمیت است. هر چه میزان داده‌ی واردشده در نرم‌افزار توسط کارشناس چارگون بهتر باشد بررسی داده آسان‌تر بوده. آموزش نحوه استفاده از نرم‌افزار چارگون به کاربران توسط کارشناس استقرار نیز حائز اهمیت بوده و به میزان آن نحوه پشتیبانی مشتری تغییر می‌کند؛ و یا درصورتی‌که مسئول حساب مشتری بااهمیت‌تر، مسئولیت‌پذیر و پیگیرتر باشد، در میزان خدمت‌دهی پشتیبانی تأثیر می‌گذارد. در این راستا پس از تعیین قواعد درخت‌های تصمیم برتر جهت میزان پیاده‌سازی مدل پرسشنامه‌ای با ۱۳ قواعد و قوانین به‌دست‌آمده، تهیه گردید تا نظرات خبره در خصوص اولویت‌بندی مشتریان دریافت شود و بر اساس این اولویت، تخصیص نیروی پشتیبانی به دریافت‌کنندگان خدمات پس از فروش صورت گیرد. با استفاده از پرسشنامه پاسخ‌ها

به‌صورت چندگزینه‌ای و بر اساس طیف لیکرت پنج‌حالته ارائه شد و به هر قاعده، رتبه‌ای اختصاص داده شد. این رتبه‌بندی با نظر مدیران شرکت چارگون انجام شد و میزان پیاده‌سازی قوانین و قواعد به‌دست‌آمده بر مبنای تخصیص نیروی پشتیبانی به مشتریان شرکت چارگون با استفاده ازنظر ۳۰ مدیر و خبره انجام شد؛ که نظرات آنان که به‌صورت طیف لیکرت از یک تا پنج به هر قانون داده شد. قواعد به‌دست‌آمده از درخت‌های برتر بر اساس رتبه‌بندی خبره قاعده‌های ۳، ۴، ۷، ۹، ۱۲، ۱۳، ۱۴، ۱۷، ۱۸، ۲۰، ۲۱ و ۱۳ به‌عنوان قواعد برتر و اولویت‌دار شناسایی گردید. جهت پایایی قواعد و میزان پیاده‌سازی قوانین در دنیای واقعی از روش آلفای کرونباخ در نرم‌افزار SPSS استفاده شد و پس از جمع‌آوری نهایی داده‌ها پایایی ابزار موردسنجش قرار گرفت (Cronbach 1951). نتیجه محاسبه آلفای کرونباخ در جدول پنج آمده است. با توجه به این‌که آلفای کرونباخ محاسبه‌شده بیشتر از ۰/۷ است، مقدار آن قابل‌قبول است. این امر نشان‌دهنده پایایی مناسب ابزار پژوهش است.

جدول ۵. نتیجه محاسبه آلفای کرونباخ در نرم‌افزار SPSS

Case Processing Summary

		N	%
Cases	Valid	4	100.0
	Excluded[a]	0	.0
	Total	4	100.0

a. Listwise deletion based on all variables in the procedure.

Reliability Statistics

Cronbach's Alpha	N of Items
.889	22

نتیجه‌گیری

در این پژوهش هدف طراحی مدل تخصیص نیروی پشتیبانی هوشمند به دریافت‌کنندگان خدمات پس از فروش در سیستم‌های یکپارچه بود تا بتوان با استفاده از قوانین و قواعد به‌صورت هوشمند مشتریان را شناسایی و آن‌ها را طبقه‌بندی کرد. الگوریتم‌های درخت تصمیم به دلیل قابلی‌هایی که عنوان شد جهت استخراج قوانین انتخاب شدند. دقت پیش‌بینی با استفاده از روش اعتبارسنجی محاسبه شد تا بتواند مقایسه کارایی مناسبی را برای درخت محاسبه کند و به کمک روش‌های داده‌کاوی اعم از الگوریتم‌های درخت تصمیم که شامل: جنگل تصادفی، درخت تصادفی، C5، ID3، Chaid، Gradient Boosted Trees است ۱۶۹ درخت به دست آمد. سپس بر مبنای میانگین معیارهای ارزیابی کیفیت و معیار دقت بیشتر از ٪۶۷، معیار خطا طبقه‌بندی کمتر ٪۲۷، معیار فراخوانی بیشتر از ٪۶۲ و معیار صحت بیشتر از ٪۶۶، که با استفاده از قابلیت‌های نرم‌افزار Rapid Miner به‌دست‌آمده بود، معیار ارزیابی کیفیت هر درخت جمع‌آوری گردید و طبق نظر خبره رتبه‌بندی گردید. درخت‌های یک سطحی طبق نظر خبره حذف گردیده و درخت‌های با تعداد سطوح بالا بر اساس روش C5 که حداکثر شش سطحی بود استخراج شد و در قالب جدولی ارائه گردید. شایان‌ذکر است می‌توان نتیجه گرفت C5،Gradient Boosted Tree و درخت تصادفی الگوریتمی با دقت بالا است که بر اساس آن به مشتریان برتر نیروی پشتیبانی تخصیص یابد و این درخت‌ها می‌تواند در آینده نیز برای پیش‌بینی مجموعه داده‌های طبقه‌بندی مشتریان مورداستفاده قرار گیرد.

قواعد و قوانین استخراج‌شده در پژوهش با نظرات خبره با استفاده از طیف لیکرت رتبه‌بندی شد. جهت سنجش میزان پایایی پژوهش با استفاده از آلفای کرونباخ پایایی تحقیق مورد ارزیابی قرار گرفت که دارای ضریب قابل قبولی بود. قواعد به‌دست‌آمده از درخت‌های برتر بر اساس رتبه‌بندی خبره قاعده‌های ۳، ۴، ۷، ۹، ۱۱، ۱۲ و ۱۳ به‌عنوان قواعد برتر و اولویت‌دار شناسایی گردید. در این راستا می‌توان از این قواعد استخراج‌شده صراحتاً در کد نویسی سیستم CRM فعلی شرکت چارگون استفاده کرد. به‌نحوی‌که این قوانین به‌صورت ماکرو اجرا شود و زمانی که تماس از جانب مشتری حاصل می‌شود این ماکرو عمل کرده و این قاعده را به‌صورت خودکار اجرا کرده و به مشتری اولویت را اختصاص و سپس بر مبنای آن نیروی پشتیبانی جهت حل مشکل مشتری اختصاص یابد.

تقدیر و تشکر

از شرکت چارگون که در انجام این پژوهش همکاری داشته‌اند، قدردانی می‌گردد.

فهرست منابع

شهرابی، جمال و اسماعیل هداوندی. ۱۳۹۱. *داده‌کاوی در صنعت بانکداری*. تهران: دانشگاه صنعتی امیرکبیر، *انتشارات جهاد دانشگاهی*.

Abbasimehr, H., M. Setak, and M. Tarokh. 2014. A Comparative Assessment of the Performance of Ensemble Learning in Customer Churn Prediction. *The International Arab Journal of Information Technology* 11 (6): 599-606.

Abbasimehr, H., M. Setak, M. Tarokh, and J. A. Neuro. 2011. Fuzzy Classifier for Customer Churn Prediction. *International Journal of Computer Applications* 19 (8): 35-41.

Afolabi, I., O. Olufunke, and W. Rowland. 2016. A Systematic Review of Consumer Behaviour Prediction Studies. *Covenant Journal of Business & Social Sciences* 7 (1): 41-60.

Banerjee S., and S. Pawar, 2013. Predicting Consumer Purchase Intention: A Discriminant Analysis Approach, *NMIMS Management Review* 23: 113-129.

Barrios, E. B., and J. R. G. Lansangan, 2012. Forecasting Customer Lifetime Value: A Statistical Approach. *Philippine Management Review* 19: 23-34.

Baumann C., S. Burton, G. Elliott, and H. M. Kehr. 2006. Prediction of attitude and behavioral intentions in retail banking. *International Journal of Bank Marketing* 25 (2): 102-116.

Breault, J. L., C. R. Goodall, and P.J. Fos. 2002. Data mining a diabetic data warehouse. *Artificial intelligence in medicine* 26 (1-2): 37-54.

Breiman, L. 2001. Random forests. *Machine learning* 45 (1): 5-32.

Buckinx W., G. Verstraeten, and D. Van den Poel. 2007. Predicting customer loyalty using the internal transactional database. *Expert Systems with Applications* 32 (1): 125–134.

Burez J. D., and D. Van den Poel. 2009. Handling class imbalance in customer churn prediction. *Expert Systems with Applications* 36 (3): 4626–4636.

Cronbach, L. J. 1951. Coefficient alpha and the internal structure of tests. *Psychometrika* 16 (3): 297-334.

Deming, W. E. 2000. *The New Economics for Industry*. Cambridge: MIT Press.

Glady, N., B. Baesens, and C. Croux. 2006. Modeling Customer Loyalty using Customer Lifetime Value. Open Access publications from Katholieke Universiteit Leuven.

Goel, S., J M. Hofman, L. Sébastien, D. M. Pennock, and D. J. Watts. 2010. Predicting Consumer Behavior with Web Search. *PNAS* 107 (41): 17486–17490.

Haen, J., D. Van den Poel, and D. Thorleuchter. 2013. Predicting customer profitability during acquisition: Finding the optimal combination of data source and data mining technique. *Expert Systems with Applications* 40 (6): 2007–2012.

Handzic, M., Ozlen, K., and Durmic, N. 2014. Improving customer relationship management through business intelligence. *Journal of Information & Knowledge Management* 13 (2): 1-11.

Handzic, O., and M. Durmic. 2014. Auditing knowledge management practices: model and application. *Knowledge Management Research & Practice* 6 (1): 90-99.

Haryani, S. and B. Motwani. 2015. Discriminant model for online viral marketing influencing consumers behavioural intention. *Pacific Science Review B: Humanities and Social Sciences* 1 (1): 49-56.

Hosseini S. M., A. Maleki, and M. R. Gholamian. 2010. Cluster analysis using data mining approach to develop CRM methodology to assess the customer loyalty. *Expert Systems with Applications* 37 (7): 5259–5264.

Keiningham T. l., and B. Cooil, L. Aksoy, T. W. Andreassen, and J. Weiner. 2007. The value of different customer satisfaction and loyalty metrics in predicting customer retention, recommendation, and share-of-wallet. *Managing Service Quality* 17 (4): 361-384.

Khan, I. 2012. Impact of Customers Satisfaction and Customers Retention on Customer Loyalty. *International Journal of Scientific & Technology Research* 1 (2): 106-110.

Khodakarami, F. M., and Y. E. Chan. 2014. An Investigation of Factors Affecting Marketing Information Systems' Use. *Journal of Marketing Development and Competitiveness* 7 (2): 115-121.

Larivie`re, B., and D. Van den Poel. 2005. Predicting customer retention and profitability by using random forests and regression forests techniques. *Expert Systems with Applications* 29 (2): 472–484.

Mahmood, F. 2013. Impact of Information Technology Usage by Banks on Customer Satisfaction in Banking Sector of Pakistan. Management and Administrative Sciences Review 2(2): 221-232.

Malmarugan, D. 2008. Strategic model for predicting customer's intention to purchase apparel online. *Innovative Marketing* 4 (1): 29-36.

Oti, E. U., A. C. Adeyeye, and S. R. Abiobaragha. 2016. Multiple Regression of Students' Performance Using forward Selection Procedure, Backward Elimination and Stepwise Procedure. *International Journal of Innovative Research and Development* 5 (12): 226-232.

Peters, M. D., B. Wieder, S. G. Sutton, and J. Wakefield. 2016. Business intelligence systems use in performance measurement capabilities: Implications for enhanced competitive advantage. *International Journal of Accounting Information Systems* 21: 1-17.

Rahimi, R. 2017. Customer relationship management (people, process and technology) and organisational culture in hotels. *International Journal of Contemporary Hospitality Management* 29 (5): 1380-1402.

Reimann, M., O. Schilke, and J. S. Thomas. 2010. Toward an understanding of industry commoditization: Its nature and role in evolving marketing competition. *International Journal of Research in Marketing* 27 (2): 188−197.

Rho J. J. 2004. Internet Customer Segmentation Using Web Log Data. *Journal of Business & Economics Research* 2 (11): 59-74.

Sadasivan, K., S. Rajakumar, and R. Raijnikanth. 2011. Role of Involvement and Loyalty in Predicting Buyer's Purchase Intention towards Private Apparel Brand Extensions. *International Journal of Innovation, Management and Technology* 2 (6): 519-524.

Shaaban E., Y. Helmy, A. Khedr, and M. Nasr. 2014. A Proposed Churn Prediction Model. *International Journal of Engineering Research and Applications* 2 (4): 2248-9622.

Sutheewasinnon, P., Z. Hoque, and R. O. Nyamori. 2016. Development of a performance management system in the Thailand public sector: Isomorphism and the role and strategies of institutional entrepreneurs. *Critical Perspectives on Accounting* 40: 26-44.

Ter Bogt, H., and S. Tillema. 2016. Accounting for trust and control: Public sector partnerships in the arts. *Critical Perspectives on Accounting* 37: 5-23.

Thorleuchter, D., D. Van den Poel, and A. Prinzie. 2012. Analyzing existing customer's websites to improve the customer acquisition process as well as the profitability prediction in B-to-B marketing. *Expert Systems with Applications* 39 (3): 2597–2605.

Uçaktürk, A., and M. Villard. 2013. The effects of management information and ERP systems on strategic knowledge management and decision-making. *Procedia-Social and Behavioral Sciences* 99:1035-1043.

Vijayalakshmi S., V. Mahalakshmi, and S. Magesh. 2013. Knowledge discovery from consumer behavior in electronic home appliances market in Chennai by using data mining techniques. *African Journal of Business Management* 7 (34): 3332- 3342.

Wang, H. F., and W. K. Hong. 2016. Managing customer profitability in a competitive market by continuous data mining. *Industrial Marketing Management* 35 (6): 715-723.

Wei C. P., and I. T. Chiu. 2002. Turning telecommunications call details to churn prediction: A data mining approach. *Expert Systems with Applications* 23 (2): 103–112.

Wei, C. P., and I. T. Chiu. 2002. Turning telecommunications call details to churn prediction: a data mining approach. *Expert systems with applications* 23 (2): 103-112.

Yang H. C., C. Liu, and L. Zhou. 2011. Predicting young Chinese consumer's mobile viral attitudes, intents and behavior. *Asia Pacific Journal of Marketing and Logistics* 24 (1): 59-77.

Designing the Backup Unit Allocation Model for Customers in the Post-Sale Services By Integrated System (Case Study: Chargoon Company)

Sharareh Ebrahimzadeh
MSc. Student of Industrial engineering, Kharazmi University of Tehran, Iran
Mohammad Vahid Sebt[1]
Assistant Prof., Kharazmi University of Tehran, Iran
Hamed Davari-Ardakani
Assistant Prof., Kharazmi University of Tehran, Iran

Abstract: In today's competitive world, integrated systems constitute an essential need in organizations. Managers providing such services are mainly concerned about identifying loyal customers and establishing long-term relations and a sustainable profitability. This study aimed to assign support forces to answer customer calls and requests in order to gain their utmost satisfaction. First, research data was collected from customers of Chargoon Co. in Iran, and the customer behavior was identified and analyzed. Then, using decision tree algorithms such as: random forest, gradient boosted trees, random tree, CHAID, C5, and ID3, a number of trees were extracted based on accuracy, classification error, weighted mean recall, and weighted mean precision criteria using Rapid Miner features. Next, the best trees were identified based on mean of quality assessment and accuracy of over 67%, classification error of under 27%, weighted mean recall of over 62%, and weighted mean precision of over 66%. Then, rules from these trees were extracted and analyzed. Finally, the extracted rules were examined and ranked based on expert views. The results indicated that the extracted rules are reliable and can be implemented in the organization.
Keywords: Backup Unit, Customer Loyalty, Data Mining, Decision Tree, Integrated Systems**.**

1. Corresponding Author: sebt@khu.ac.ir