الگوی یادگیری جمعی بهبودیافته با هوش ازدحامی جهت پیش‌بینی ریزش مشترکان تلفن همراه

بیژن مرادی[1]، مهران خلج[1*] و علی تقی‌زاده هرات[1]

[1] گروه مهندسی صنایع، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد پرند و رباط‌کریم، تهران، ایران

چکیده

ازآنجاکه در شرکت‌های مخابرات همراه، هزینهٔ حفظ مشتریان فعلی بسیار کمتر از هزینهٔ جذب مشتریان جدید است، پیش‌بینی دقیق امکان ریزش هریک از مشتریان و جلوگیری از آن، امری ضروری است. بنابراین، پژوهشگران روش‌های کارآمدی را با استفاده از ابزارهای داده‌کاوی و هوش مصنوعی برای شناسایی مشتریانی که قصد روی‌گردانی دارند، ارائه کرده‌اند. در این مقاله، ما به‌منظور بهبود فرایند پیش‌بینی ریزش مشتری، یک راهکار مؤثر مبتنی‌بر یادگیری جمعی پیشنهاد می‌کنیم که در آن از الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری، به‌منظور انتخاب ویژگی‌های مؤثر و همچنین تنظیم شاخص‌های آزاد الگوی پیشنهادی، استفاده شده‌است. سپس، به‌منظور ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی، آن را با استفاده از دو مجموعه‌دادهٔ ریزش مشتری شبیه‌سازی کرده و نتایج حاصل را به کمک معیارهای ارزیابی شامل صحت، دقت، یادآوری، امتیاز F1 و AUC با سایر روش‌های مشابه مقایسه کرده‌ایم. نتایج به‌دست‌آمده برتری روش پیشنهادی بر سایر راهکارهای ارزیابی‌شده را نشان می‌دهد.

واژگان کلیدی: پیش‌بینی ریزش مشتری، مخابرات همراه، یادگیری جمعی، هوش ازدحامی، الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری

Improved Ensemble Learning Model by Swarm Intelligence for Mobile Subscribers' Churn Prediction

Bijan Moradi[1], Mehran Khalaj[1*] & Ali Taghizadeh Herat[1]

[1] Department of Industrial Engineering, Faculty of Engineering and Technology, Islamic Azad University, Parand and Robat Karim Branch, Tehran, Iran

Abstract

In today's competitive world, companies need to analyze, identify and predict the behavior of their customers and respond to their demands earlier than their competitors. Moreover, in many industries such as mobile telecommunications, the cost of maintaining existing customers (customer retention) is much lower than the cost of attracting a new customer. Therefore, the problem of identifying customers who are going to leave the company, so-called Customer Churn Prediction (CCP), and preventing them by offering Incentives is essential in these industries. In this direction, researchers have presented competent methods using data mining and artificial intelligence tools to identify potential churners. Machine learning (ML) methods are one of the most powerful and widely used techniques to deal with the CCP problem, since they can properly extract and learn complex relationships between the customers' attributes and their churn intention. Artificial Neural Networks (ANNs), Support Vector Machines (SVMs), Decision Trees (DTs), Logistic Regression (LR), and Naïve Bayes (NB) are among the well-known ML models utilized in numerous studies to tackle the CCP problem. Also, ensemble learning techniques such as Adaboost, Gradient Boost, and Extreme Gradient Boost (XG_boost) have been widely used to solve the CCP problem since they can aggregate the capabilities of multiple ML models. Hence, in order to improve the process of predicting customer churn, in this paper we propose a novel ensemble learning based approach, which is designed based on the two-level stacking technique. We employ six prominent ML models in each level of our proposed ensemble model including MLP, SVM-

* نویسندهٔ عهده‌دار مکاتبات

* Corresponding author

• تاریخ ارسال مقاله: ۱۳۹۸/۹/۲۸ • تاریخ پذیرش: ۱۴۰۰/۹/۱۵ • تاریخ انتشار: ۱۴۰۱/۷/۷ • نوع مطالعه: پژوهشی

RBF, DT, NB, KNN, and LR. We also benefit from the Gray Wolf Optimization (GWO) algorithm as an efficient swarm intelligence based search algorithm to select the most effective features and also adjust the hyper-parameters in the proposed model. We have implemented our proposed model using Python and simulated it on two well-known customer churn datasets in the telecom market (IBM_Telco and Duke_Cell2Cell) to evaluate its performance. In this direction, we first demonstrated the optimal features' subset and the parameter values obtained from applying the GWO algorithm on each dataset. Next, we compared the performance of the proposed ensemble model with each of the base learners using common evaluation criteria including accuracy, precision, recall, F1 score and AUC. The results show that the proposed ensemble model can collect the capabilities of all the base learners and it works better than each of the basic ML models. Afterward, we compared the obtained results from the suggested model with the common ensemble models (Adaboost, Gradient_boost, XG_boost, and Cat_boost) The experimental results show the superiority of the proposed method over other evaluated ensemble models in all the evaluation criteria. Eventually, our method is compared with two recent CCP approaches introduced in the literature. This analysis reveals that, except for the recall criterion in the Duke_Cell2Cell dataset, our introduced method achieves superior results compared to the considered approaches in both datasets.
Keywords: Customer Churn Prediction, Mobile Telecommunication, Ensemble Learning, Swarm Intelligence, Gray Wolf Optimization Algorithm

۱- مقدمه

در دنیای رقابتی امروز، بیشترِ شرکت‌ها و سازمان‌ها در بخش‌های مختلف تلاش می‌کنند با استفاده از راهکارهای مدیریت ارتباط با مشتری (CRM[1]) برای دست‌یابی به روابط طولانی‌مدت با مشتریان و حفظ رضایت آن‌ها تلاش کنند. این عمل، به‌طور عمده به این دلیل است که نتایج پژوهش‌های علمی نشان داده‌اند جذب مشتریان جدید در بیشتر موارد بسیار پرهزینه‌تر از حفظ مشتریان موجود است [۱]. در این راستا، توسعهٔ الگوهای دقیقی که رفتار ریزش مشتریان را در صنایع مختلف (به‌عنوان مثال، بانک‌داری [۲-۴]، بخش خرده‌فروشی [۵، ۶]، مخابرات و ...) پیش‌بینی می‌کنند، برای ابداع برنامه‌های تجاری اثربخش و جلوگیری از خروج مشتریان از شرکت‌ها از اهمیت بالایی برخوردار است.

رقابت جدی در بازار مخابرات همراه و سهولت جابه‌جایی بین ارائه‌دهندگان خدمات گوناگون، مشتریان را تشویق می‌کند تا به‌طور مداوم شرکت‌های مخابراتی مختلف را مقایسه کنند و به شرکتی بپیوندند که خدمات با کیفیت بالاتر و فناوری‌های جدیدتر را با هزینهٔ کمتری ارائه می‌دهد [۷]؛ بنابراین، توسعهٔ الگوهای پیش‌بینی ریزش مشتری (CCP[2]) کارآمد برای شناسایی علائم اولیهٔ فرسایش مشتریان[3] و کاهش آن با به‌کارگیری راهبردهای بهبود رضایت مشتری برای حفظ پایداری در بازار مخابرات همراه امری ضروری است [۸]؛ با این حال، پرداختن به مسئلهٔ پیش‌بینی ریزش مشتری در بخش مخابرات، یعنی تعیین مشتریانی که به احتمال زیاد یک شرکت مخابراتی را ترک می‌کنند، یک مسئلهٔ چالش‌برانگیز و دلایل آن به‌طور عمده دو چیز است:

۱. اندازهٔ بزرگ داده‌های مرتبط با هریک از مشتریان شامل داده‌های مربوط به اطلاعات جمعیت‌شناسی مشتریان، گزارش خدمات ارائه‌شده، اطلاعات صورت‌حساب، شکایات مطرح شده از سوی مشتری و ... [۹]
۲. ماهیت نامتعادل مجموعه‌دادهٔ مربوط به ریزش مشتریان به دلیل تعداد کم مشتریان روی‌گردانده در مقایسه با سایر مشتریان [۱۰]

فنون یادگیری ماشین (ML[4]) یکی از قوی‌ترین راهکارها برای حل مسئلهٔ پیش‌بینی ریزش مشتریان است. این فنون شامل مجموعه‌ای از الگوریتم‌ها هستند که می‌توانند روابط بین داده‌های ورودی و خروجی‌های متناظر آن‌ها را بیاموزند و به‌طور خودکار پیش‌بینی‌هایی با کیفیت بالا ارائه دهند [۱۱]. این روش‌ها که به‌طور گسترده برای رسیدگی به مسئلهٔ پیش‌بینی ریزش مشتری مطالعه شده‌اند، شامل رگرسیون لجستیک[5] [۱۲]، درختان تصمیم[6] [۱۳]، الگوی بیز ساده[7] [۱۴]، نظریهٔ مجموعهٔ خشن[8] [۱۵]، ماشین‌های بردار پشتیبان[9] [۱۶] و شبکه‌های عصبی مصنوعی[10] [۱۷] است. علاوه‌بر فنون یادشده، روش‌های یادگیری جمعی[11] که در ساختار خود از روش‌های مختلف یادگیری ماشین (موسوم به یادگیرندگان پایه) بهره می‌برند، عمل‌کرد بسیار مناسبی

[1] Customer Relationship Management
[2] Customer Churn Perdition
[3] Customer Attrition

[4] Machine Learning
[5] Logistic Regression
[6] Decision Tree
[7] Naïve Bayes model
[8] Rough Set Theory
[9] Support Vector Machine
[10] Artificial Neural Networks
[11] Ensemble Learning Methods

در حل مسئلهٔ پیش‌بینی ریزش مشتری داشته‌اند [۷، ۱۸-۲۰]. این به‌طور عمده، به دلیل توانایی رویکردهای یادگیری جمعی برای جبران کاستی‌های هریک از یادگیرندگان پایه با تجمیع قابلیت‌های چند الگوی یادگیری ماشین است. این برتری پژوهشگران را بر آن داشته‌است تا از راهبردهای یادگیری جمعی مختلف مانند بسته‌بندی[1]، تقویت[2] و انباشتگی[3] در حل مسئلهٔ پیش‌بینی ریزش مشتری استفاده کنند. همچنین، به‌منظور کاهش اثرات مخرب ناشی از تعداد زیاد ویژگی‌ها در مجموعه‌داده‌های مربوط به ریزش مشتری که منجر به کاهش دقت پیش‌بینی الگوهای یادگیری ماشین، پیچیدگی محاسباتی بالا، و مشکلات مربوط به برازش بیش‌ازحد[4] می‌شود، از روش‌های انتخاب ویژگی[5] در راهکارهای حل مسئلهٔ پیش‌بینی ریزش مشتری استفاده شده‌است. روش‌های انتخاب ویژگی، همان‌طورکه از نامشان پیداست، سعی می‌کنند با استفاده از الگوریتم‌های جستجو و معیارهای ارزیابی گوناگون، مرتبط‌ترین و مؤثرترین زیرمجموعهٔ ویژگی‌ها را انتخاب کنند. الگوریتم‌های فراابتکاری[6] مانند الگوریتم‌های بهینه‌سازی تکاملی[7] و الگوریتم‌های مبتنی‌بر هوش ازدحامی[8] نامزدهای عالی برای جستجوی ویژگی‌های موردنظر هستند، زیرا می‌توانند مجموعه ویژگی‌های بهینه را در تعداد محدودی از تکرارها پیدا کنند.

با الهام از مطالعات پیشین، در این مقاله ما یک الگوریتم جدید پیش‌بینی ریزش مشتری به کمک یک الگوی یادگیری جمعی مبتنی‌بر هوش ازدحامی پیشنهاد می‌کنیم تا مشتریانی را که می‌خواهند یک شرکت مخابرات همراه را ترک کنند، شناسایی کنیم. در این راهکار، نخست یک الگوی یادگیری جمعی دوسطحی بر اساس روش انباشتگی طراحی می‌کنیم. در ساختار الگوی یادگیری جمعی پیشنهادی، ما شش الگوریتم یادگیری ماشین متداول برای رسیدگی به مسئلهٔ پیش‌بینی ریزش مشتری شامل یک الگوی شبکهٔ عصبی پرسپترون چندلایه (MLP[9])، یک ماشین بردار پشتیبان با تابع پایهٔ شعاعی (RBF[10])، یک درخت تصمیم، یک الگوی سادهٔ بیز، یک الگوی K-نزدیک‌ترین همسایگان (KNN[11]) و یک الگوی رگرسیون لجستیک، را به‌عنوان یادگیرندگان پایه به‌کارمی‌گیریم. پس از آن، از الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری (GWO[12]) [۲۱] به‌عنوان یک الگوریتم مبتنی‌بر هوش ازدحامی برای انتخاب مؤثرترین ویژگی‌های ورودی و همچنین برای بهینه سازی فراشاخص‌های موجود در الگوی یادگیری جمعی، برای دست‌یابی به بهترین نتایج ممکن استفاده می‌کنیم. تابع برازش[13] تعریف‌شده در الگوریتم GWO شامل پنج شاخص آزاد است که کاربر می‌تواند به کمک آن‌ها وزن هریک از معیارهای صحت[14]، دقت[15]، یادآوری[16]، امتیاز F1[17] و مساحت زیرمنحنی (AUC[18]) را باتوجه‌به سیاست‌های مورد نظر شرکت تنظیم کند. نوآوری‌های اصلی راهکار پیشنهادی در این مقاله را می‌توان به شرح زیر فهرست کرد:

۱) ما در این پژوهش یک روش یادگیری جمعی مبتنی‌بر هوش ازدحامی پیشنهاد می‌کنیم که می‌تواند رفتار ریزش مشتریان را بر اساس ویژگی‌های موجود در مجموعه‌داده‌های مشتریان شرکت‌های مخابرات همراه آموخته و سپس مشتریانی را که قصد ترک یک شرکت مخابراتی را دارند، به‌دقت پیش‌بینی کند.

۲) راهکار پیشنهادی ما در این مقاله، یک الگوی یادگیری جمعی دوسطحی است که بر اساس روش انباشتگی طراحی شده‌است و از الگوهای یادگیری ماشین پایه شامل MLP، SVM-RBF، DT، NB، KNN، و LR در هر سطح استفاده می‌کند. بنابراین، برای دست‌یابی به نتایجی با کیفیت بالا الگوی پیشنهادی از شش یادگیرندهٔ پایه در دو سطح بهره می‌برد و نتایج حاصل از آن‌ها را بر اساس روش تجمیع آرای وزن‌دار ترکیب می‌کند.

۳) در روش پیشنهادی از الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری برای انتخاب ویژگی و تنظیم فراشاخص‌های الگوی یادگیری جمعی استفاده می‌شود. به عبارت دیگر، الگوریتم GWO به‌طور هم‌زمان بهترین ویژگی‌ها را در مجموعه‌داده‌های ورودی جستجو، و شش وزن مربوط به فرایند رأی‌گیری وزن‌دار را در الگوی یادگیری جمعی دوسطحی برای تصمیم‌گیری نهایی تنظیم می‌کند.

[1] Bagging
[2] Boosting
[3] Stacking
[4] Over-Fitting
[5] Feature Selection
[6] Metaheuristic Algorithms
[7] Evolutionary Optimization Algorithms
[8] Swarm Intelligence based Algorithms
[9] Multi-Layer Perceptron
[10] Radial Basis Function
[11] K Nearest Neighbors
[12] Gray Wolf Optimization
[13] Fitness Function
[14] Accuracy
[15] Precision
[16] Recall
[17] F1-Score
[18] Area Under the Curve

۴) تابع برازش در الگوریتم GWO به گونه‌ای تعریف شده‌است که کاربر می‌تواند قدرت هریک از معیارهای صحت، یادآوری، دقت و امتیاز F1 را بر اساس سیاست‌های مدیریتی شرکت مخابراتی موردنظر تنظیم کند. به‌عنوان مثال، اگر بر اساس سیاست‌های حفظ مشتری یک شرکت مخابراتی، شناسایی همه مشتریانی که احتمال دارد شرکت را ترک کنند، مهم‌تر از تعیین مشتریانی باشد که بااطمینان شرکت را ترک خواهندکرد، باید وزن معیار یادآوری را افزایش داد. برعکس، اگر یک شرکت مخابراتی نیاز به پیش‌بینی خاص مشتریانی داشته‌باشد که احتمال خروج آن‌ها بسیار زیاد است (پیش‌بینی با حداقل تعداد مثبت کاذب)، وزن معیار دقت در تابع برازش الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری باید افزایش یابد.

سایر بخش‌های این مقاله به شرح زیر سازمان‌دهی شده‌است: در بخش دوم تعدادی از روش‌های برجستهٔ معرفی‌شده در مقالات پژوهشی برای مقابله با مسئلهٔ پیش‌بینی ریزش مشتری بررسی شده‌است. در بخش سوم، به معرفی مجموعه‌داده‌های ریزش مشتری در صنعت مخابرات، شامل دو مجموعه‌داده به نام‌های IBM_Telco [۹] و Duke_Cell2Cell [۲۹] می‌پردازیم. در بخش چهارم، الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری را معرفی می‌کنیم. در این پژوهش از این الگوریتم برای انجام انتخاب ویژگی و تنظیم فراشاخص‌های الگوی یادگیری جمعی استفاده می‌شود. در بخش پنجم مقاله جزئیات راهکار پیشنهادی را به‌تفصیل شرح داده و هریک از بخش‌های ساختاری آن را به‌دقت بررسی می‌کنیم. پس از آن، در بخش ششم مقاله، نتایج آزمایشی به‌دست‌آمده از به‌کارگیری راهکار پیشنهادی برای پیش‌بینی ریزش مشتریان در مجموعه‌داده‌های IBM_Telco و Duke_Cell2Cell گزارش و بررسی می‌شوند. همچنین، در این بخش نتایج به‌دست‌آمده از شبیه‌سازی الگوی پیشنهادی را با نتایج حاصل از سایر راهکارهای شناخته‌شده در حوزهٔ پیش‌بینی ریزش مشتری مقایسه می‌کنیم. در نهایت، در بخش هفتم مقاله به جمع‌بندی نتایج حاصل از الگوریتم پیشنهادی پرداخته و در پایان، چند پیشنهاد برای انجام مطالعات آینده مطرح می‌شود.

۲- مروری بر پژوهش‌های پیشین

استفاده از روش‌های داده‌کاوی و الگوهای یادگیری ماشین سابقه‌ای به‌نسبت طولانی در پژوهش‌های مربوط به حل مسئلهٔ پیش‌بینی ریزش مشتری در صنعت مخابرات دارد.

پژوهش *موزر و همکاران* [۲۲] شامل الگوهای مختلف یادگیری ماشین شامل رگرسیون لاجیستیک، درخت‌های تصمیم، شبکه‌های عصبی و همچنین یادگیری جمعی مبتنی‌بر روش تقویت برای پیش‌بینی ریزش مشتریان استفاده شده‌است. در این پژوهش از یک مجموعه‌داده شامل ۴۷ هزار مشترکان محلی تلفن همراه استفاده شده‌است که مشتمل بر اطلاعات مربوط به سابقهٔ مصرف، صورت‌حساب، اعتبار، کاربرد و شکایات است. نتایج به‌دست‌آمده نشان می‌دهد استفاده از روش‌های یادگیری ماشین برای شناسایی مشتریانی که قصد ترک شرکت را دارند و ارائهٔ مشوق‌های مناسب به آن‌ها می‌تواند صرفه‌جویی قابل‌توجهی را برای یک شرکت سرویس‌دهنده به همراه داشته‌باشد. همچنین، در این مقاله نشان داده‌شده که الگوی شبکهٔ عصبی مصنوعی عملکرد بهتری نسبت به رگرسیون لاجستیک و درختان تصمیم جهت پیش‌بینی ریزش مشترکان در مجموعه‌دادهٔ استفاده‌شده دارد.

هادن و همکاران [۲۳]، تحلیل عمیقی از روش‌های انتخاب ویژگی و فواید استفاده از آن‌ها در حل مسئلهٔ ریزش مشتری ارائه کرده و مرور جامعی بر الگوهای یادگیری ماشینی متداول تا آن زمان شامل تحلیل رگرسیون، شبکه‌های عصبی، درختان تصمیم و الگوهای مارکوف انجام دادند. نتایج پژوهش‌های آن‌ها نشان داد که استفاده از روش‌های انتخاب ویژگی سه مزیت عمده دارد. نخست این که، کاهش تعداد ویژگی‌های اطلاعاتی می‌تواند باعث ایجاد بهبود قابل‌توجهی در عملکرد یک الگوی طبقه‌بند شود؛ دوم این که، با کاهش تعداد ویژگی‌های مورداستفاده در الگوی یادگیری ماشین، زمان پردازش موردنیاز بسیار کاهش می یابد؛ و سوم این که، در بعضی موارد، مانند هنگامی‌که مقدار محدودی از داده‌های آموزشی در دسترس است، استفاده از مجموعه‌داده‌های با ابعاد پایین‌تر مناسب‌تر است. همچنین، آن‌ها دریافتند در فرایند انتخاب ویژگی، به‌کارگیری روش‌های بهینه‌سازی (مانند الگوریتم ژنتیک) می‌تواند نقش بزرگی در بهبود عملکرد فنون پیش‌بینی ریزش مشتری ایفا کند. به‌علاوه، در خصوص الگوهای پیش‌بینی، بررسی انجام‌شده نشان داد تا آن زمان درختان تصمیم، محبوب‌ترین انتخاب در مسئلهٔ پیش‌بینی ریزش مشتری بودند و به شبکه‌های عصبی اندکی بیشتر از تحلیل‌های مبتنی‌بر رگرسیون توجه شده‌بود. بنابراین، باتوجه‌به محدودبودن انواع الگوهای استفاده‌شده، نویسندگان پیشنهاد استفاده از

الگوهای دیگر مانند الگوی بیز ساده و سامانهٔ استنتاج فازی را مطرح کرده‌اند.

کوزمنت و همکاران [۲۴]، مطالعهٔ جامعی را در خصوص استفاده از ماشین‌های بردار پشتیبان در زمینهٔ پیش‌بینی ریزش مشتریان انجام دادند تا به الگویی با عملکرد پیش‌بینی بهتر دست یابند. علاوه‌بر این، در این پژوهش مقایسه‌ای بین دو روش انتخاب شاخص موردنیاز برای پیاده‌سازی ماشین‌های بردار پشتیبان انجام شده و سپس، عملکرد هر دو نوع الگوی ماشین بردار پشتیبان با روش‌های رگرسیون لجستیک و جنگل‌های تصادفی از لحاظ دقت پیش‌بینی‌کنندگی مقایسه شده‌است. نتایج به‌دست‌آمده در این مطالعه نشان می‌دهد که ماشین‌های بردار پشتیبان عملکرد کلی خوبی را هنگام استفاده از داده‌های نوفه‌ای از خود نشان می‌دهند. با این وجود، روند بهینه‌سازی شاخص نقش مهمی را در عملکرد این الگوها ایفا می‌کند. به عبارت دیگر، زمانی‌که روش بهینهٔ انتخاب شاخص اعمال می‌شود، ماشین‌های بردار پشتیبان عملکرد بهتری نسبت به روش رگرسیون لجستیک دارند، درحالی‌که جنگل‌های تصادفی از هر دو نوع ماشین بردار پشتیبان عملکرد بهتری دارند.

بورز و ون‌دن [۱۰] بر روی مسئلهٔ عدم‌تعادل[1] در مجموعه‌داده‌های مربوط به پیش‌بینی ریزش مشتری تمرکز کردند. منظور از عدم‌تعادل در یک مجموعه‌داده اختلاف زیاد در تعداد نمونه‌های یک طبقه نسبت به سایر طبقه‌ها در آن مجموعه‌داده است. در مجموعه‌دادهٔ مربوط به پیش‌بینی ریزش مشتری نیز باتوجه‌به‌این‌که تعداد مشتریانی که شرکت را ترک کرده‌اند، بسیار کمتر از سایر مشتریان است، این مجموعه‌ها نامتعادل هستند و این امر می‌تواند باعث کاهش کارآیی فرایند آموزش در الگوی یادگیری ماشین شود. ازاین‌رو در پژوهش یادشده، نتایج به‌دست‌آمده از اعمال راهکارهای متداول، برای متعادل‌سازی مجموعه‌داده شامل نمونه‌برداری کاهشی تصادفی[2] و نمونه‌برداری کاهشی پیشرفته[3] مانند روش مکعب[4] بر روی الگوهای پیش‌بینی مبتنی‌بر جنگل‌های تصادفی وزن‌دار[5] و الگوی تقویت گرادیان[6]، بررسی و مقایسه شده‌اند. برای ارزیابی نتایج به‌دست‌آمده معیارهای AUC و Lift اندازه‌گیری شده‌اند که تأثیرات مثبت به‌کارگیری روش‌های نمونه‌برداری کاهشی را نشان می‌دهند.

پندهارکار [۲۵]، دو الگوی شبکهٔ عصبی مبتنی‌بر الگوریتم ژنتیک را برای پیش‌بینی ریزش مشتری در بین مشترکان مخابرات بی‌سیم پیشنهاد کرده‌است. اولین الگوی پیشنهادی در این مطالعه از یک معیار مبتنی‌بر آنتروپی متقاطع[7] برای پیش‌بینی ریزش مشتری استفاده کرده و دومین الگو تلاش می‌کند تا به‌طور مستقیم دقت پیش‌بینی ریزش مشتری را به کمک الگوریتم ژنتیک به حد بیشتری برساند. نتایج حاصل از اعمال الگوهای مبتنی‌بر الگوریتم ژنتیک پیشنهادی بر روی مجموعه‌داده‌های مربوط به خدمات بی‌سیم سلولی دنیای واقعی و مقایسه آنها با یک الگو Z-Score آماری بر اساس چندین معیار ارزیابی شامل صحت، Lift دهک بالای ده‌درصد و AUC نشان می‌دهد که هر دو الگوی مبتنی‌بر الگوریتم ژنتیک از لحاظ تمام معیارهای یادشده عملکرد بهتری دارند. علاوه‌بر این، نتایج به‌دست‌آمده مشخص می‌کند که شبکه‌های عصبی با اندازهٔ متوسط بهترین عملکرد را دارند و معیار مبتنی‌بر آنتروپی متقاطع می‌تواند مقاومت بیشتری در برابر بروز بیش‌برازش در فرایند آموزش داشته‌باشد.

در مطالعهٔ دیگری که توسط *ادریس و همکاران* [۱۸] انجام شده‌است، پژوهشگران نشان داده‌اند اگرچه استفاده از الگوریتم‌های یادگیری جمعی به‌ویژه در راهکارهای مبتنی‌بر روش‌های تقویتی بر پایهٔ الگوهای درختان تصمیم برای حل مسئلهٔ پیش‌بینی ریزش مشتری به نتایج خوبی دست یافته‌اند، اما اندازهٔ بزرگ مجموعه‌داده‌ها، ماهیت نامتعادل این مجموعه‌ها، و همچنین تعداد زیاد ویژگی‌های موجود در آن‌ها، به‌ویژه در مجموعه‌داده‌های مربوط به شرکت‌های مخابراتی، به‌طور عمده باعث‌می‌شود که الگوریتم‌های طبقه‌بندی در پیش‌بینی دقیق ریزش‌ها دچار مشکل شوند. بنابراین، در این مقاله جهت مقابله با مشکلات یادشده، از یک راهکار مبتنی‌بر ترکیب برنامه‌نویسی ژنتیک[8] و الگوی تقویتی Adaboost برای حل مسئلهٔ پیش‌بینی ریزش مشتری در صنعت مخابرات استفاده شده‌است. در نهایت، دقت پیش‌بینی روش پیشنهادی با استفاده از اعتبارسنجی متقابل ده‌لایه در مجموعه‌داده‌های مخابراتی ارزیابی و با روش‌های KNN و جنگل تصادفی مقایسه شده‌است که برتری آن را نشان می‌دهد.

[1] Class Imbalance
[2] Random Under-Sampling
[3] Advanced Under-Sampling
[4] CUBE
[5] Weighted Random Forests
[6] Gradient Boosting
[7] Cross Entropy
[8] Genetic Programing

وافیادیس و همکاران [۸]، یک مطالعهٔ تطبیقی جامع در مورد محبوب‌ترین روش‌های یادگیری ماشین به‌کاررفته در مسئلهٔ پیش‌بینی ریزش مشتری در صنعت مخابرات ارائه کرده‌اند، که در آن، نخست، تمام الگوها، شامل شبکه‌های عصبی مصنوعی، ماشین‌های بردار پشتیبان، درختان تصمیم، الگوی بیز ساده و رگرسیون لاجیستیک با استفاده از روش اعتبارسنجی متقابل بر روی یک مجموعه‌داده عمومی اعمال و ارزیابی شده‌اند. در گام دوم، دربارهٔ بهبود عملکرد حاصل از به‌کارگیری روش یادگیری جمعی مبتنی‌بر تقویت مطالعه، و به‌منظور تعیین کارآمدترین ترکیب‌های شاخصی از شبیه‌سازی مونت‌کارلو برای هر روش و برای طیف گسترده‌ای از شاخص‌ها استفاده شده‌است. نتایج به‌دست‌آمده به‌وضوح برتری نسخه‌های تقویت‌شدهٔ الگوها را در برابر نسخه‌های سادهٔ آن‌ها نشان می‌دهد.

ادریس و خان [۷]، جهت رسیدگی به مسئلهٔ چالش برانگیز پیش‌بینی ریزش مشتری در شرکت‌های مخابراتی، یک سامانهٔ پیش‌بینی هوشمند به نام FW-ECP پیشنهاد کرده‌اند که در آن توانایی ترکیب روش‌های انتخاب ویژگی مبتنی‌بر فیلتر و بسته‌بندی[۱]، و همچنین بهرهٔ قابلیت یادگیری جمعی با استفاده از یادگیرندگان پایهٔ گوناگون لحاظ شده‌است. در گام فیلتر روش پیشنهادی، از روش بهینه‌سازی ازدحام ذرات برای انجام نمونه‌برداری کاهشی جهت متعادل‌سازی مجموعه‌داده‌ها، سپس از روش کمینهٔ افزونگی و بیشینهٔ ارتباط (mRMR[2]) برای انتخاب ویژگی استفاده شده‌است. سپس، در گام بسته‌بندی، برای حذف هرچه بیشتر ویژگی‌های نامربوط و اضافی، الگوریتم ژنتیک به‌کارگرفته‌شده‌است. در نهایت، دو پیش‌بینی‌کنندهٔ مبتنی‌بر یادگیری جمعی، با استفاده از فنون رأی اکثریت و انباشتگی ساخته‌شده و عملکرد سامانهٔ پیشنهادی FW-ECP بر روی دو مجموعه‌داده مخابراتی عمومی آزمون و مقایسه شده‌اند. ازآنجاکه سامانهٔ پیشنهادی در ساختار خود روش‌هایی را هم برای رسیدگی به ماهیت نامتعادل و هم ابعاد بزرگ مجموعه‌های آموزشی درنظرگرفته‌است، نتایج به‌دست‌آمده عملکرد پیش‌بینی بهتری را در قیاس با سایر روش‌های مقایسه‌شده نشان می‌دهد.

در پژوهش انجام‌شده توسط یو و همکاران [۲۶]، یک شبکهٔ عصبی پس‌انتشار[۳] مبتنی‌بر بهینه‌سازی طبقه‌بندی ذرات (PCO[4]) برای مسئلهٔ پیش‌بینی ریزش مشتریان مخابراتی (به نام PBCCP[5]) پیشنهاد شده‌است که به‌طور مکرر بهینه‌سازی طبقه‌بندی ذرات و محاسبهٔ میزان برازش ذرات را اجرا می‌کند. الگوریتم PCO که برگرفته از الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات است، ذرات را باتوجه‌به میزان برازش آن‌ها به سه دسته طبقه‌بندی و سرعت ذرات دسته‌های مختلف را با استفاده از روابط متمایزی به‌روز می‌کند. در نهایت، مقادیر وزن‌ها و آستانه‌های اولیهٔ شبکهٔ عصبی BP در فرایند آموزش روبه‌جلوی شبکه بهینه شده و بهبود قابل‌توجهی را در دقت پیش‌بینی ریزش مشتری به ارمغان می‌آورد.

اگرچه پژوهش‌های متعددی در خصوص عملکرد انواع روش‌های یادگیری ماشین برای حل مسئلهٔ پیش‌بینی ریزش مشتریان در صنعت مخابرات همراه انجام شده‌است، هنوز فقدان پژوهش جامعی که عملکرد طیف گسترده‌ای از روش‌های طبقه‌بندی، آشکارسازی هدف و کاهش تعداد ویژگی‌ها بر اساس روش‌های استخراج ویژگی‌ها و انتخاب ویژگی‌ها را در کنار یکدیگر ارزیابی کند، حس می‌شد. ازاین‌رو در مطالعهٔ انجام‌شده توسط *ایمانی* [۲۷]، روش‌های مختلف یادگیری ماشین شامل هفت طبقه‌بندی‌کنندهٔ (درخت تصمیم، رگرسیون لاجستیک، جنگل تصادفی، شبکهٔ عصبی پیش‌خور، حافظهٔ کوتاه‌مدت طولانی[۶]، ماشین بردار پشتیبان و K نزدیک‌ترین همسایگی)، هفت آشکارساز هدف (آشکارساز زیرفضای همسان[۷]، آشکارساز زیرفضای تطبیقی[۸]، طرح‌ریزی زیرفضای متعامد[۹]، نقشه‌بردار زاویه طیفی[۱۰]، نقشه‌بردار زاویهٔ طیفی هسته[۱۱]، کمینه‌سازی انرژی مقید[۱۲] و آشکارساز هدف مبتنی‌بر پراکندگی[۱۳])، ده روش کاهش ویژگی شامل چهار الگوریتم استخراج ویژگی (تجزیه و تحلیل مؤلفه‌های اصلی[۱۴]، تجزیه و تحلیل تفکیک خطی[۱۵]، استخراج ویژگی مبتنی‌بر خوشه‌بندی[۱۶] و تعبیهٔ خط میانه- میانگین و ویژگی[۱۷]) و شش مورد انتخاب

[1] Wrapper
[2] minimum redundancy and maximum relevance
[3] Back-Propagation Neural Network

[4] Particle Classification Optimization
[5] Back-Propagation Customer Churn Prediction
[6] Long Short Term Memory
[7] Matched Subspace Detector
[8] Adaptive Subspace Detector
[9] Orthogonal Subspace Projection
[10] Spectral Angle Mapper
[11] Kernel Spectral Angle Mapper
[12] Constrained Energy Minimization
[13] Sparsity-based Target Detector
[14] Principal Component Analysis
[15] Linear Discriminant Analysis
[16] Clustering-Based Feature Extraction
[17] Median-Mean and Feature Line Embedding

ویژگی (بهینه‌سازی پیشرفته کلونی مورچه‌های دودویی[1]، Relief-F، انتخاب ویژگی با یادگیری ساختار تطبیقی[2]، عمل‌گر کمترین قدر مطلق گزینش و انقباض[3]، الگوریتم ژنتیک و انتخاب متوالی رو به عقب[4]) بررسی شده‌اند. عملکرد این روش‌ها بر روی سه مجموعه‌داده مخابراتی و با شش معیار ارزیابی شده‌اند.

ازآنجاکه مطالعات محدودی برای ترکیب عملیات پیش‌بینی ریزش مشتری و تقسیم‌بندی مشتریان به گروه‌های مختلف انجام شده‌است، در پژوهش ارائه‌شده توسط *وئو و همکاران* [۲۸]، هدف، ارائهٔ یک چارچوب تجزیه و تحلیل مشتری یک‌پارچه برای مدیریت ریزش است. چارچوب پیشنهادشده در این پژوهش شش بخش دارد که شامل پیش‌پردازش داده‌ها، تجزیه و تحلیل داده‌های اکتشافی (EDA[5])، پیش‌بینی ریزش، تجزیه و تحلیل عامل، تقسیم‌بندی مشتریان و تجزیه و تحلیل رفتار مشتری است. این چارچوب، پیش‌بینی ریزش و فرایند تقسیم‌بندی مشتری را ادغام می‌کند تا به اپراتورهای مخابراتی امکان یک تجزیه و تحلیل کامل برای مدیریت بهتر و جلوگیری مؤثر از ریزش مشتری ارائه دهد. در آزمایش‌های انجام‌شده در این مقاله از سه مجموعه‌داده مخابراتی عمومی و شش الگوی یادگیری ماشین (رگرسیون لاجستیک، درخت تصمیم، جنگل تصادفی، بیز ساده، Adaboost و شبکهٔ عصبی مصنوعی) استفاده شده‌است. همچنین، برای مقابله با مشکلات ناشی از عدم‌تعادل در مجموعه‌داده‌های ریزش مشتری، در این پژوهش از روش نمونه‌برداری افزایشی اقلیت ساختگی (SMOTE[6]) استفاده شده‌است. برای ارزیابی الگوها نیز، معیارهای صحت و امتیاز-F1 محاسبه شده‌اند. نتایج به‌دست‌آمده نشان می‌دهد در مجموعه‌دادهٔ نخست، الگوی AdaBoost و در مجموعه‌دادهٔ دوم، الگوی جنگل تصادفی بهترین عملکرد را داشته‌اند. همچنین، در مجموعه‌دادهٔ سوم، اگرچه الگوی جنگل تصادفی بهترین عملکرد را از نظر صحت داشت، ولی از نظر امتیاز-F1، شبکهٔ عصبی مصنوعی دارای بهترین عمل‌کرد است. پس از انجام پیش‌بینی، از رگرسیون لجستیک بیزی[7] برای بررسی عوامل و کشف برخی ویژگی‌های مهم برای تقسیم‌بندی مشتریان ریزشی استفاده می‌شود. در نهایت، تقسیم‌بندی مشتریان ریزش‌کرده با استفاده از الگوریتم خوشه‌بندی K-means انجام شده و مشتریان به گروه‌های مختلفی تقسیم می‌شوند که به گروه بازاریابی و تصمیم‌گیرندگان اجازه می‌دهد تا راهبردهای حفظ مشتریان را با دقت بیشتری انتخاب کنند.

با الهام از عملکرد خوب الگوهای پیش‌بینی‌کنندهٔ مبتنی‌بر یادگیری جمعی، در مطالعهٔ انجام‌شده توسط *بیهاری و فوکونه* [۱۹]، یک الگوی مجموعه رأی‌گیری انعطاف‌پذیر دولایه برای پیش‌بینی نرخ ریزش مشتری در صنایع مخابراتی پیشنهاد شده‌است. مجموعه‌داده‌های مورداستفاده در این مطالعه شامل دو مجموعه‌دادهٔ عمومی مربوط به اطلاعات مشترکان تلفن همراه هستند که پس از مرحلهٔ پیش‌پردازش، به دو دستهٔ نامتعادل (حالت عادی) و متعادل تبدیل شده‌اند. مجموعه‌های متعادل شامل تعداد مساوی نمونه برای هر دو طبقه است («Churn» و «Not-Churn») که از طریق اعمال روش نمونه‌برداری کاهشی تصادفی به‌دست‌آمده‌اند. همچنین، بررسی‌های گسترده‌ای برای تعیین شرایطی که الگو بهترین عملکرد را ارائه می‌دهد، انجام شده‌است. نتایج آزمایش‌های انجام‌شده نشان می‌دهد که الگوی پیش‌بینی پیشنهادی به‌طور قابل‌توجهی معیار امتیاز-F1 را هنگام درنظرگرفتن یک مجموعه‌دادهٔ متعادل افزایش داده‌است.

در پژوهش دیگری که توسط لالوانی و همکاران [۲۰] انجام شده، یک راهکار که شامل شش مرحله است، برای پیش‌بینی ریزش مشتری در صنعت مخابرات همراه ارائه شده‌است. در دو مرحلهٔ اول، پیش‌پردازش داده‌ها و تحلیل ویژگی‌ها انجام می‌شود. در مرحلهٔ سوم، فرایند انتخاب ویژگی با استفاده از الگوریتم جستجوی گرانشی[8] اجرا شده و در مرحلهٔ بعد، داده‌ها به دو بخش آموزش و آزمون به ترتیب با نسبت هشتاد و بیست درصد تقسیم شده‌اند. در فرایند پیش‌بینی این پژوهش، از رایج‌ترین الگوهای پیش‌بینی‌کننده شامل رگرسیون لجستیک، بیز ساده، ماشین بردار پشتیبان، جنگل تصادفی، درخت‌های تصمیم‌گیری و k نزدیک‌ترین همسایه استفاده شده‌است. همچنین، روش‌های یادگیری جمعی مبتنی‌بر تقویت برای مشاهدهٔ اثر روی دقت الگوهای پیش‌بینی بررسی شده‌اند. به‌علاوه، از روش اعتبارسنجی متقابل K-fold روی مجموعه آموزش برای تنظیم ابرشاخص‌ها و جلوگیری از برازش بیش‌ازحد الگوها استفاده شده‌است. در نهایت، نتایج

[1] Advanced Binary Ant Colony Optimization
[2] Feature Selection with Adaptive Structure Learning
[3] Least Absolute Shrinkage and Selection Operator
[4] Sequential Backward Selection
[5] Exploratory Data Analysis
[6] Synthetic Minority Oversampling Technique
[7] Bayesian Logistic Regression
[8] Gravitational Search Algorithm

به‌دست‌آمده در مجموعهٔ آزمون با استفاده از ماتریس درهم‌ریختگی[1] و معیار AUC ارزیابی شده‌اند. بر اساس نتایج به‌دست‌آمده مشخص شده‌است که الگوهای Adaboost و XGboost دارای بالاترین میزان صحت و امتیاز AUC هستند و نسبت به سایر الگوها عملکرد بهتری دارند.

۳- مجموعه‌داده‌های استفاده‌شده

به‌منظور مطالعه عملکرد روش پیشنهادی در پیش‌بینی ریزش مشتری در صنعت مخابرات، در این مقاله از دو مجموعه‌داده شناخته‌شده به نام‌های IBM_Telco [۹] و Duke_Cell2Cell [۲۹] استفاده می‌کنیم. این مجموعه‌داده‌ها به‌طور گسترده در مطالعات مختلف در خصوص مسئلهٔ پیش‌بینی ریزش مشتری استفاده شده و به‌صورت عمومی در دسترس هستند. مشخصات این مجموعه‌داده‌ها در جدول (۱) نشان داده شده‌است.

(جدول-۱): مشخصات مجموعه‌داده‌های موردمطالعه
(Table-1): Specifications of the studied datasets

مجموعه‌داده	IBM_Telco	Duke_Cell2Cell
تعداد کل نمونه‌ها	7043	71047
تعداد نمونه‌های قابل‌استفاده	7043	51047
تعداد ویژگی‌ها	21	58
تعداد مشتریان ریزشی	1869	14711
تعداد مشتریان غیر ریزشی	5174	36336
تعداد ویژگی‌های عددی	4	36
تعداد ویژگی‌های رسته‌ای	17	22

مجموعه‌دادهٔ IBM_Telco، یک مجموعه‌دادهٔ شناخته‌شده در حوزهٔ پیش‌بینی ریزش مشتریان مخابراتی و همان‌طورکه در جدول (۱) مشاهده می‌شود، شامل ۷۰۴۳ رکورد و ۲۱ ویژگی است. این مجموعه‌داده که «انجمن تحلیل تجاری IBM» آن را منتشر کرده، در مطالعات متعدد مربوط به ارزیابی عملکرد روش‌های پیش‌بینی ریزش مشتری در صنعت مخابرات همراه استفاده شده‌است [۱۹, ۲۰, ۲۷, ۲۸, ۳۰-۳۷]. همان‌طورکه در جدول (۱) مشاهده می‌شود، مجموعه‌داده IBM شامل ۱۸۶۹ رکورد ریزش مثبت است که ۲۶/۵ درصد از کل نمونه‌های موجود را تشکیل می‌دهد و در نتیجه، یک مجموعه‌داده نامتعادل است. در این مجموعه‌داده، تعداد ویژگی‌های عددی و رسته‌ای به ترتیب چهار و هفده ویژگی است.

دومین مجموعه‌داده مورداستفاده در این مقاله مجموعه‌داده Duke_Cell2Cell است که «مرکز مدیریت ارتباط با مشتری دانشگاه دوک» آن را ارائه کرده و در مطالعات متعددی مانند [۷, ۱۸, ۱۹, ۲۸, ۳۶, ۳۸-۴۱] استفاده شده‌است. این مجموعه‌داده شامل ۷۱۰۴۷ رکورد با ۳۶ ویژگی عددی و ۲۲ ویژگی رسته‌ای است. با این حال، ۵۱,۰۴۷ رکورد از ۷۱,۰۴۷ رکورد دارای یک برچسب مشخص در زمینهٔ ریزش مشتری هستند و می‌توانند برای تجزیه و تحلیل عملکرد الگوهای معرفی‌شده استفاده شوند. این مجموعه‌داده نیز یک مجموعهٔ نامتعادل است و ۱۴۷۱۱ نمونه دارای برچسب «بله» در زمینهٔ ریزش مشتری هستند که ۲۸/۸ درصد از کل نمونه‌ها را تشکیل می‌دهد.

۴-روش بهینه‌سازی گرگ خاکستری

الگوریتم گرگ خاکستری یک روش فراابتکاری مبتنی‌بر هوش ازدحامی است که از رفتار گروهی گرگ‌ها در هنگام شکار الهام گرفته‌است. در طبیعت، چهار دسته گرگ خاکستری به نام‌های آلفا (α)، بتا (β)، دلتا (δ) و امگا (ω) که سلسله‌مراتب رهبری را مشخص می‌کنند، در هنگام شکار به‌کارگرفته‌می‌شوند. در ساختار الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری نیز این سلسله‌مراتب چهارگانه به همراه سه مرحلهٔ اصلی شکار، شامل جستجوی طعمه، احاطهٔ طعمه و حمله به آن برای انجام فرایند بهینه‌سازی شبیه‌سازی می‌شوند. به‌منظور الگوسازی ریاضی سلسله‌مراتب اجتماعی گرگ‌ها هنگام پیاده‌سازی الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری، مناسب‌ترین راه‌حل را به‌عنوان آلفا (α) و دومین و سومین راه‌حل برتر را به ترتیب بتا (β) و دلتا (δ) در نظر می‌گیریم و بقیه راه‌حل‌ها امگا (ω) فرض می‌شوند. در الگوریتم GWO فرایند بهینه‌سازی به‌وسیلهٔ α، β و δ هدایت می‌شود و سایر گرگ‌های ω به‌دنبال این سه گرگ می‌آیند.

همان‌طورکه در بالا گفته‌شد، گرگ‌های خاکستری در طول شکار، نخست طعمه را محاصره می‌کنند. به‌منظور الگوسازی ریاضی رفتار محاصره‌ای گرگ‌ها روابط (۱) و (۲) به‌کارگرفته‌می‌شوند:

[1] Confusion Matrix

$$\vec{D} = \left| \vec{C} . \vec{X}_p(t) - \vec{X}(t) \right| \quad (۱)$$

$$\vec{X}(t+1) = \vec{X}_p(t) - \vec{A} . \vec{D} \quad (۲)$$

در روابط بالا، t نشان‌دهندهٔ تکرار فعلی، $\vec{X}_p$ بردار موقعیت طعمه، $\vec{X}$ بردار موقعیت گرگ و $\vec{C}$ و $\vec{A}$ بردارهای ضرایب هستند که مطابق روابط (۳) و (۴) محاسبه می‌شوند:

$$\vec{A} = 2\vec{a} . \vec{r}_1 - \vec{a} \quad (۳)$$

$$\vec{C} = 2 . \vec{r}_2 \quad (۴)$$

در این روابط مقادیر $\vec{a}$ در طول تکرارهای مختلف به‌صورت خطی از دو تا صفر کاهش می‌یابند و $\vec{r}_1$ و $\vec{r}_2$ بردارهای تصادفی بین صفر و یک هستند.

به‌منظور شبیه‌سازی ریاضی رفتار شکار گرگ‌های خاکستری، فرض می‌کنیم آلفا (بهترین راه‌حل)، بتا (دومین راه‌حل بهتر) و دلتا (سومین راه‌حل بهتر) دانش بهتری در مورد موقعیت بالقوهٔ طعمه (راه‌حل بهینه) دارند. بنابراین، سه راه‌حل برتر به‌دست‌آمده در هر تکرار را ذخیره، و سایر عوامل جستجو (گرگ‌های امگا) را موظف می‌کنیم موقعیت‌های خود را مطابق با موقعیت بهترین عوامل جستجو بر اساس روابط (۵) تا (۱۱) به‌روزرسانی کنند. با این معادلات، یک عامل جستجو موقعیت خود را بر اساس موقعیت آلفا، بتا و دلتا در یک فضای جستجوی nبعدی به‌روز می‌کند. به عبارت دیگر، آلفا، بتا و دلتا موقعیت طعمه را تخمین می‌زنند و سایر گرگ‌ها موقعیت خود را به‌طور تصادفی در اطراف طعمه به‌روز می‌کنند.

$$\vec{D}_\alpha = \left| \vec{C}_1 . \vec{X}_\alpha - \vec{X} \right| \quad (۵)$$

$$\vec{D}_\beta = \left| \vec{C}_2 . \vec{X}_\beta - \vec{X} \right| \quad (۶)$$

$$\vec{D}_\delta = \left| \vec{C}_3 . \vec{X}_\delta - \vec{X} \right| \quad (۷)$$

$$\vec{X}_1 = \vec{X}_\alpha - \vec{A}_1 . (\vec{D}_\alpha) \quad (۸)$$

$$\vec{X}_2 = \vec{X}_\beta - \vec{A}_2 . (\vec{D}_\beta) \quad (۹)$$

$$\vec{X}_3 = \vec{X}_\delta - \vec{A}_3 . (\vec{D}_\delta) \quad (۱۰)$$

$$\vec{X}(t+1) = \frac{\vec{X}_1 + \vec{X}_2 + \vec{X}_3}{3} \quad (۱۱)$$

باید توجه کرد که در الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری، به‌منظور الگوسازی ریاضی فرایند جستجوی طعمه (اکتشاف جواب بهینه[1]) و حمله به طعمه (استخراج جواب بهینه[2])، مقدار $\vec{a}$ را به‌تدریج در طول تکرارهای مختلف از دو به صفر کاهش می‌دهیم که منجر به کاهش $\vec{A}$ در بازهٔ $[-2a, 2a]$ می‌شود. هنگامی‌که $|A| > 1$ است، گرگ‌های خاکستری را مجبور می‌کند تا از طعمه جدا شوند و شکار مناسب‌تری را در محیط جستجو اکتشاف کنند. برعکس، هنگامی‌که مقادیر تصادفی $\vec{A}$ در بازه [-۱،۱] باشد، موقعیت بعدی یک عامل جستجو می‌تواند در هر موقعیتی بین موقعیت فعلی آن و موقعیت طعمه باشد که منجر به فرایند استخراج جواب بهینه می‌شود. یکی دیگر از مؤلفه‌های GWO که به فرایند اکتشاف جواب بهینه کمک می‌کند، $\vec{C}$ است که مقادیر تصادفی در بازه [۰،۲] دارد. این مؤلفه وزن‌های تصادفی را برای طعمه فراهم می‌کند تا هنگامی‌که مقدار آن بزرگ‌تر از یک است، باعث افزایش تأکید بر تأثیر طعمه (C>1) و هنگامی‌که مقدار آن کوچکتر از یک است، (C<1) باعث کاهش تأکید بر تأثیر طعمه در تعریف فاصله در معادلهٔ (۲) شود. به عبارت دیگر، این مؤلفه به GWO کمک می‌کند تا رفتار تصادفی بیشتری را در طول فرایند بهینه‌سازی از خود نشان دهد، که این امر به نفع افزایش قدرت اکتشاف الگوریتم و اجتناب از گیرافتادن در نقاط بهینهٔ محلی[3]است. گفتنی است $\vec{C}$ برخلاف $\vec{A}$ به‌صورت خطی کاهش نمی‌یابد و باعث افزایش قدرت اکتشاف نه‌تنها در طول تکرارهای اولیه، بلکه در تکرارهای نهایی می‌شود. بنابراین، این مؤلفه در جلوگیری از به‌دام‌افتادن در نقاط بهینهٔ محلی، به‌ویژه در تکرارهای نهایی، بسیار مفید است.

۵- الگوی پیشنهادی پیش‌بینی ریزش

در این مقاله یک رویکرد یادگیری جمعی مبتنی‌بر هوش ازدحامی را برای حل مسئلهٔ پیش‌بینی ریزش مشتری در صنعت مخابرات همراه ارائه می‌کنیم. مراحل کلی رسیدگی به این مسئله با استفاده از روش‌های یادگیری ماشین در شکل (۱) نشان داده شده‌است. این روش شامل چهار مرحلهٔ اصلی شامل پیش‌پردازش داده‌ها، انتخاب ویژگی،

[1] Exploration
[2] Exploitation
[3] Local Optima

آموزش و اعتبارسنجی الگوی یادگیری ماشین و در نهایت، ارزیابی عملکرد الگوی آموزش‌دیده با استفاده از زیرمجموعهٔ آزمون است. جزئیات هر مرحله را در بخش‌های زیر شرح می‌دهیم.

۵-۱- پیش‌پردازش داده‌ها

پیش‌پردازش داده‌ها مجموعه‌ای از عملیات است که بر روی داده‌های خام اعمال می‌شود تا آن را برای فرایند یادگیری ماشین آماده کند. این مرحله از اهمیت بالایی برخوردار است، زیرا تأثیر مستقیمی بر عملکرد الگوریتم‌های پیش‌بینی ریزش مشتری دارد و مرحله پیش‌پردازش با کیفیت پایین، دقت پیش‌بینی‌ها را کاهش می‌دهد. مرحلهٔ پیش‌پردازش شامل مراحل مختلفی است که شامل حذف ویژگی‌های نامربوط، مدیریت داده‌های ناموجود، تبدیل ویژگی‌های رسته‌ای به عددی، مقیاس‌بندی ویژگی‌ها در یک محدودهٔ مشخص و رسیدگی به عدم تعادل داده‌هاست. در ادامه، به توضیح هریک از این مراحل می‌پردازیم.

۵-۱-۱- حذف ویژگی‌های نامربوط

در این مرحله داده‌های مربوط به ویژگی‌های نامرتبط مانند شناسهٔ یکتای هر مشتری که دارای مقادیر منحصربه‌فرد برای هر مشترک است، حذف می‌شوند. این داده‌ها هویت مشتریان را نشان می‌دهند و هیچ ارتباطی با خروجی موردنظر الگوریتم یادگیری ماشین، یعنی پیش‌بینی ریزش مشتری ندارند.

۵-۱-۲- مدیریت داده‌های ناموجود

هر دو مجموعه‌دادهٔ IBM_Telco و Duke_Cell2Cell مقادیری از دست رفته در برخی از ویژگی‌ها دارند که باید پیش‌از آموزش الگوی یادگیری ماشین به آنها رسیدگی شود. به‌طور مشخص، مجموعه‌داده IBM_Telco دارای یازده نمونه با مقادیر ناموجود در ویژگی « Total Charges» است که باتوجه‌به‌این‌که تعدادشان کمتر از ۵٪ از کل نمونه‌های این مجموعه‌داده است، آن‌ها را حذف می‌کنیم [۴۲]. همچنین، در مورد مجموعه‌دادهٔ Duke_Cell2Cell، پانزده ویژگی با مقادیر ناموجود وجود دارد. ازآنجاکه درصد نمونه‌هایی با مقادیر ناموجود در چهارده ویژگی کمتر از پنج درصد است، نمونه‌های مربوط به آن‌ها را حذف می‌کنیم و برای ویژگی «HandsetPrice»، که شامل ۲۸۹۸۲ نمونه با مقادیر ناموجود است، این مقادیر را با مقدار متوسط این ویژگی (یعنی ۵۶/۳۴) جایگزین می‌کنیم. به‌این‌ترتیب، ۴۹۷۷۶ نمونه در مجموعه‌داده Duke_Cell2Cell باقی خواهدماند که برای آموزش الگوی پیش‌بینی ریزش استفاده خواهندشد.

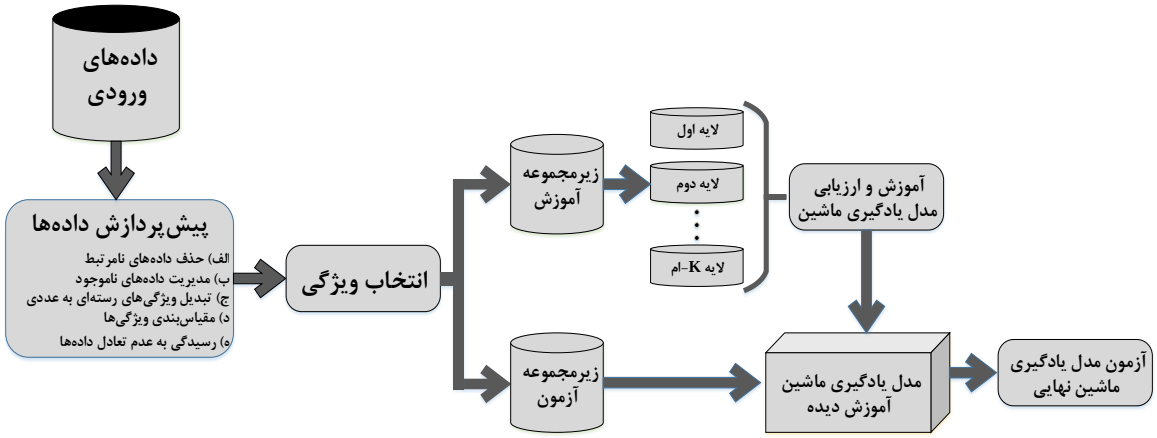
۵-۱-۳- تبدیل ویژگی‌های رسته‌ای به عددی

در این مرحله داده‌های ویژگی‌های مختلف به گونه‌ای تبدیل می‌شوند که بتوان از آنها برای آموزش الگوی پیش‌بینی ریزش مشتری به‌درستی استفاده کرد. در این راستا، نخست، ویژگی‌های رسته‌ای با دو مقدار (یعنی بله/ خیر، مذکر/ مونث و شناخته‌شده/ ناشناس) را با استفاده از روش رمزگذاری برچسب به مقادیر عددی تبدیل می‌کنیم. به‌طور مشخص، در مجموعه‌داده IBM_Telco مقادیر بله و خیر در ویژگی‌های «Partner»، «Dependents»، «PhoneService"»، «PaperlessBilling» و «Churn» به‌ترتیب با مقادیر یک و صفر جایگزین می‌شوند؛ همچنین، در ویژگی «جنسیت»، مقادیر مرد و زن را به یک و صفر تبدیل می‌کنیم؛ علاوه‌بر این، در مورد مجموعه‌دادهٔ Duke_Cell2Cell، نیز همین فرایند برای ویژگی‌های رسته‌ای اعمال می‌شود؛ سپس، با استفاده از روش One Hot Encoding (OHE) ویژگی‌های باقی‌مانده با بیش از دو مقدار رسته‌ای را به بردارهای دودویی با اندازهٔ N تبدیل می‌کنیم. گفتنی است در این مرحله ویژگی «ServiceArea» در مجموعه‌دادهٔ Duke_Cell2Cell را به‌دلیل‌این‌که دارای ۷۴۴ مقدار منحصربه‌فرد است، حذف می‌کنیم، زیرا تبدیل آن با روش OHE منجر به بردارهای دودویی با ابعاد بالا، و در نتیجه، افزایش پیچیدگی و کاهش کارایی فرایند آموزش الگوی پیش‌بینی ریزش‌می‌شود.

۵-۱-۴- مقیاس‌بندی ویژگی‌ها

در این مرحله، ویژگی‌های هر دو مجموعه‌دادهٔ IBM_Telco و Duke_Cell2Cell با استفاده از رابطهٔ (۱) به محدودهٔ [۰ ۱] نرمال می‌شوند. به‌این‌ترتیب، اهمیت همهٔ ویژگی‌ها در الگوی پیش‌بینی به‌طور تقریبی برابر می‌شود و فرایند آموزش به‌نسبت ساده‌تر و با کیفیت‌تر خواهدبود.

$$x_{normal} = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \qquad (۱)$$



(شکل-۱): مراحل کلی پیش‌بینی ریزش مشتری با استفاده از الگوی یادگیری ماشین
(Figure-1): Overall steps of customer churn prediction using machine learning model

۵-۱-۵- متعادل‌سازی مجموعه‌های داده

همان‌طورکه در جدول (۱) مشاهده شد، تعداد کم نمونه‌های ریزش در مقایسه با نمونه‌های بدون ریزش در هر دو مجموعه‌داده IBM_Telco و Duke_Cell2Cell، آن‌ها را به‌شدت نامتعادل می‌کند؛ که می‌تواند بر مرحلهٔ آموزش الگوی پیش‌بینی ریزش مشتری تأثیر منفی بگذارد [۱۰, ۴۳]. نمونه‌گیری تصادفی کاهشی و نمونه‌برداری تصادفی افزایشی، دو روش اصلی به‌منظور کاهش اثرات عدم‌تعادل در مجموعه‌داده‌های نامتعادل هستند [۷, ۲۰, ۲۸, ۳۷, ۴۴]. روش‌های نمونه‌برداری تصادفی کاهشی، همان‌طورکه از نامشان پیداست، تلاش می‌کنند با حذف تصادفی برخی از نمونه‌های طبقهٔ اکثریت (نمونه‌هایی از مشتریان ریزش نکرده) مجموعه‌داده‌ها را متعادل کنند. بااین‌حال، این روش می‌تواند کارایی الگوی پیش‌بینی نهایی را کاهش دهد، زیرا برخی از داده‌های مفید نیز ممکن است در طول این فرایند حذف شوند. از سوی دیگر، هدف روش‌های نمونه‌برداری تصادفی افزایشی، کاهش مشکل عدم‌تعادل مجموعه‌داده‌ها با افزودن نمونه‌های طبقهٔ اقلیت (نمونه‌های طبقهٔ ریزش‌کرده) به مجموعه‌داده است. نتایج پژوهش‌های انجام‌شده در خصوص استفاده از روش‌های نمونه‌برداری تصادفی به‌منظور متعادل‌سازی مجموعه‌داده‌های ریزش مشتریان، نشان داده‌اند که روش‌های نمونه‌برداری تصادفی افزایشی به‌طور معمول به نتایج بهتری درخصوص دقت الگوی پیش‌بینی نهایی نسبت به نوع نمونه‌برداری تصادفی کاهشی دست می‌یابند، اما باید توجه کرد که این روش‌ها می‌توانند خطر برازش بیش‌ازحد در مرحلهٔ آموزش الگوی پیش‌بینی را افزایش دهند [۴۵]. باتوجه‌به مطالب بالا، در این پژوهش از روش نمونه‌برداری تصادفی افزایشی به‌منظور متعادل‌سازی مجموعه‌داده‌های IBM_Telco و Duke_Cell2Cell استفاده می‌کنیم. همچنین، به‌منظور دفع خطر امکان رخداد بیش‌برازش در مرحلهٔ آموزش الگوی یادگیری ماشین از روش اعتبارسنجی متقابل ده‌لایه در روش پیشنهادی بهره می‌بریم.

۵-۲-انتخاب ویژگی و بهینه‌سازی ابرشاخص‌ها

اگرچه پس از مرحلهٔ پیش‌پردازش، داده‌ها برای استفاده در فرایند آموزش الگوی یادگیری ماشین آماده می‌شوند، اما وجود ویژگی‌های نوفه‌ای و زائد در مجموعه‌داده‌ها، همچنان می‌تواند بر عملکرد الگوی یادگیری ماشین تأثیر منفی بگذارد. بنابراین، مرحلهٔ انتخاب ویژگی که فرایند یافتن زیرمجموعه‌ای از ویژگی‌های مؤثر است، به‌طور معمول روی داده‌های ازپیش‌پردازش‌شده انجام می‌شود. انتخاب ویژگی مزایای متعددی را برای افزایش کارایی الگوی پیش‌بینی فراهم می‌کند، زیرا فرایند آموزش الگوی یادگیری ماشین بر روی یک زیرمجموعهٔ مؤجز از ویژگی‌های غنی از اطلاعات منجر به یادگیری با کیفیت بالا می‌شود و از برازش بیش‌ازحد آن بر روی مجموعهٔ گسترده‌ای از ویژگی‌های نامربوط اضافی جلوگیری می‌کند [۴۱]. علاوه‌بر این، کاهش تعداد ویژگی‌ها، تفسیرپذیری الگوی توسعه‌یافته را افزایش می‌دهد و شرکت‌های مخابراتی را قادر می‌سازد ریشه‌های اصلی مشکلات را بهتر درک کنند و سیاست‌های مقابلهٔ مؤثری طراحی کنند.

فنون انتخاب ویژگی به‌طور کلی به دو دستهٔ روش‌های صافی (فیلتر)[1] و بسته‌بندی[2] تقسیم می‌شوند. روش‌های صافی (فیلتر)، زیرمجموعه‌ای از ویژگی‌های مناسب را باتوجه‌به نتایج به‌دست‌آمده از برخی معیارهای

[1] Filter Methods
[2] Wrapper Methods

آماری مانند امتیاز فیشر[1] [۴۶] انتخاب می‌کنند. به عبارت دیگر، در روش‌های فیلتر، ویژگی‌ها بدون درنظرگرفتن تأثیر واقعی آن‌ها بر عملکرد الگوی پیش‌بینی انتخاب می‌شوند. در مقابل، در روش‌های بسته‌بندی بازخوردی از کیفیت نتایج پیش‌بینی الگوی یادگیری ماشین به زیرمجموعه انتخابی ویژگی‌های ورودی وجود دارد. در روش‌های بسته‌بندی به‌طور معمول از یک الگوریتم بهینه‌سازی فراابتکاری به‌منظور یافتن زیر مجموعه‌ای از ویژگی‌ها که منجر به بالاترین عملکرد در الگوی یادگیری ماشین می‌شوند، استفاده می‌شود.

در این پژوهش ما از روش بسته‌بندی با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری به‌عنوان یک روش فراابتکاری مبتنی‌بر هوش ازدحامی به‌منظور یافتن مؤثرترین ویژگی‌ها و همچنین یافتن مقادیر بهینه ابرشاخص‌های الگو شامل ضرایب وزنی هریک از یادگیرندگان پایه در مرحلهٔ نهایی تجمیع آرا استفاده می‌کنیم. شکل (۲) نحوهٔ بازنمایی راه‌حل‌ها برای انتخاب ویژگی‌های بهینه به‌وسیلهٔ الگوریتم گرگ خاکستری را نشان می‌دهد.

F_1	F_2	...	F_n	w_1	w_2	...	w_6

(شکل-۲): بازنمایی راه‌حل‌ها در الگوریتم بهینه‌سازی خاکستری‌گرگ

(Figure-2): Solution representation in GWO algorithm

در این شکل F_1 تا F_n مقادیر دودویی هستند که وجود یا عدم‌وجود هر ویژگی در فرایند آموزش الگوی یادگیری ماشین را تعیین می‌کنند. به عبارت دیگر، چنانچه F_i برابر با یک باشد، یعنی ویژگی i-ام در فرایند آموزش حضور دارد و چنانچه مقدار F_i برابر با صفر باشد، ویژگی i-ام از فرایند آموزش حذف می‌شود. همچنین، مقادیر w_1 تا w_6 مقادیر وزنی مربوط به خروجی هریک از یادگیرندگان پایه هستند که در بخش بعد به توضیح عملکرد آن‌ها می‌پردازیم.

۵-۳- آموزش الگوی یادگیری ماشین

در این مرحله، نخست ساختار الگوی یادگیری ماشین موردنظر جهت پیش‌بینی ریزش مشتریان را طراحی کرده، سپس به آموزش و اعتبارسنجی این الگو می‌پردازیم. همان‌طورکه در بالا گفته‌شد، باتوجه‌به عملکرد مناسب الگوریتم‌های یادگیری جمعی در حل مسئلهٔ پیش‌بینی ریزش مشتریان، در این پژوهش ما یک الگوی یادگیری جمعی دوسطحی مبتنی‌بر روش انباشتگی را پیشنهاد می‌کنیم که از شش الگوی یادگیری پایه شامل MLP، SVM-RBF، DT، NB، KNN، و LR در هر سطح استفاده می‌کند. ساختار این الگوی پیشنهادی در شکل (۳) نشان داده شده‌است. همان‌طورکه در این شکل مشاهده می‌شود، برای دست‌یابی به نتایج با کیفیت بالا در الگوی پیشنهادی، در مجموع، از نظرات ترکیب‌های مختلف از یادگیرندگان پایه استفاده شده‌است و در نهایت، نتایج حاصل از آن‌ها به کمک روش میانگین وزن‌دار آرا تجمیع می‌شوند.

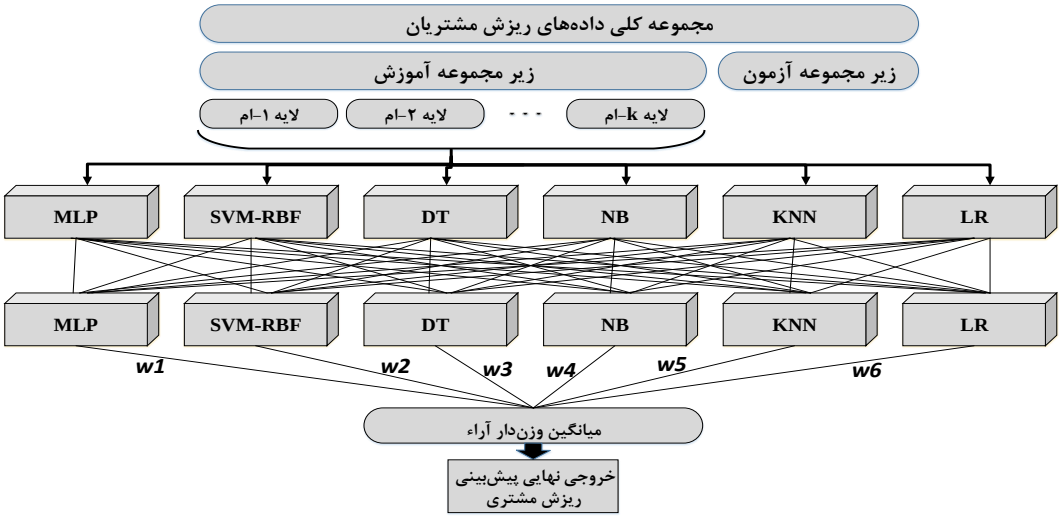
به‌منظور آموزش الگوی یادگیری جمعی پیشنهادی، نخست هریک از مجموعه‌داده‌های ریزش مشتریان را با استفاده از روش برون‌گذاری[2] به دو زیرمجموعهٔ آموزش و آزمون با نسبت هفتاد به سی درصد تقسیم می‌کنیم. سپس، به‌منظور بهره‌گیری از روش اعتبارسنجی متقابل k-لایه، زیرمجموعه آموزش را به ده زیربخش مساوی تقسیم می‌کنیم. جدول (۲) شبه‌رمز مربوط به مراحل آموزش الگوی یادگیری جمعی پیشنهادی را نشان می‌دهد که به کمک الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری عملیات انتخاب ویژگی و یافتن مقادیر بهینه برای وزن‌های یادگیرندگان پایه را به‌طور هم‌زمان انجام می‌دهد. مطابق شبه‌رمز نشان داده‌شده، نخست، شاخص‌های اولیهٔ الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری شامل اندازهٔ جمعیت و بیشینهٔ تعداد تکرارها و همچنین، مقادیر شاخص‌های تابع برازش شامل وزن‌های W_A، W_R، W_P و W_{F1} را مشخص می‌کنیم.

سپس، در دور آغازین هریک از عامل‌های جستجوی جمعیت اولیه را به‌صورت تصادفی مقداردهی اولیه کرده و اعداد تصادفی $\vec{a}$، $\vec{r}_1$ و $\vec{r}_2$ را تعیین و از روی آن‌ها مقادیر $\vec{A}$ و $\vec{C}$ را بر اساس روابط (۴) و (۵) محاسبه می‌کنیم. سپس، برای هریک از عامل‌های جستجو مقدار تابع برازش را مطابق با رابطهٔ (۱۲) محاسبه کرده و پس‌از مرتب‌سازی مقادیر به‌دست‌آمده، اولین، دومین و سومین عامل جستجو با بهترین مقادیر برازش را به‌ترتیب $\vec{X}_\alpha$، $\vec{X}_\beta$ و $\vec{X}_\delta$ می‌نامیم.

$$\text{Fitness} = W_A \times Accuracy + W_R \times Recall + W_P \times Precision + W_{F1} \times F1\_score \quad (۱۲)$$

[1] Fisher Score

[2] Hold-Out



(شکل-۳): ساختار الگوی یادگیری جمعی دوسطحی مبتنی‌بر روش انباشتگی پیشنهادی

(Figure-3): Structure of the proposed two level ensemble learning model based on the stacking method

همان‌طورکه در رابطهٔ (۱۳) مشاهده می‌شود، تابع برازش در الگوریتم GWO به گونه‌ای تعریف شده‌است که کاربر می‌تواند قدرت هریک از معیارهای صحت، یادآوری، دقت و امتیاز F_1 را با تغییر مقادیر وزن‌های W_A ، W_R ، W_P و W_{F1} بر اساس اهداف و سیاست‌های موردنظر شرکت مخابراتی تنظیم کند. در ادامه الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری، در یک حلقهٔ تکرار تا زمانی که به بیشینهٔ تعداد تکرارهای تعیین‌شده برسد، موقعیت هریک از عامل‌های جستجو را بر اساس روابط (۵) تا (۱۱) به‌روزرسانی می‌کند؛ سپس مطابق با مجموعهٔ ویژگی‌ها و وزن‌های انتخاب‌شده به‌وسیلهٔ هریک از عوامل جستجو، هریک از یادگیرندگان پایه را بر روی k-1 لایه آموزش داده و نتایج حاصل از آن را بر روی لایهٔ باقی‌مانده ارزیابی می‌کنیم. پس‌از این مرحله، دوباره مقادیر تصادفی $\vec{a}$ ، $\vec{r}_1$ ، $\vec{r}_2$ ، $\vec{A}$ و $\vec{C}$ تعیین‌شده و مقدار تابع برازش برای هریک از عوامل جستجو مطابق با رابطهٔ (۱۳) محاسبه و سه عامل برتر ($\vec{X}_\alpha$ ، $\vec{X}_\beta$ و $\vec{X}_\delta$) مشخص می‌شوند. در نهایت با اتمام تعداد دورهای تعیین‌شده، بهترین راه‌حل ($\vec{X}_\delta$) به‌عنوان جواب بهینه که زیرمجموعه‌ای از ویژگی‌های برتر و همچنین وزن‌های بهینه را در عملیات میانگین‌گیری نهایی مشخص می‌کند، تعیین می‌شود.

۵-۴- ارزیابی عملکرد الگوی آموزش‌دیده بر روی زیرمجموعهٔ آزمون

برای ارزیابی الگوی یادگیری ماشین پیشنهادی، عملکرد آن را در پیش‌بینی ریزش مشتری بر روی زیرمجموعهٔ آزمون که شامل داده‌های تاکنون دیده نشده‌است، با استفاده از معیارهای مختلف صحت، یادآوری، دقت و امتیاز F_1 بررسی می‌کنیم. چهار معیار بالا که در روابط (۱۴) تا (۱۷) تعریف شده‌اند، با استفاده از اطلاعات جمع‌آوری‌شده به‌وسیلهٔ ماتریس درهم‌ریختگی محاسبه می‌شوند؛ که در جدول (۳) نشان داده شده‌است.

(جدول-۲): شبه‌رمز مربوط به مراحل آموزش الگوی یادگیری جمعی پیشنهادی به همراه الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری

(Table-2): Psudo code of the proposed ensemble learning model along with the GWO algorithm

Inputs:

et GWO and Fitness function parameters: PopSize, MaxIter, W_A, W_R, W_P, and W_{F1}

Output:

)ptimized features and weights of each base learner

GWO algorithm:

1. t = 0 (initial population)
2. Initialize a population of wolves (search agents) $\vec{X}_p$ (p=1,2,…,PopSize)
3. Initilize $\vec{a}$, $\vec{r}_1$, $\vec{r}_2$, $\vec{A}$, and $\vec{C}$
. Calculate the fitness function for each search agent according to Eq. 13
5. $\vec{X}_\alpha$ =the best search agent
6. $\vec{X}_\beta$ =the second-best search agent
7. $\vec{X}_\delta$ =the third best search agent
8. ***while*** ($t \le$ MaxIter)
9. ***for*** each search agent
10. Update the position of each search

agent using Eq. 6 to Eq. 12
11. ***end***
12. ***for*** each search agent
13. ***for*** each base-learner
14. ***for*** *k*=1: K-fold
the classifier on K-1 folds, and evaluate on the remaining fold
16. ***end***
17. ***end***
19. ***end***
20. Update $\vec{a}$, $\vec{r}_1$, $\vec{r}_2$, $\vec{A}$, and $\vec{C}$
Calculate the fitness function for each search agent according to Eq. 13
22. Update $\vec{X}_\alpha$, $\vec{X}_\beta$, and $\vec{X}_\delta$
23. *t* = *t*+1
24. ***end while***
25. Return the global best search agent ($\vec{X}_\alpha$)

(جدول-۳): ماتریس درهم‌ریختگی برای ارزیابی الگوی پیش‌بینی ریزش مشتری

(Table-3): Confusion matrix for evaluation of customer churn prediction model

طبقهٔ پیش‌بینی / طبقهٔ واقعی	ریزش‌کرده	ریزش‌نکرده
ریزش‌کرده	مثبت صحیح (TP)	منفی کاذب (FN)
ریزش‌نکرده	مثبت کاذب (FP)	منفی صحیح (TN)

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (۱۳)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (۱۴)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (۱۵)$$

$$F1\_Score = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (۱۶)$$

همان‌طورکه در جدول (۳) مشاهده می‌شود، مثبت صحیح (TP) شامل نمونه‌هایی از زیرمجموعهٔ آزمون است که طبقهٔ واقعی آنها متعلق به طبقهٔ ریزش‌کرده و الگوی پیش‌بینی ریزش مشتری نیز طبقهٔ آن‌ها را به‌درستی پیش‌بینی کرده‌است؛ و مثبت کاذب (FP) نیز شامل نمونه‌هایی که طبقه واقعی آن‌ها متعلق به طبقه ریزش‌نکرده است، ولی الگوی پیش‌بینی به اشتباه آن‌ها را در طبقه ریزش‌کرده قرار داده‌است. همچنین منفی صحیح (TN) شامل نمونه‌هایی از زیرمجموعه آزمون است که در طبقه واقعی ریزش‌نکرده قرار دارند و الگوی پیش‌بینی نیز به درستی آن‌ها را در طبقهٔ ریزش‌نکرده قرار داده‌است؛ و منفی کاذب (FN) نمونه‌هایی را در بر می‌گیرد که طبقهٔ واقعی آن‌ها به طبقهٔ ریزش‌کرده تعلق دارد، ولی الگوی پیش‌بینی طبقه آن‌ها را اشتباه تشخیص داده و آن‌ها را در طبقهٔ ریزش‌نکرده قرار داده‌است. علاوه‌بر چهار معیار بالا، به‌منظور ارزیابی عملکرد الگوی پیشنهادی در تشخیص طبقه‌های مثبت و منفی، معیار مساحت زیرمنحنی (AUC) را نیز بر روی نتایج به‌دست‌آمده از زیرمجموعهٔ آزمون محاسبه می‌کنیم. معیار AUC مساحت زیرنمودار مشخصهٔ عملکرد (ROC[1]) را تعیین می‌کند. منحنی ROC، یک نمودار گرافیکی است که توانایی تشخیص یک سامانهٔ طبقه‌بند دودویی را به‌ازای مقادیر مختلف سطح آستانه نشان می‌دهد. محور عمودی در منحنی ROC، معیار نرخ مثبت صحیح (TPR[2]) و محور افقی آن، معیار نرخ مثبت کاذب (FPR[3]) برای سامانه یادگیری تحت بررسی را نشان می‌دهد که تعاریف آن‌ها در روابط (۱۷) و (۱۸) نشان داده شده‌است.

$$TPR = \frac{TP}{TP + FN} \quad (۱۷)$$

$$FPR = \frac{FP}{FP + TN} \quad (۱۸)$$

هرچه مقدار مساحت زیر نمودار ROC (یعنی مقدار AUC) یک الگوی یادگیری ماشین بالاتر باشد، نشان‌دهندهٔ عملکرد بهتر آن الگو در تشخیص هر دو طبقهٔ ریزش‌کرده و ریزش‌نکرده است.

۶-نتایج پیاده‌سازی الگوی پیشنهادی

در این بخش به‌منظور بررسی و مقایسه عملکرد الگوی پیش‌بینی ریزش مشتری پیشنهادی، نتایج حاصل از پیاده‌سازی آن را با استفاده از زبان برنامه‌نویسی پایتون ۳.۱۰.۸ ارزیابی می‌کنیم.

۶-۱-تعیین مقادیر شاخص‌ها

جدول (۴) مقادیر شاخص‌های استفاده‌شده در فرایند شبیه‌سازی، الگوی ارائه‌شده را نشان می‌دهد که به‌صورت تجربی تنظیم شده‌اند. همان‌طورکه در این جدول مشاهده می‌شود، تعداد بیشینهٔ تکرارها و اندازهٔ جمعیت اولیه در الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری به‌ترتیب برابر با صد تکرار و پنجاه راه‌حل تصادفی اولیه انتخاب شده‌اند.

[1] Receiver Operating Characteristic
[2] True Positive Rate
[3] False Positive Rate

(جدول-۴): مقادیر شاخص‌ها جهت شبیه‌سازی الگوی پیشنهادی

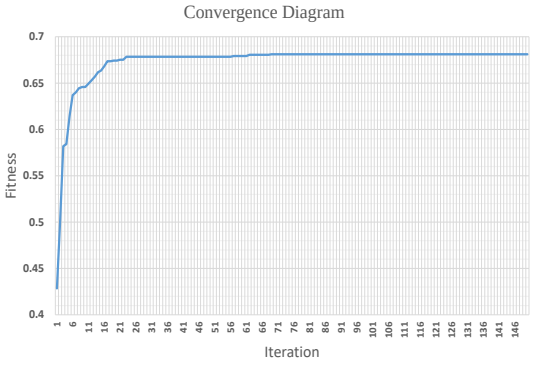
(Table-4): Parameters values for proposed model simulation

شاخص	مقدار
بیشینهٔ تکرارها	۱۰۰
اندازهٔ جمعیت اولیه	۵۰
تعداد لایه‌های MLP	۳
تابع فعال‌سازی MLP	Sigmoid
تابع هستهٔ SVM	RBF
تعداد لایه‌ها در روش اعتبارسنجی (K)	۱۰
وزن معیار صحت در تابع برازش (W_A)	۰/۲۵
وزن معیار یادآوری در تابع برازش (W_R)	۰/۲۵
وزن معیار دقت در تابع برازش (W_P)	۰/۲۵
وزن معیار F_1 در تابع برازش (W_{F1})	۰/۲۵

همچنین، برای الگوی MLP در الگوی یادگیری جمعی پیشنهادی، یک شبکهٔ عصبی سه‌لایه با تابع فعال‌سازی سیگموئید و تابع هسته در الگوی SVM از نوع RBF درنظرگرفته‌شده‌است. به‌علاوه، تعداد لایه‌های درنظرگرفته‌شده برای روش اعتبارسنجی متقابل برابر با ده لایه است و مقادیر وزن‌های معیارهای صحت، یادآوری، دقت و امتیاز F_1 در تابع برازش به‌صورت برابر با ۰/۲۵ انتخاب شده‌اند.

۶-۲-آموزش الگوی یادگیری جمعی پیشنهادی

پس از تعیین مقادیر شاخص‌ها، نسبت به آموزش الگوی پیشنهادی مطابق با الگوریتم نشان‌داده‌شده در جدول (۲) اقدام می‌کنیم. شکل (۴) نمودار همگرایی الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری را نشان می‌دهد.



(شکل-۴): نمودار همگرایی الگوریتم گرگ خاکستری

(Figure-4): Convergence diagram of GWO algorithm

جداول (۵) تا (۸) به‌ترتیب ویژگی‌های انتخاب‌شده و وزن‌های بهینه را برای هریک از یادگیرندگان پایه در هریک از مجموعه‌داده‌های IBM_Telco و Duke_Cell2Cell که به‌وسیلهٔ الگوریتم GWO به‌دست‌آمده‌اند، نمایش می‌دهند.

همان‌طورکه در جدول (۵) دیده‌می‌شود، ۱۱ ویژگی از ۲۱ ویژگی موجود در مجموعه‌داده IBM_Telco به‌وسیلهٔ الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری به‌عنوان ویژگی‌های مؤثر در پیش‌بینی ریزش مشتری انتخاب شده‌اند. همچنین، جدول (۶) ضرایب وزنی تعیین‌شده برای هریک از یادگیرندگان پایه را نشان می‌دهد که در آن شبکهٔ عصبی پرسپترون چندلایه دارای بیشترین ضریب و طبقه‌بند بیز ساده دارای کمترین ضریب است.

(جدول-۵): ویژگی‌های انتخاب‌شده به‌وسیلهٔ الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری برای مجموعه‌داده IBM_Telco

(Table-5): Selected features by grey wolf optimization algorithm for IBM_Telco dataset

ردیف	ویژگی
۱	Contract
۲	Internet Service
۳	Monthly Charges
۴	Online Backup
۵	Online Security
۶	Paperless Billing
۷	Phone Service
۸	Senior Citizen
۹	Tech Support
۱۰	Tenure
۱۱	Total Charges

(جدول-۶): مقادیر وزن‌های یادگیرندگان پایهٔ تعیین‌شده به‌وسیلهٔ الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری برای IBM_Telco

(Table-6): Optimum weights of base learners determined by gray wolf optimization algorithm for IBM_Telco

وزن یادگیرندگان پایه	مقدار
Weight of MLP (w_1)	۰.۷۱
Weight of SVM (w_2)	۰.۶۷
Weight of DT (w_3)	۰.۵۹
Weight of NB (w_4)	۰.۵۲
Weight of KNN (w_5)	۰.۵۶
Weight of LR (w_6)	۰.۶۴

همچنین، در جدول (۷) ویژگی‌های انتخاب‌شده برای پیش‌بینی ریزش مشتریان در مجموعه‌داده Duke_Cell2Cell نشان می‌دهد که پانزده ویژگی مؤثر از مجموع ۵۸ ویژگی موجود در این مجموعه‌داده به‌وسیلهٔ الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری انتخاب شده‌اند. تعداد کم ویژگی‌های انتخاب‌شده به‌وسیلهٔ الگوریتم گرگ خاکستری نشان‌دهندهٔ وجود تعداد زیادی ویژگی در مجموعه‌داده Duke_Cell2Cell است، که ارتباط ضعیفی با خروجی موردنظر (ریزش یا عدم ریزش مشتری) دارند. البته باید توجه کرد که تعداد کم ویژگی‌های ورودی در الگوی پیش‌بینی، خود یک مزیت برای شرکت مخابراتی

محسوب می‌شود، زیرا این امکان را فراهم می‌کند تا کارشناسان بازاریابی شرکت بتوانند به شکل دقیق‌تری تأثیر هریک از ویژگی‌ها را تفسیر کرده و سیاست‌های کارآمدتری برای جلوگیری از ریزش مشتریان پیش گیرند. به‌علاوه، جدول (۸) نشان می‌دهد که از میان یادگیرندگان پایه که برای پیش‌بینی ریزش مشتری در مجموعه‌دادهٔ Duke_Cell2Cell به‌کارگرفته‌شده‌اند، الگوی رگرسیون لجستیک بالاترین و الگوی درخت تصمیم پایین‌ترین ضریب وزنی را دارند.

(جدول-۷): ویژگی‌های انتخاب‌شده به‌وسیلهٔ الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری برای مجموعه‌دادهٔ Duke_Cell2Cell

(Table-7): Selected features by grey wolf optimization algorithm for Duke_Cell2Cell dataset

ردیف	ویژگی
۱	AgeHH1
۲	Credit Rating
۳	Current Equipment Days
۴	Handset Models
۵	Handset Refurbished
۶	Handsets
۷	Made Call To Retention Team
۸	Monthly Minutes
۹	Off Peak Calls In Out
۱۰	Outbound Calls
۱۱	Received Calls
۱۲	Responds To Mail Offers
۱۳	Retention Calls
۱۴	Retention Offers Accepted
۱۵	Total Recurring Charge

(جدول-۸): مقادیر وزن‌های یادگیرندگان پایهٔ تعیین‌شده به‌وسیلهٔ الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری برای Duke_Cell2Cell

(Table-8): Optimum weights of base learners determined by gray wolf optimization algorithm for Duke_Cell2Cell

وزن یادگیرندگان پایه	مقدار
Weight of MLP (w_1)	۰/۷۲
Weight of SVM (w_2)	۰/۶۶
Weight of DT (w_3)	۰/۵۱
Weight of NB (w_4)	۰/۶۱
Weight of KNN (w_5)	۰/۵۷
Weight of LR (w_6)	۰/۷۶

۶-۳-بررسی نتایج حاصل از یادگیرندگان پایه و الگوی پیشنهادی بر روی زیرمجموعهٔ آزمون

در این بخش به ارائه و تحلیل نتایج به‌دست‌آمده از یادگیرندگان پایه و همچنین، الگوی یادگیری جمعی پیشنهادی، بر روی زیرمجموعهٔ آزمون که تاکنون به‌وسیلهٔ هیچ‌یک از الگوهای یادگیری ماشین به‌کاررفته دیده نشده‌است، می‌پردازیم. در این راستا، مقادیر معیارهای متعارف برای اندازه‌گیری نحوهٔ عملکرد الگوهای یادگیری ماشین، شامل معیارهای صحت، دقت، یادآوری، امتیاز F1 و AUC، برای مجموعه‌داده‌های IBM_Telco و Duke_Cell2Cell به‌ترتیب در جداول (۹) و (۱۰) گزارش شده‌اند.

(جدول-۹): مقادیر معیارهای ارزیابی یادگیرندگان پایه و الگوی پیشنهادی در مجموعه‌دادهٔ IBM_Telco

(Table-9): Values of the evaluation metrics for base learners and proposed model in IBM_Telco dataset

الگوی پیش‌بینی	ACC	PRE	REC	F1	AUC
MLP	۷۶/۳	۵۳/۹	۷۸/۵	۶۳/۹	۸۳/۹
SVM	۷۶/۵	۵۴/۸	۷۶/۲	۶۳/۷	۸۳/۴
DT	۷۷/۱	۵۴/۵	۷۴/۸	۶۳/۱	۸۲/۷
NB	۷۴/۳	۵۱/۶	۷۶/۷	۶۱/۷	۸۲/۲
KNN	۷۵/۷	۵۴/۴	۷۱/۶	۶۱/۸	۸۲
LR	۷۵/۴	۵۳/۱	۷۹/۱	۶۳/۵	۸۴/۱
الگوی پیشنهادی	**۸۳/۷**	**۷۶/۴**	**۸۱/۲**	**۷۸/۷**	**۸۴/۸**

همان‌طورکه در جدول (۹) مشاهده می‌شود، الگوی پیشنهادی در تمام معیارها دارای برتری است؛ که این امر عملکرد مطلوب آن را در پیش‌بینی ریزش مشتریان بر روی مجموعه‌داده IBM_Telco نشان می‌دهد. علت اصلی برتری الگوی پیشنهادی به دلیل تجمیع نقاط قوت تمامی الگوهای پایه در قالب یک الگوی یادگیری جمعی دوسطحی مبتنی‌بر روش انباشتگی است.

مقادیر گزارش‌شده در جدول (۱۰) به‌وضوح نشان می‌دهند که الگوی یادگیری جمعی پیشنهادی در مجموعه‌دادهٔ Duke_Cell2Cell نیز از لحاظ تمامی معیارهای بررسی‌شده به نتایج بهتری نسبت به یادگیرندگان پایه دست می‌یابد.

(جدول-۱۰): مقادیر معیارهای ارزیابی یادگیرندگان پایه و الگوی پیشنهادی در مجموعه‌دادهٔ Duke_Cell2Cell

(Table-10): Values of the evaluation metrics for base learners and proposed model in Duke_Cell2Cell dataset

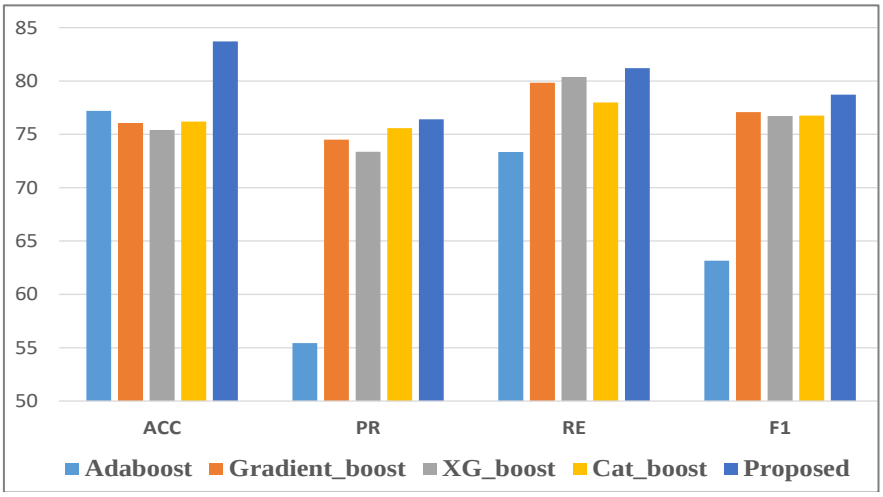
الگوی پیش‌بینی	ACC	PRE	REC	F1	AUC
MLP	۵۴/۵	۳۹/۸	۵۷/۴	۴۷	۶۰/۷
SVM	۵۴/۸	۴۱/۹	۵۴/۵	۴۷/۴	۵۸/۳
DT	۵۹/۱	۳۸/۲	۴۴/۱	۴۰/۹	۵۷/۶
NB	۵۴/۲	۳۹/۳	۵۲/۲	۴۴/۸	۵۶/۱
KNN	۵۵/۳	۳۷/۴	۴۹/۸	۴۲/۷	۵۵/۸
LR	۵۷/۹	۴۱/۶	۶۲/۴	۴۹/۹	۶۱/۲
الگوی پیشنهادی	**۷۴/۳**	**۶۴/۱**	**۶۷/۳**	**۶۵/۷**	**۶۳/۴**

۶-۴-مقایسهٔ نتایج الگوی پیشنهادی با سایر الگوهای یادگیری جمعی

در این بخش، به‌منظور انجام یک بررسی منصفانه در خصوص نحوهٔ عملکرد الگوی یادگیری جمعی پیشنهادی در این پژوهش، نتایج حاصل از آن را با سایر روش‌های یادگیری جمعی متداول شامل الگوهای Adaboost، Gradient_boost، XG_boost و Cat_boost مقایسه می‌کنیم. به این منظور مقادیر معیارهای ارزیابی عملکرد سامانه‌های یادگیری ماشین را برای هریک از الگوهای یادگیری جمعی ذکرشده محاسبه کرده و نتایج به‌دست‌آمده را برای مجموعه‌داده‌های IBM_Telco و Duke_Cell2Cell به‌صورت نمودار میله‌ای به‌ترتیب در شکل‌های (۵) و (۶) نشان داده‌ایم. همان‌طورکه در این اشکال مشاهده می‌شود، الگوی یادگیری جمعی پیشنهادشده در این پژوهش برتری محسوسی را نسبت به سایر الگوهای یادگیری جمعی نشان‌داده‌شده، به‌ویژه از لحاظ معیار صحت از خود نشان می‌دهد. دلیل اصلی این امر استفاده از یک الگوی یادگیری جمعی دوسطحی بر اساس روش انباشتگی است که شاخص‌های آن با استفاده از هوش ازدحامی بهینه‌سازی شده‌اند. همچنین، نتایج به‌دست‌آمده در این بخش مبین این نکته است که استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری در مرحلهٔ انتخاب ویژگی‌ها منجر به یافتن مجموعه ویژگی‌های مؤثری می‌شود که عملکرد الگوی پیش‌بینی ریزش مشتری را به‌شدت ارتقا می‌بخشد.

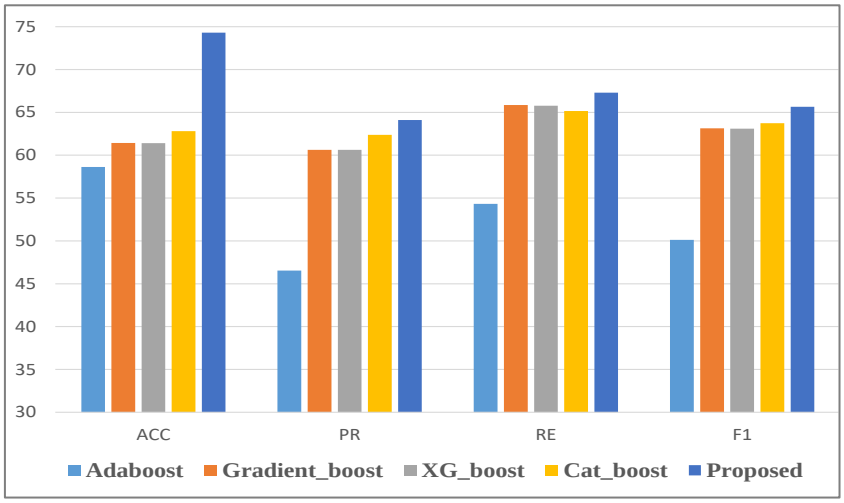
۶-۵-مقایسهٔ نتایج الگوی پیشنهادی با الگوهای ارائه‌شده در مطالعات پیشین

در قسمت پایانی از این بخش، نتایج به‌دست‌آمده را از الگوی پیشنهادی با نتایج حاصل از الگوهای ارائه‌شده در مقالات [۲۸] و [۱۹] مقایسه می‌کنیم. در این راستا، نخست، الگوهای ارائه‌شده در این مقالات را پیاده‌سازی کرده و سپس نتایج حاصل از اجرای آن‌ها را بر روی مجموعه‌داده‌های IBM_Telco و Duke_Cell2Cell، به کمک محاسبهٔ معیارهای ارزیابی بررسی می‌کنیم.



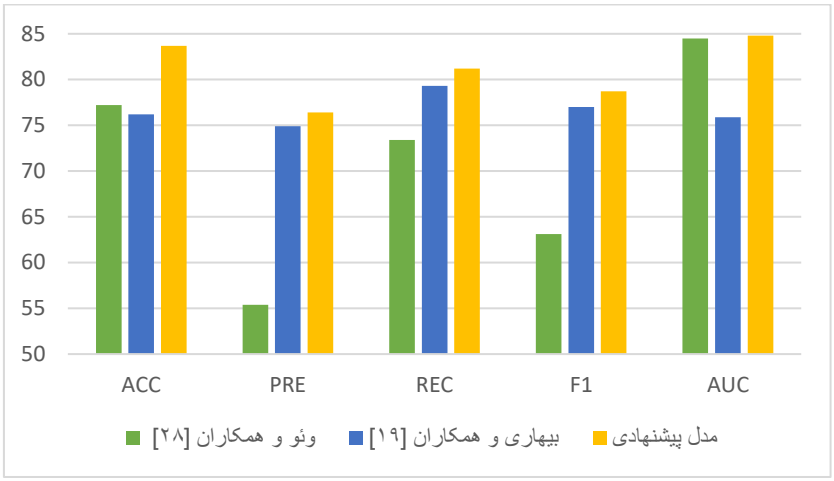
(شکل-۵): مقایسه نتایج الگوی پیشنهادی با سایر الگوهای یادگیری جمعی در مجموعه‌داده IBM_Telco

(Figure-5): Comparing the results of the proposed model with other ensemble learning models in the IBM_Telco dataset



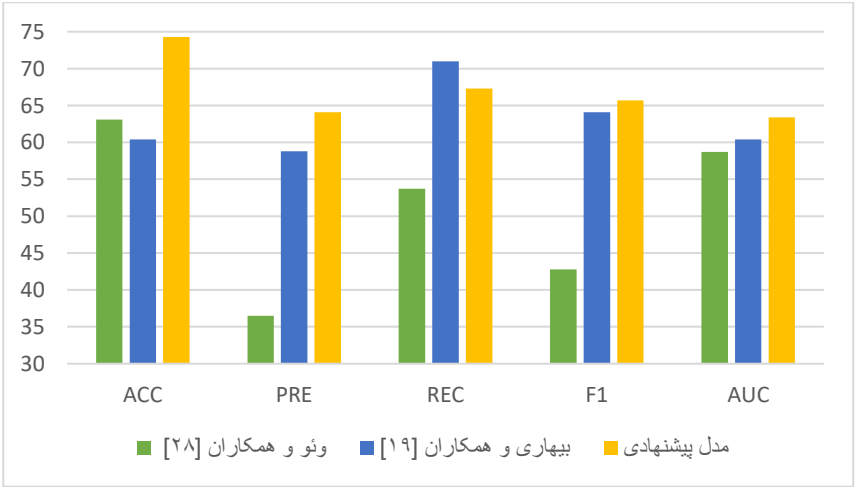
(شکل-۶): مقایسه نتایج الگوی پیشنهادی با سایر الگوهای یادگیری جمعی در مجموعه‌دادهٔ Duke_Cell2Cell

(Figure-6): Comparing the results of the proposed model with other ensemble learning models in the Duke_Cell2Cell dataset



(شکل-۷): مقایسه الگوی پیشنهادی با الگوهای ارائه شده در مطالعات پیشین بر روی مجموعه‌داده IBM_Telco

(Figure-7): Comparing the proposed model with the models presented in previous studies on the IBM_Telco dataset



(شکل-۸): مقایسه الگوی پیشنهادی با الگوهای ارائه شده در مطالعات پیشین بر روی مجموعه‌داده Duke_Cell2Cell

(Figure-8): Comparing the proposed model with the models presented in previous studies on the Duke_Cell2Cell dataset

همان‌طورکه در شکل (۷) مشاهده می‌شود، الگوی پیشنهادی در این مقاله عملکرد بهتری را از لحاظ تمامی معیارهای ارزیابی‌شده نسبت به الگوهای ارائه‌شده در مطالعات [۲۸] و [۱۹] بر روی مجموعه‌دادهٔ IBM_Telco از خود نشان می‌دهد. دلیل اصلی این امر، علاوه‌بر ساختار یادگیری جمعی دوسطحی استفاده‌شده، عملکرد مناسب الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری در انتخاب ویژگی‌های مؤثر و همچنین یافتن شاخص‌های بهینه برای وزن‌های هریک از یادگیرندگان پایه در الگوی پیشنهادی است. همچنین، شکل (۸) نشان می‌دهد که الگوی پیشنهادی ما در تمامی معیارهای ارزیابی‌شده به جز معیار یادآوری نسبت به دو الگوی دیگر دارای برتری است. البته باید توجه کرد همان‌طورکه پیشتر گفته‌شد، الگوی پیشنهادی در این پژوهش از قابلیت تنظیم وزن‌های هریک از معیارهای صحت، دقت، یادآوری و امتیاز F1 در تابع برازش الگوریتم بهینه‌سازی برخوردار است. بنابراین، چنانچه کاربری بسته به کاربرد موردنظر نیاز به افزایش قدرت معیار یادآوری را داشته‌باشد، می‌توانند با افزایش ضریب وزنی به‌صورتی تنظیم کند که منجر به افزایش این این معیار در نتایج خروجی آن شود.

۷- جمع‌بندی

در این پژوهش به مسئلهٔ پیش‌بینی ریزش مشتریان در شرکت‌های ارائه‌دهندهٔ خدمات مخابرات همراه پرداخته شده‌است. به این منظور، یک الگوی یادگیری جمعی دوسطحی مبتنی‌بر روش انباشتگی ارائه شده‌است که از یادگیرندگان پایه شامل MLP، SVM-RBF، DT، NB، KNN و LR در هر سطح بهره می‌برد. در این مقاله، همچنین، به‌منظور انتخاب ویژگی‌های مناسب برای پیش‌بینی ریزش مشتریان، از الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری استفاده شده‌است. این الگوریتم علاوه‌بر انجام فرایند انتخاب ویژگی، نسبت به تعیین ضرایب وزنی بهینه در خروجی هریک از یادگیرندگان پایه اقدام می‌کند. تابع برازش استفاده‌شده در این الگوریتم به نحوی تعریف شده‌است که کاربر می‌تواند بسته به سیاست‌های شرکت و کاربرد موردنظر، ضرایب هریک از معیارهای ارزیابی را تعیین کند. در این پژوهش به‌منظور ارزیابی عملکرد الگوی پیشنهادی، نتایج خروجی آن بر روی مجموعه‌داده‌های IBM_Telco و Duke_Cell2Cell بررسی شده‌اند. به این منظور پس از پیاده‌سازی الگوی ارائه‌شده به‌وسیلهٔ زبان برنامه‌نویسی پایتون، سه دسته آزمایش جهت ارزیابی عملکرد این الگو انجام شده و خروجی‌های به‌دست‌آمده از لحاظ معیارهای متعارف ارزیابی عملکرد سامانه‌های یادگیری ماشین شامل معیارهای صحت، دقت، یادآوری، امتیاز F1 و AUC بررسی شده‌اند. نتایج به‌دست‌آمده از آزمایش‌های انجام‌شده، به وضوح برتری الگوی ارائه‌شده نسبت به عملکرد هریک از یادگیرندگان پایه، الگوهای شناخته‌شده یادگیری جمعی شامل الگوهای Adaboost، Gradient_boost، XG_boost و Cat_boost و همچنین، دو الگوی ارائه‌شده در مطالعات پیشین بررسی‌شده را نشان می‌دهد. به‌عنوان پیشنهادهایی جهت انجام پژوهش‌های آینده در حوزهٔ ارائهٔ راه‌حل برای مسئلهٔ پیش‌بینی ریزش مشتریان، می‌توان از سایر الگوریتم‌های فراابتکاری به‌ویژه الگوریتم‌های بهینه‌سازی الهام‌گرفته‌شده از انسان[1] برای انجام فرایند بهینه‌سازی استفاده کرد. یکی از این الگوریتم‌های بهینه‌سازی جدید که می‌تواند تناسب خوبی با مسئلهٔ پیش‌بینی ریزش مشتریان داشته‌باشد، الگوریتم بهینه‌سازی معاملات بورس[2] [۴۷] است که در مطالعات آینده به آن پرداخته خواهدشد. همچنین به‌کارگیری انواع دیگر ساختارهای یادگیری جمعی و یادگیرندگان پایه از مواردی است که می‌توان در پژوهش‌های پیش‌رو به آن‌ها پرداخت.

۸- مراجع 8-Refrence

[1] W. Jianxun, "A study on customer acquisition cost and customer retention cost: Review and outlook," *INNOVATION AND MANAGEMENT*, 2012.

[2] A. Bilal Zorić, "Predicting customer churn in banking industry using neural networks," *Interdisciplinary Description of Complex Systems: INDECS*, vol. 14, no. 2, pp. 116-124, 2016.

[3] K. G. M. Karvana, S. Yazid, A. Syalim, and P. Mursanto, "Customer churn analysis and prediction using data mining models in banking industry," in *2019 International Workshop on Big Data and Information Security (IWBIS)*, 2019, pp. 33-38: IEEE.

[4] A. Keramati, H. Ghaneei, and S. M. Mirmohammadi, "Developing a prediction model for customer churn from electronic banking services using data mining," *Financial Innovation*, vol. 2, no. 1, pp. 1-13, 2016.

[1] Human-inspired Optimization Algorithms
[2] Stock Exchange Trading Optimization Algorithm

[5] J. Kaur, V. Arora, and S. Bali, "Influence of technological advances and change in marketing strategies using analytics in retail industry," *International journal of system assurance engineering and management*, vol. 11, no. 5, pp. 953-961, 2020.
[6] A. Dingli, V. Marmara, and N. S. Fournier, "Comparison of deep learning algorithms to predict customer churn within a local retail industry," *International journal of machine learning and computing*, vol. 7, no. 5, pp. 128-132, 2017.
[7] A. Idris and A. Khan, "Churn prediction system for telecom using filter–wrapper and ensemble classification," *The Computer Journal*, vol. 60, no. 3, pp. 410-430, 2017.
[8] T. Vafeiadis, K. I. Diamantaras, G. Sarigiannidis, and K. C. Chatzisavvas, "A comparison of machine learning techniques for customer churn prediction," *Simulation Modelling Practice and Theory*, vol. 55, pp. 1-9, 2015.
[9] "IBM Telco customer churn," https://www.kaggle.com/datasets/blastchar/telco-customer-churn, 2018.
[10] J. Burez and D. Van den Poel, "Handling class imbalance in customer churn prediction," *Expert Systems with Applications*, vol. 36, no. 3, pp. 4626-4636, 2009.
[11] G. Bonaccorso, *Machine learning algorithms*. Packt Publishing Ltd, 2017.
[12] D. W. Hosmer Jr, S. Lemeshow, and R. X. Sturdivant, *Applied logistic regression*. John Wiley & Sons, 2013.
[13] J. R. Quinlan, "Induction of decision trees," *Machine learning*, vol. 1, no. 1, pp. 81-106, 1986.
[14] I. Rish, "An empirical study of the naive Bayes classifier," in *IJCAI 2001 workshop on empirical methods in artificial intelligence*, 2001, vol. 3, no. 22, pp. 41-46.
[15] Z. Pawlak, "Rough sets," *International journal of computer & information sciences*, vol. 11, no. 5, pp. 341-356, 1982.
[16] C. Cortes and V. Vapnik, "Support-vector networks," *Machine learning*, vol. 20, no. 3, pp. 273-297, 1995.
[17] M. H. Hassoun, *Fundamentals of artificial neural networks*. MIT press, 1995.
[18] A. Idris, A. Khan, and Y. S. Lee, "Genetic programming and adaboosting based churn prediction for telecom," in *2012 IEEE international conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)*, 2012, pp. 1328-1332: IEEE.
[19] Y. Beeharry and R. Tsokizep Fokone, "Hybrid approach using machine learning algorithms for customers' churn prediction in the telecommunications industry," *Concurrency and Computation: Practice and Experience*, vol. 34, no. 4, p. e6627, 2022.
[20] P. Lalwani, M. K. Mishra, J. S. Chadha, and P. Sethi, "Customer churn prediction system: a machine learning approach," *Computing*, vol. 104, no. 2, pp. 271-294, 2022.
[21] S. Mirjalili, S. M. Mirjalili, and A. Lewis, "Grey wolf optimizer," *Advances in engineering software*, vol. 69, pp. 46-61, 2014.
[22] M. C. Mozer, R. Wolniewicz, D. B. Grimes, E. Johnson, and H. Kaushansky, "Predicting subscriber dissatisfaction and improving retention in the wireless telecommunications industry," *IEEE Transactions on neural networks*, vol. 11, no. 3, pp. 690-696, 2000.
[23] J. Hadden, A. Tiwari, R. Roy, and D. Ruta, "Computer assisted customer churn management: State-of-the-art and future trends," *Computers & Operations Research*, vol. 34, no. 10, pp. 2902-2917, 2007.
[24] K. Coussement and D. Van den Poel, "Churn prediction in subscription services: An application of support vector machines while comparing two parameter-selection techniques," *Expert systems with applications*, vol. 34, no. 1, pp. 313-327, 2008.
[25] P. C. Pendharkar, "Genetic algorithm based neural network approaches for predicting churn in cellular wireless network services," *Expert Systems with Applications*, vol. 36, no. 3, pp. 6714-6720, 2009.
[26] R. Yu, X. An, B. Jin, J. Shi, O. A. Move, and Y. Liu, "Particle classification optimization-based BP network for telecommunication customer churn prediction," *Neural Computing and Applications*, vol. 29, no. 3, pp. 707-720, 2018.
[27] M. Imani, "Customer Churn Prediction in Telecommunication Using Machine Learning: A Comparison Study," *AUT Journal of Modeling and Simulation*, vol. 52, no. 2, pp. 8-8, 2020.
[28] S. Wu, W.-C. Yau, T.-S. Ong, and S.-C. Chong, "Integrated churn prediction and customer segmentation framework for telco business," *IEEE Access*, vol. 9, pp. 62118-62136, 2021.
[29] "telecom churn (cell2cell)," https://www.kaggle.com/datasets/jpacse/datasets-for-churn-telecom, 2018.
[30] E. Hanif, "Applications of data mining techniques for churn prediction and cross-selling in the telecommunications industry," Dublin Business School, 2019.
[31] J. Pamina, B. Raja, S. SathyaBama, M. Sruthi, and A. VJ, "An effective classifier for predicting churn in telecommunication," *Jour of Adv Research in Dynamical & Control Systems*, vol. 11, 2019.
[32] N. I. Mohammad, S. A. Ismail, M. N. Kama, O. M. Yusop, and A. Azmi, "Customer churn prediction in telecommunication industry using machine learning classifiers," in *Proceedings of the 3rd international conference on vision, image and signal processing*, 2019, pp. 1-7.

[33] S. Agrawal, A. Das, A. Gaikwad, and S. Dhage, "Customer churn prediction modelling based on behavioural patterns analysis using deep learning," in *2018 International conference on smart computing and electronic enterprise (ICSCEE)*, 2018, pp. 1-6: IEEE.
[34] A. Amin, F. Al-Obeidat, B. Shah, A. Adnan, J. Loo, and S. Anwar, "Customer churn prediction in telecommunication industry using data certainty," *Journal of Business Research*, vol. 94, pp. 290-301, 2019.
[35] S. Momin, T. Bohra, and P. Raut, "Prediction of customer churn using machine learning," in *EAI International Conference on Big Data Innovation for Sustainable Cognitive Computing*, 2020, pp. 203-212: Springer.
[36] S. Wael Fujo, S. Subramanian, and M. Ahmad Khder, "Customer Churn Prediction in Telecommunication Industry Using Deep Learning," *Information Sciences Letters*, vol. 11, no. 1, p. 24, 2022.
[37] I. V. Pustokhina, D. A. Pustokhin, P. T. Nguyen, M. Elhoseny, and K. Shankar, "Multi-objective rain optimization algorithm with WELM model for customer churn prediction in telecommunication sector," *Complex & Intelligent Systems*, pp. 1-13, 2021.
[38] A. De Caigny, K. Coussement, and K. W. De Bock, "A new hybrid classification algorithm for customer churn prediction based on logistic regression and decision trees," *European Journal of Operational Research*, vol. 269, no. 2, pp. 760-772, 2018.
[39] V. Umayaparvathi and K. Iyakutti, "Automated feature selection and churn prediction using deep learning models," *International Research Journal of Engineering and Technology (IRJET)*, vol. 4, no. 3, pp. 1846-1854, 2017.
[40] U. Ahmed, A. Khan, S. H. Khan, A. Basit, I. U. Haq, and Y. S. Lee, "Transfer learning and meta classification based deep churn prediction system for telecom industry," *arXiv preprint arXiv:1901.06091*, 2019.
[41] A. Idris, A. Khan, and Y. S. Lee, "Intelligent churn prediction in telecom: employing mRMR feature selection and RotBoost based ensemble classification," *Applied intelligence*, vol. 39, no. 3, pp. 659-672, 2013.
[42] W. Verbeke, K. Dejaeger, D. Martens, J. Hur, and B. Baesens, "New insights into churn prediction in the telecommunication sector: A profit driven data mining approach," *European journal of operational research*, vol. 218, no. 1, pp. 211-229, 2012.
[43] Y. Xie, X. Li, E. Ngai, and W. Ying, "Customer churn prediction using improved balanced random forests," *Expert Systems with Applications*, vol. 36, no. 3, pp. 5445-5449, 2009.
[44] S. A. Qureshi, A. S. Rehman, A. M. Qamar, A. Kamal, and A. Rehman, "Telecommunication subscribers' churn prediction model using machine learning," in *Eighth international conference on digital information management (ICDIM 2013)*, 2013, pp. 131-136: IEEE.
[45] N. V. Chawla, "Data mining for imbalanced datasets: An overview," *Data mining and knowledge discovery handbook*, pp. 875-886, 2009.
[46] Q. Gu, Z. Li, and J. Han, "Generalized fisher score for feature selection," *arXiv preprint arXiv:1202.3725*, 2012.
[47] H. Emami, "Stock exchange trading optimization algorithm: a human-inspired method for global optimization," *The Journal of Supercomputing*, vol. 78, no. 2, pp. 2125-2174, 2022.

بیژن مرادی مدرک کارشناسی خود در رشته برق مخابرات را از دانشگاه امام حسین و مدرک کارشناسی ارشد خود در رشتهٔ صنایع گرایش مدیریت سامانه (سیستم) و بهره‌وری از دانشگاه علم و صنعت ایران گرفته‌است. ایشان هم‌اکنون دانشجوی دکترای رشته صنایع در دانشگاه آزاد اسلامی واحد پرند و رباط‌کریم هستند. از حوزه‌های موردعلاقهٔ ایشان می‌توان به مدیریت راهبردی (استراتژیک)، هوش مصنوعی و مسائل بهینه‌سازی اشاره کرد.

نشانی رایانامهٔ ایشان عبارت است از:

bijanmoradi53@yahoo.com

مهران خلج مدرک دکترای خود را در رشته مدیریت حرفه‌ای کسب و کار (DBA) با گرایش مدیریت استراتژی و همچنین دکترای مهندسی صنایع با گرایش تحقیق در عملیات از دانشگاه آزاد اسلامی گرفته و از سال ۱۳۷۸ تا کنون عضو هیأت علمی تمام وقت دانشگاه آزاد اسلامی بوده‌است. ایشان هم‌اکنون با مرتبهٔ علمی استادیار در دانشگاه آزاد اسلامی واحد پرند و رباط‌کریم مشغول به تدریس است. از حوزه‌های موردعلاقهٔ ایشان می‌توان به مدیریت خطر راهبردی (ریسک استراتژیک)، مدیریت دارایی‌ها و سرمایه‌گذاری، نظریهٔ تصمیم‌گیری و کاربرد تئوری فازی در تصمیم‌گیری اشاره کرد.

نشانی رایانامهٔ ایشان عبارت است از:

mkhalaj@rkiau.ac.ir

علی تقی‌زاده هرات مدرک دکترای تخصصی مهندسی صنایع را با گرایش تحقیق در عملیات از دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و تحقیقات گرفته‌است. او از سال ۱۳۷۸ تدریس خود را آغاز کرده و از سال ۱۳۸۶ عضو هیئت علمی تمام وقت دانشگاه آزاد اسلامی واحد پرند و رباط کریم است. ایشان هم‌اکنون با رتبهٔ علمی استادیار فعالیت می‌کند. حوزه‌های موردعلاقهٔ ایشان مدیریت کیفیت و تعالی سازمانی است.

نشانی رایانامهٔ ایشان عبارت است از:

taghizadeh@piau.ac.ir