فصلنامه سیستم‌های پردازشی و ارتباطی چندرسانه‌ای هوشمند
Intelligent Multimedia Processing and Communication Systems (IMPCS)
انجمن علمی تجارت الکترونیکی ایران
واحد زنجان

Summer: 2022, 3 (2), 51-62
DOR: 20.1001.1.27832570.1400.2.2.4.7

Received: 6 Apr 2022
Accepted: 23 May 2022

مقاله پژوهشی

Providing a New Approach to Identify and Detect Credit Card Fraud Using ANN – ICA

Javaad Balakudehi[1], Mohammad Tahghighi Sharabyan[2*]

1.MSc. Student, Faculty of Electrical and Computer Engineering, Zanjan Branch, Islamic Azad Universitty, Zanjan, Iran.
2. Assistant Professor, Faculty of Electrical and Computer Engineering, Zanjan Branch, Islamic Azad University, Zanjan,Iran.
(Corresponding Author) mtahghighi@yahoo.com

Abstract

Introduction: The imperialistic competition algorithm is a method in the field of evolutionary computing that deals with finding the optimal answer to various optimization problems. This algorithm provides an algorithm for solving mathematical optimization problems by mathematical modeling the socio-political evolution process. The imperialistic competition algorithm forms an initial set of possible answers. These initial answers are known as chromosomes in the genetic algorithm, particles in the particle swarm algorithm, and countries in the imperialistic competition algorithm. The imperialistic competition algorithm gradually improves these initial solutions (countries) with a special process that follows and finally provides the appropriate solution to the optimization problem. By imitating the process of the social, economic, and political evolution of countries and by mathematically modeling parts of this process, this algorithm presents operators in a regular form as an algorithm that can help solve complex optimization problems. In fact, this algorithm looks at the solutions of the optimization problem in the form of countries and tries to gradually improve these solutions during an iterative process and finally reach the optimal solution of the problem.

Method: The proposed algorithm of this article (combined algorithm of neural network and colonial competition) has used the social-political process of the imperialistic competition algorithm with mathematical modeling in order to provide a strong and efficient algorithm in the field of diagnosis optimization.

Findings: Our experiments proved that neural data classification using the transaction rejection option can lead us to a very low error rate, while we are looking for a very high detection rate. In this study, we reached an accuracy rate of 98.54, which is a higher accuracy rate compared to previous methods.

Discussion: In this research, credit card fraud detection has been done with the aim of identifying the fraud rate, increasing the accuracy, and applying the lowest system error rate using neural networks and combining it with the colonial competition algorithm. Also, effective features were extracted in the evaluation of fraud detection. It can be concluded that the proposed classification system can have a very high detection performance in credit card financial transactions.

Keywords: Neural Network, Colonial Competition, Fraud, Bank Credit Card, Optimization.

فصلنامه سیستم‌های پردازشی و ارتباطی چندرسانه‌ای هوشمند
Intelligent Multimedia Processing and Communication Systems (IMPCS)
انجمن علمی تجارت الکترونیکی ایران

ارائه روشی جدید برای شناسایی و کشف تقلب در کارت‌های اعتباری با استفاده از الگوریتم ترکیبی شبکه عصبی و رقابت استعماری

تاریخ دریافت: ۱۴۰۱/۰۱/۱۷
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۱/۰۳/۰۲
دورهٔ سوم ، تابستان ۱۴۰۱
شمارهٔ دوم، صص: ۵۱-۶۲

جواد بالاکودهی[۱]، محمد تحقیقی شربیان[۲*]

۱.کارشناسی ارشد، دانشکده برق و کامپیوتر، واحد زنجان، دانشگاه آزاد اسلامی، زنجان، ایران.
۲. استادیار، گروه کامپیوتر، دانشکده برق و کامپیوتر، واحد زنجان، دانشگاه آزاد اسلامی، زنجان، ایران. (نویسنده مسئول) mtahghighi@yahoo.com

چکیده: مقاله حاضر با مدلسازی ریاضی، فرآیند اجتماعی-سیاسی الگوریتم رقابت استعماری را در جهت ارائه یک الگوریتم قوی و کارا در حوزه بهینه‌سازی تشخیص به‌کارگرفته‌است. دراین الگو از الگوریتم بهینه‌سازی برای یادگیری یک ساختار شبکه عصبی استفاده‌شده‌است. شبکه عصبی مورداستفاده در حل مسئله طبقه‌بندی دیتاهای بانکی به‌کاررفته‌است و اعمال الگوریتم رقابت استعماری به مسئله یادگیری شبکه عصبی طبقه‌بندی‌کننده نیز روش مطرح شده در کار است. ساختار ترکیبی و پلکانی مدل- مبتنی‌بر الگوی هوشمندسازی – بر اساس ساختار ارتقای سیستم پیشنهادی عمل‌می‌کند . در این پژوهش تشخیص تقلب در کارت‌های اعتباری با هدف شناسایی نرخ تقلب، بالابردن دقت و اعمال کمترین نرخ خطای سیستم با استفاده شبکه‌های عصبی و ترکیب آن با الگوریتم رقابت استعماری همراه بوده‌است؛ همچنین استخراج ویژگی‌های مؤثر در ارزیابی تشخیص تقلب از دیگر اهداف این تحقیق می‌باشد.

واژه‌های کلیدی: شبکه عصبی، رقابت استعماری، تقلب، کارت اعتباری بانکی، بهینه‌سازی.

مقدمه

امروزه تجارت الکترونیک به یکی از کانال‌های اصلی فروش در تجارت جهانی تبدیل‌شده‌است. یکی از مهمترین ارکان تجارت الکترونیک سیستم‌های پرداخت الکترونیک می‌باشد به عبارت دیگر، با گسترش تجارت الکترونیک، استفاده از سیستم‌های پرداخت الکترونیک برای خرید نیز رو به افزایش است، بدین معنا که سودمندی خدمات سیستم‌های پرداخت الکترونیک برای فروشندگان و مشتریان بر همگان محرز شده‌است.؛ اما مهمترین چالش در این امر، امنیّت تراکنش است. امروزه بهره‌گیری از فن-آوری‌های نوین در مدیریت تراکنش‌های بانکی رشد چشمگیری داشته‌است. بانک‌ها و مؤسسات مالی و اعتباری برای خدمت‌رسانی مؤثر، ناگزیر به تبدیل بانکداری سنتی به بانکداری مدرن و برخط شده‌اند. اگرچه استفاده از این سامانه‌ها باعث مدیریت بهتر فرآیند-های مالی و افزایش کارایی و سرعت خدمات‌رسانی به مشتریان این مؤسسات شده، اما مشکلات و مخاطراتی نیز به همراه داشته‌است. تقلب و سوءاستفاده مالی یکی از مشکلاتی است که این سازمان‌ها در پی پیشگیری و کاهش اثرات آن‌ها بوده‌اند. این سوءاستفاده‌ها علاوه‌بر ازدست‌رفتن منابع مالی هنگفت، منجر به کاهش اعتماد مشتریان در استفاده از این سامانه‌های بانکی مدرن و درنتیجه کاهش اثربخشی سامانه‌های مذکور در مدیریت بهینهٔ سرمایه و تراکنش‌های مالی می‌شود.

جلوگیری بهترین راه کاهش تقلب‌های بانکی است، اما افراد سودجو همواره راه‌های دیگری برای دست‌یافتن به اهداف خود پیدامی‌کنند، بنابراین روش‌های نوینی برای شناسایی تقلب مورد نیاز است و علاوه‌بر اقدامات پیشگیرانه، لزوم استفاده از روش‌های کشف و جلوگیری از ثبت نیز احساس‌می‌شود. بدیهی‌است عملیات کشف تقلب یک تراکنش مشکوک و تصمیم‌گیری در مورد آن باید تا حد ممکن قبل از ثبت تراکنش انجام‌شود، لذا ضروری‌است همه پردازش‌ها در زمان کوتاهی صورت‌گیرد. ازآنجاکه تعداد تراکنش-های ثبت‌شده در طول یک روز زیاد است و لازم است برخط مدیریت و بررسی‌شوند، در این مقاله هدف بررسی کشف تقلب کارت‌های اعتباری است و سعی‌داریم تراکنش‌های تقلبی را از طریق شبکه‌های عصبی توأم با الگوریتم رقابت استعماری و نیز استفاده از استرانژی رد تراکنش‌ها تشخیص‌دهیم.

۲. پیشینه پژوهش

در مرجع شماره ۱ به تکنیک‌های محاسباتی برای تشخیص تقلب کارت اعتباری پرداخته‌شده‌است. در این مقاله محققان به مسائل امنیتی ناشی از استفاده از کارت اعتباری آنلاین تمرکز کرده‌اند و در روش‌های کشف تقلب موجود برای اثربخشی در پرداخت، به چالش‌های کلیدی تشخیص کلاهبرداری مانند کشف زمان واقعی، مفهوم رانش، مجموعه داده‌های نامتوازن و سازگاری طبقه‌بندی پرداخته‌اند و راهکارهای جدید در تحقیقات کشف کارت‌های اعتباری نیز پیشنهادکرده‌اند[۱].

محققان در مرجع شماره ۲ با روش مقایسه‌ای به تجزیه و تحلیل پیش‌بینی‌کننده با یادگیری ماشین برای کشف کلاهبرداری از داده‌های مالی در زمان واقعی پرداخته‌اند و با بررسی فن‌آوری‌های پیشرفته مختلفی که معمولاً برای مقابله با این نوع داده‌ها استفاده-می‌شود، به مقایسه آن‌ها پرداخته و کارآمدترین و آموزنده‌ترین روش را پیشنهادمی‌کنند. [۲]

«تجزیه و تحلیل مقایسه ای شبکه عصبی و انتشار الگوریتم خوشه بندی K- در شناسایی کلاهبرداری در معاملات کارت اعتباری آنلاین» عنوان پژوهش دیگری است که به بررسی دو الگوریتم ML (یادگیری ماشین) آموزش‌داده‌شده در مجموعه داده‌های کارت اعتباری آنلاین، برای تجزیه و تحلیل و شناسایی معاملات کلاهبرداری می‌پردازد. الگوریتم‌های ML خوشه‌بندی BPNN و K-means با استفاده از زبان‌های برنامه‌نویسی پایتون طراحی و اجرا شدند. نتایج نشان‌می‌دهد که BPNN دقتی بیش از ۹۳/۱٪ در مقایسه با K- means دارد (با دقت ۷۹,۹٪) است. معیارهای دیگر مورداستفاده برای ارزیابی عملکرد آن‌ها همچنین نشان‌می‌دهد که زمان کم پیش‌بینی در K- means مزیت آن در مقابل BPNN است[۳].

مرجع شماره ۴ به بررسی جامع تکنیک‌های یادگیری ماشین و رویکردهای تأیید اعتبار کاربر برای کشف تقلب کارت اعتباری و نیز بررسی تکنیک های موجود که بیشتر مربوط به مشکل تشخیص تقلب کارت اعتباری است، پرداخته‌است. محققان بررسی خود را در دو بخش اصلی انجام‌داده‌اند: در بخش اول بر روی مطالعاتی که از مدل‌های کلاسیک یادگیری ماشینی استفاده‌می‌کنند، تمرکز شده-است. مدل‌های مذکور بیشتر از ویژگی‌های سنتی فراملی برای پیش‌بینی کلاهبرداری استفاده‌می‌کنند و به‌طور معمول به برخی خصوصیات بدنی استاتیک، مانند آنچه کاربر می‌داند (روش دانش-بنیان) یا دسترسی به او (روش مبتنی‌بر شیء) وابسته‌است. در بخش دوم بررسی تکنیک‌های پیشرفته‌تر تأیید هویت کاربر مرور-می‌شود، که از بیومتریک رفتاری برای شناسایی هویت شخص بر-اساس رفتار منحصربه‌فرد وی- در حالی که مشغول کار با دستگاه-های الکترونیک خود است- استفاده می‌کند. این رویکردها به نحوه رفتار مردم (به جای آنچه انجام‌می‌دهند) بستگی‌دارد که به‌راحتی

قابل جعل نیستند. این تحقیق با ارائه مروری بر رویکردهای فعلی و نتایج گزارش‌شده در ادبیات پژوهش، دستورالعمل آینده پژوهی جامعه را به توسعه مدل‌های دقیق‌تر، قابل‌اعتمادتر و مقیاس‌پذیرتر از تشخیص تقلب در کارت‌های اعتباری سوق‌داده‌است[۴].

۳. ساختار شبکه‌های عصبی

یک شبکه عصبی شامل اجزای سازنده لایه‌ها و وزن‌ها است. رفتار شبکه نیز وابسته به ارتباط بین اعضا است. در حالت کلی در شبکه‌های عصبی سه نوع لایه نورونی وجوددارد:

لایه ورودی: برای دریافت اطلاعات خامی که به شبکه تغذیه‌شده‌است.

لایه‌های پنهان: عملکرد این لایه‌ها به‌وسیله ورودی‌ها و وزن ارتباط بین آن‌ها و لایه‌های پنهان تعیین‌می‌شود. وزن‌های بین واحدهای ورودی و پنهان تعیین‌می‌کند که چه وقت یک واحد پنهان باید فعال‌شود.

لایه خروجی: عملکرد واحد خروجی بسته به فعالیت واحد پنهان و وزن ارتباط بین واحد پنهان و خروجی است.

شبکه‌های تک‌لایه و چندلایه‌ای نیز وجوددارند که سازمان‌دهی تک‌لایه که در آن تمام واحدها به یک‌لایه اتصال دارند، بیشترین استفاده را داشته و پتانسیل محاسباتی بیشتری نسبت به سازمان‌دهی‌های چندلایه دارد. در شبکه‌های چندلایه واحدها به‌وسیله لایه‌ها شماره‌گذاری می‌شوند (به‌جای دنبال‌کردن شماره‌گذاری سراسری). هر دولایه از یک شبکه به‌وسیله وزن‌ها و درواقع اتصالات با هم ارتباط می‌یابند.

در شبکه‌های عصبی چند نوع اتصال و یا پیوند وزنی وجوددارد: پیشرو: بیشترین پیوندها از این نوع است که در آن سیگنال‌ها تنها در یک‌جهت حرکت‌می‌کنند. از ورودی به خروجی هیچ بازخوردی (حلقه) وجود ندارد. خروجی هر لایه بر همان لایه تأثیری‌ندارد.

پس‌رو: داده‌ها از گره‌های لایه بالا به گره‌های لایه پایین باز-خورانده‌می‌شوند.

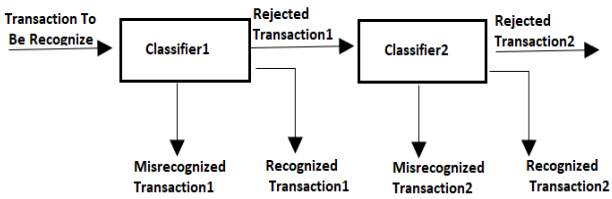
جانبی: خروجی گره‌های هر لایه به‌عنوان ورودی گره‌های همان لایه استفاده‌می‌شوند.

شبکه پرسپترون چندلایه شامل یک‌لایه ورودی، یک یا چندلایه پنهان و یک‌لایه خروجی است. برای آموزش این شبکه، معمولاً از الگوریتم پس انتشار (BP) استفاده‌می‌شود. در آموزش شبکه MLP به کمک الگوریتم یادگیری BP، ابتدا محاسبات از ورودی شبکه به‌سوی خروجی شبکه انجام‌می‌شود و سپس مقادیر خطای محاسبه‌شده به لایه‌های قبل انتشارمی‌یابد. در ابتدا، محاسبه خروجی به‌صورت لایه‌به‌لایه انجام می‌شود و خروجی هر لایه، ورودی لایه بعدی خواهد بود. در حالت پس انتشار، ابتدا لایه‌های خروجی تعدیل‌می‌شود، زیرا برای هر یک از نورون‌های لایه خروجی، مقدار مطلوبی وجوددارد و می‌تواند به کمک آن‌ها و قاعده‌های بهنگام‌سازی، وزن‌ها را تعدیل‌نمود. با وجود اینکه الگوریتم پس-انتشار خطا نتایج بسیار خوبی در حل مسائل ارائه‌داده است، اما در حل برخی از مسائل ضعیف عمل‌می‌کند که می‌تواند به دلیل طولانی‌بودن یا مشخص‌نبودن زمان یادگیری، انتخاب نامناسب ضریب یادگیری و یا توزیع تصادفی وزن‌های اولیه باشد. در برخی موارد نیز به‌دلیل وجود کمینه موضعی، فرآیند یادگیری مختل-می‌شود که به‌دلیل قرارگرفتن جواب در قسمت‌های هموار توابع آستانه دچار وقفه‌می‌شود. مراحل آموزش به کمک این الگوریتم عبارتند از: الف) اختصاص ماتریس وزن تصادفی به هریک از اتصالات، ب) انتخاب بردار ورودی و خروجی متناسب با آن، پ) محاسبه خروجی نورون در هر لایه و درنتیجه محاسبه خروجی نورون‌ها در لایه خروجی، ت) به‌هنگام سازی وزن‌ها به روش انتشار خطای شبکه به لایه‌های قبل که خطای یادشده ناشی از اختلاف بین خروجی واقعی و خروجی محاسبه‌شده‌است. ث) ارزیابی عملکرد شبکه آموزش‌دیده به‌کمک برخی شاخص‌های تعریف‌شده مانند جذر میانگین مربعات خطا (MSE) و سرانجام برگشت به قسمت پ یا پایان آموزش.

۴. رویکرد شبکه عصبی

این شبکه‌ها ابتدا با ساختار اولیه‌ای که فقط شامل ورودی و خروجی است آغاز به کارکرده و فرآیند آموزش را مطابق روش‌های معمول انجام‌می‌دهند. این فرآیند تا رسیدن به مناسب‌ترین نتیجه ممکن انجام‌می‌شود. اگر نتایج حاصل هدف مسئله را ارضاکند، فرآیند آموزش به اتمام‌رسیده‌است وگرنه باید واحد مخفی اضافه‌شود.

سناریوی اصلی کار در سیستم تشخیص طبقه‌بندی شبکه عصبی این تحقیق، با استراتژی رد به‌منظور دستیابی به کمترین نرخ خطا همراه است، درحالی‌که ما به‌دنبال بالاترین نرخ تشخیص برای تراکنش‌های مالی هستیم. این الگو تشخیص در (شکل۱) نشان‌داده‌شده‌است.



شکل ۱: ساختار تشخیص شبکه عصبی با استراتژی رد تراکنش

سیستم تشخیص شبکه عصبی، متشکل از سه لایه طبقه‌بندی است که به‌صورت سریالی به‌هم‌مرتبط می‌باشند. در سیستم تشخیص پیشنهادی ما، هر لایه از یک شبکه عصبی مصنوعی و یک (GN) برای طبقه‌بندی گروهی تشکیل‌شده‌است. (شکل ۱) هر طبقه‌بندی گروهی (MANNGN) متشکل از سه شبکه عصبی مصنوعی و سه GN است. در روش آموزش پیشنهادی، طبقه‌بندی گروهی از سطح دوم به سطح سوم به‌شکلی آموزش-می‌بیند که تراکنش‌های رد شده را از سطح قبلی به‌عنوان ورودی می‌گیرند. در روش آزمودن داده‌ها، بسیاری از تراکنش‌های در مجموعه آزمودن ما باید به‌درستی در سطح اول -که در طبقه‌بندی گروهی لایه اول می‌باشند- تشخیص‌داده‌شوند. ما تراکنش‌های سخت را ردشده درنظرمی‌گیریم و آن‌ها را به سطوح طبقه‌بندی بالاتر برای تشخیص بهتر ارسال‌می‌کنیم. در تراکنش‌های دیگر، طبقه‌بندی را به شکلی طراحی‌می‌کنیم که در سطوح بالاتر سطح آموزش تشخیص تراکنش‌های ما برای تراکنش‌های ردشده کمتر شود.

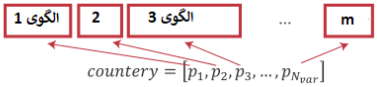
این نکته را در نظر داشته‌باشید که نمونه‌های آموزشی به‌اندازه کافی برای سطح دوم و بالاتر باقی‌خواهدماند، به‌طوری‌که برای طبقه‌بندی گروهی می‌توانیم از مجموعه بسیار بالاتری از روش داده‌های تستی استفاده‌کنیم. این روش اجازه‌می‌دهد که درصد بسیار بالاتری از نمونه‌های آموزش‌داده‌شده که ردشده‌اند به‌عنوان نمونه‌های آموزشی به سطوح بعدی از طبقه‌بندی انتقال‌یافته و استفاده‌شوند.

5. شکل‌دهی رقابت استعماری اولیه

در بهینه‌سازی، هدف یافتن یک جواب بهینه برحسب متغیرهای مسئله است. ما یک آرایه از متغیرهای مسئله را که باید بهینه شوند، ایجادمی‌کنیم. در الگوریتم ژنتیک، این آرایه کروموزوم نامیده-می‌شود و ما اینجا آن را یک کشور می‌نامیم. در یک مسئله بهینه‌سازی $Nvar$ بعدی، یک کشور، یک آرایه به طول $Nvar$ * 1است. این آرایه به‌صورت رابطه(۱) تعریف‌می‌شود.

$$country = [p1, p2, \ldots, pNvar] \quad (۱)$$

مقادیر متغیره‌ها در یک کشور، به‌صورت اعداد اعشاری نمایش-داده می‌شوند. از دیدگاه تاریخی- فرهنگی، اجزای تشکیل‌دهنده یک کشور را می‌توان ویژگی‌های اجتماعی– سیاسی آن کشور در-نظرگرفت. (شکل ۲) نحوه تناظر متغیرهای بهینه‌سازی مسئله با ویژگی‌های اجتماعی- سیاسی را نشان‌می‌دهد.



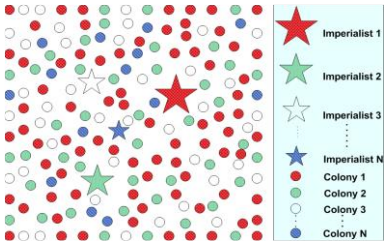
شکل۲: تناظر متغیرهای بهینه‌سازی مسئله با ویژگی‌های اجتماعی سیاسی

۶. تناظر متغیرهای بهینه‌سازی مسئله با ویژگی‌های متفاوت

برای شروع الگوریتم، تعداد $N_{country}$ الگوی اولیه را ایجادمی‌کنیم. تا بهترین اعضای این جمعیت (الگوهای دارای کمترین مقدار تابع هزینه) را به‌عنوان امپریالیست انتخاب‌کنیم. باقی‌مانده N_{col} کشورها، مستعمراتی را تشکیل‌می‌دهند که هرکدام به یک امپراتوری تعلق‌دارند. برای تقسیم مستعمرات اولیه بین امپریالیست‌ها، به هر امپریالیست، متناسب با قدرتش تعدادی از مستعمرات را می‌دهیم. در (شکل ۳) نحوه تقسیم مستعمرات، میان کشورهای استعمارگر به‌صورت نمادین نشان‌داده‌شده است[۵].

۱،۶. الگوی جذب

الگوی همگون‌سازی (جذب) با هدف تحلیل فرهنگ و ساختار اجتماعی مستعمرات در فرهنگ حکومت مرکزی انجام‌می‌گرفت. همان‌گونه که قبلاً نیز بیان‌شد، کشورهای استعمارگر، برای افزایش نفوذ خود، شروع به ایجاد عمران (ایجاد زیرساخت‌های حمل‌ونقل، تأسیس دانشگاه و ...) کردند. به‌عنوان مثال کشورهایی نظیر انگلیس و فرانسه با تعقیب سیاست همگون‌سازی در مستعمرات خود در فکر ایجاد انگلیس نو و فرانسه نو در این مستعمرات بودند. با درنظرگرفتن شیوه نمایش یک کشور در حل مسئله بهینه‌سازی، درواقع حکومت مرکزی با اعمال سیاست جذب سعی‌داشت تا کشور مستعمره را در راستای ابعاد مختلف اجتماعی- سیاسی به خود نزدیک‌کند. این بخش از فرآیند استعمار در الگوریتم بهینه‌سازی، به‌صورت حرکت مستعمرات به سمت کشور امپریالیست، مدل شده‌است[۶].



شکل۳: نحوه تقسیم الگو، میان پارامترها

در راستای این سیاست، کشور مستعمره (Colony)، به‌اندازه x واحد در جهت خط واصل مستعمره به استعمارگر (Imperialist)، حرکت کرده و به موقعیت جدید (New Position of Colony)، کشانده‌می‌شود. در (رابطه۲) x عددی تصادفی با توزیع یکنواخت (و یا هر توزیع مناسب دیگر) است. اگر فاصله میان استعمارگر و مستعمره با d نشان‌داده شود، معمولاً برای d داریم.

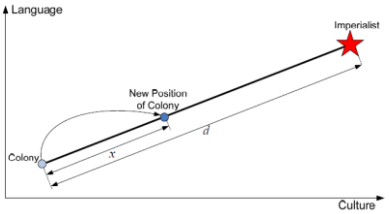
(۲)

$$x \sim U(0, \beta \times d)$$

که در آن ß عددی بزرگ‌تر از یک و نزدیک به ۲ است. یک انتخاب مناسب می‌تواند =۲ß باشد. وجود ضریب ≥۱ß باعث می‌شود تا کشور مستعمره در حین حرکت به سمت کشور استعمارگر، از جهت‌های مختلف به آن نزدیک‌شود. همچنین در کنار این حرکت، یک انحراف زاویه‌ای کوچک نیز با توزیع یکنواخت به مسیر حرکت افزوده‌می‌شود. یک نمای گرافیکی از اعمال سیاست جذب در الگوریتم رقابت استعماری در صفحه دوبعدی در (شکل ۴) نشان-داده‌شده است[۷].

۲,۶. مدل‌سازی الگوی رقابت استعماری

سیاست همگون‌سازی ۱ (جذب) باهدف تحلیل فرهنگ و ساختار اجتماعی مستعمرات در فرهنگ حکومت مرکزی انجام‌می‌شده‌است. همان‌گونه که قبلاً نیز بیان‌شد، کشورهای استعمارگر، برای افزایش نفوذ خود، شروع به ایجاد عمران (ایجاد زیرساخت‌های حمل‌ونقل، تأسیس دانشگاه و ...) کردند. به‌عنوان‌مثال. با درنظرگرفتن شیوه نمایش یک کشور در حل مسئله بهینه‌سازی، در حقیقت این حکومت مرکزی با اعمال سیاست جذب سعی‌داشت تا کشور مستعمره را در راستای ابعاد مختلف اجتماعی سیاسی به خود نزدیک‌کند. این بخش از فرآیند استعمار در الگوریتم بهینه‌سازی، به‌صورت حرکت مستعمرات به سمت کشور امپریالیست، مدل شده‌است.



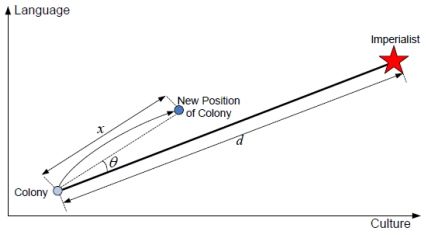
شکل۴:شمای کلی حرکت الگوی پارامتریک رقابت استعماری

مطابق شکل ۴ کشور امپریالیست کشور مستعمره را در راستای محورهای فرهنگ و زبان به سمت خود جذب‌می‌کند .

همان‌گونه که در این شکل نشان‌داده‌شده است، کشور مستعمره (colony) به‌اندازه x واحد در جهت خط واصل مستعمره به استعمارگر (Imperialist) حرکت‌کرده و به موقعیت جدید (New Position of Colony) کشانده‌می‌شود .در (شکل ۶)، فاصله میان استعمارگر و مستعمره با d نشان‌داده‌شده‌است x نیز عددی تصادفی با توزیع یکنواخت (و یا هر توزیع مناسب دیگر) است؛ یعنی برای x داریم:

$$x \sim U(0, \beta \times d) \quad (۳)$$

که در آن β عددی بزرگ‌تر از یک و نزدیک به ۲ است. یک انتخاب مناسب می‌تواند β=2 باشد که وجود ضریب $\beta > 1$ باعث می‌شود تا کشور مستعمره در حین حرکت به سمت کشور استعمارگر از جهت‌های مختلف به آن نزدیک‌شود.



شکل۵: اعمال پارامتر در الگوریتم رقابت استعماری

در بررسی تاریخی پدیده همگون‌سازی، حقیقت آشکار آن است که علی‌رغم اینکه کشورهای استعمارگر به‌طورجدی پیگیر سیاست جذب بودند، اما وقایع به‌طور کامل مطابق سیاست اعمال‌شده آن‌ها پیش نمی‌رفت و انحرافاتی درنتیجه کار وجودداشت .در الگوریتم معرفی‌شده، این انحراف احتمالی با افزودن یک زاویه تصادفی به مسیر جذب مستعمرات، انجام-می‌گیرد .بدین منظور، درحرکت مستعمرات به سمت استعمارگر، کمی زاویه تصادفی نیز به جهت حرکت مستعمره، اضافه می‌کنیم. (شکل ۵) این حالت را نشان‌می‌دهد .بدین منظور این‌بار به‌جای حرکت به‌اندازه x، به سمت کشور استعمارگر و در جهت بردار واصل مستعمره به استعمارگر، به همان میزان، ولی با انحراف θ در مسیر، به حرکت خود ادامه‌می‌دهیم و θ را به‌صورت تصادفی و با توزیع یکنواخت درنظرمی‌گیریم (هر توزیع دلخواه و مناسب دیگری نیز می‌تواند استفاده شود):

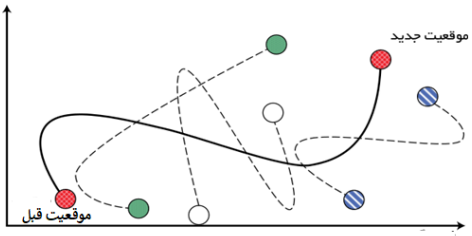
$$\theta \sim U(-\gamma, \gamma) \quad (٤)$$

در این رابطه γپارامتری دلخواه است که افزایش آن باعث افزایش جستجوی اطراف امپریالیست شده و کاهش آن نیز باعث‌می‌شود

تا مستعمرات تا حد ممکن، به بردار واصل مستعمره به استعمارگر، نزدیک حرکت‌کنند، با درنظرگرفتن واحد رادیان برای θ، عددی نزدیک به $\pi/4$ ، در اکثر پیاده‌سازی‌ها، انتخاب مناسبی بود است.

۷. انقلاب؛ تغییرات ناگهانی در موقعیت پارامترها

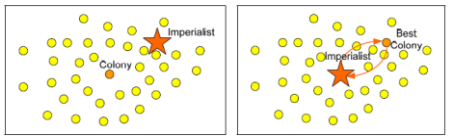
بروز انقلاب تغییرات ناگهانی را در ویژگی‌های اجتماعی- سیاسی یک کشور ایجادمی‌کند. در الگوریتم رقابت استعماری، انقلاب با جابجایی تصادفی یک کشور مستعمره به یک موقعیت تصادفی جدید مدل‌سازی می‌شود. انقلاب از دیدگاه الگوریتمی باعث‌می‌شود کلیّت حرکت تکاملی از گیرکردن در درّه‌های محلی بهینگی نجات-یابد که در بعضی موارد باعث بهبود موقعیت یک کشور شده و آن را به محدوده بهینگی بهتری می‌برد. (شکل۷) الگوی دگرگونی را در الگوریتم رقابت استعماری نشان‌می‌دهد.



شکل۶: اعمال پارامترهای دگرگون‌کننده

۸. جابجایی موقعیت

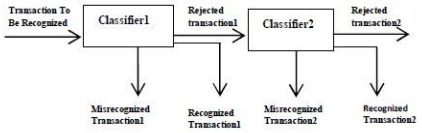
سیاست جذب در عین نابودی ساختارهای اجتماعی- سیاسی کشور مستعمره در بعضی موارد نتایج مثبتی را نیز برای آن‌ها در پی دارد. بعضی از کشورها درنتیجه اعمال این سیاست به‌نوعی از خودباوری عمومی دست‌یافته‌اند و پس از مدتی همان تحصیل‌کردگان (به‌عبارت‌دیگر جذب‌شدگان فرهنگ استعماری) بودند که به رهبری ملت خود برای رهایی از چنگال استعمار پرداختند. نمونه‌های فراوانی از این موارد را می‌توان در مستعمرات انگلیس و فرانسه یافت. از سوی دیگر نگاهی به فراز و نشیب چرخش قدرت در کشورها به‌خوبی نشان‌می‌دهد کشورهایی که زمانی در اوج قدرت سیاسی- نظامی بودند، پس از مدتی سقوط-کردند و در مقابل کشورهایی سکّان قدرت را به‌دست گرفتند که زمانی هیچ قدرتی نداشتند. در مدل‌سازی این واقعه تاریخی در الگوریتم معرفی‌شده به این صورت عمل‌شده‌است که در حین حرکت مستعمرات به سمت کشور استعمارگر، ممکن است بعضی از این مستعمرات به موقعیتی بهتر از امپریالیست برسند یعنی به نقاطی در تابع هزینه برسند که هزینه کمتری را نسبت به مقدار تابع هزینه در موقعیت امپریالیست، تولیدمی‌کنند (در این حالت، کشور استعمارگر و کشور مستعمره، جای خود را با همدیگر عوض‌کرده و الگوریتم با کشور استعمارگر در موقعیت جدید ادامه می‌یابد و این بار این کشور امپریالیست جدید است که شروع به اعمال سیاست همگون‌سازی بر مستعمرات خود می‌کند تغییر جای استعمارگر و مستعمره، در شکل8 نشان‌داده‌شده‌است، بهترین مستعمرهٔ امپراتوری، که هزینه‌های کمتر از خود امپریالیست دارد، با رنگ تیره‌تر، نشان‌داده‌شده‌است.



شکل۷: کل مدل رقابت استعماری پس از تغییر موقعیت‌ها

۹. تجزیه‌وتحلیل سیستم طبقه‌بندی شبکه عصبی

در این بخش، یک سیستم طبقه‌بندی عصبی برای دستیابی به عملکرد بالای تشخیص تراکنش همراه با کاهش نرخ رد تراکنش و افزایش نرخ تشخیص تراکنش را معرفی‌می‌کنیم. یک سیستم تشخیص چندسطحی می‌تواند از چندین سیستم تشخیص دوسطحی تشکیل‌شده‌باشد. در این بخش، تنها سیستم تشخیص دوسطحی همراه با طبقه‌بندی را که در (شکل۸) نشان‌داده‌شده-است، موردبحث و بررسی قرارمی‌دهیم. ورودی‌های ما در سطح دوم از طبقه‌بندی شامل تراکنش‌های ردشده در سطح اول از طبقه‌بندی گروهی می‌باشند.



شکل۸: الگوی طبقه‌بندی عصبی دوسطحی

در دو سطح طبقه‌بندی گروهی ما، روابط زیر برقرار است:

تعداد کل تراکنش‌های اشتباه تشخیص‌داده‌شده = تراکنش‌های اشتباه تشخیص‌داده‌شده سطح یک + تراکنش‌های صحیح تشخیص‌داده‌شده سطح دوم.

تعداد کل تراکنش‌های صحیح تشخیص‌داده‌شده = تعداد کل داده‌های تست – تعداد تراکنش‌های ردشده سطح دوم – تعداد کل تراکنش‌های اشتباه تشخیص‌داده‌شده.

تراکنش‌های ردشده سطح دوم = تعداد تراکنش‌های ردشده سطح اول – تعداد تراکنش‌های اشتباه تشخیص‌داده‌شده سطح دوم– تعداد تراکنش‌های صحیح تشخیص‌داده‌شده سطح دوم.

وجه تمایز این سیستم در مقایسه با طبقه‌بندی تک‌سطحی این است که پس از رفتن به طبقه‌بندی دوسطحی تعداد تراکنش‌های ردشده کمتری وجوددارد. به این معنا که نرخ رد تراکنش در طبقه‌بندی دوسطحی کمتر از طبقه‌بندی تک‌سطحی است. نکته دوم این است که نرخ تشخیص صحیح تراکنش‌ها در طبقه‌بندی دوسطحی بیشتر از طبقه‌بندی تک‌سطحی است. و همچنین نرخ خطا در طبقه‌بندی دوسطحی برابر با مجموع طبقه‌بندی تک‌سطحی و دوسطحی است. همان‌طور که قبلاً بحث-کردیم، نرخ خطا را می‌توان با گسترش فضای رد در تراکنش‌ها یا با تنظیم حد آستانه به‌صورت بسیار مطمئن در سیستم تشخیص و یا با استفاده از 'AND' منطقی طبقه‌بندی گروهی کاهش‌داد. به همین صورت، ما می‌توانیم نرخ خطا تراکنش‌ها را با افزایش سیستم تشخیص چندسطحی کنترل‌کنیم. درنتیجه، دو راه برای کاهش نرخ خطا و نرخ رد تراکنش در همان لحظه که منجر به افزایش نرخ تشخیص سیستم می‌شود، وجوددارد.

۱- استفاده از طبقه‌بندی گروهی

با استفاده از سیستم تشخیص تراکنش پیشنهادی ما، سه شبکه عصبی مصنوعی و سه (GNs) به شکل یک طبقه‌بندی گروهی مورداستفاده قرارمی‌گیرد. از طریق یک طبقه‌بندی گروهی که حداقل از ۳ طبقه‌بندی تشکیل‌شده‌است، می‌توانیم یک سیستم رأی‌گیری دموکراتیک را طراحی‌کنیم.

۱۰. تجزیه وتحلیل نرخ خطا، نرخ رد و نرخ تشخیص یک سیستم طبقه‌بندی شبکه عصبی

در این مطالعه موردی حد آستانه را در سه سطح، از یک طبقه از شبکه عصبی مصنوعی و یک سیستم طبقه‌بندی تجزیه وتحلیل کرده و برای بهبود عملکرد تشخیص، راه‌حلی ارائه‌می‌دهیم. در اینجا نرخ تشخیص و نرخ رد و نرخ دقت را به‌صورت زیر تعریف‌می‌کنیم:

نرخ تشخیص :

RP = (تعداد تراکنش‌های ردشده – تعداد تراکنش‌های اشتباه تشخیصی – تعداد کل داده‌های تست)/(تعداد کل داده‌های تست)

نرخ خطا نیز به‌صورت زیر نوشته‌می‌شود:

ReR = (تعداد تراکنش‌های ردشده)/(تعداد کل داده‌های تست)

نرخ دقت را می‌توان به‌صورت زیر نشان‌داد:

AR = (تعداد تراکنش‌های ردشده– تعداد تراکنش‌های اشتباه تشخیصی – تعداد کل داده‌های تست)/(تعداد کل داده‌های تست – تعداد تراکنش‌های ردشده)

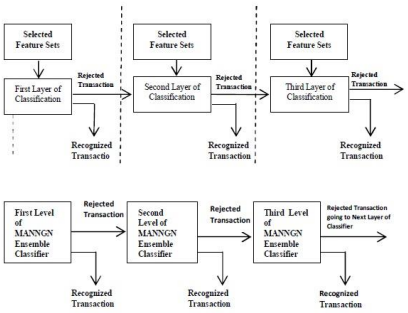
با توجه به تعریف موجود از نرخ دقت، در اینجا اگر دقت بسیار بالا را دنبال‌کنیم به این معناست که به حداقل میزان خطا دست-یافته‌ایم.

۱۱. سیستم تشخیص طبقه‌بندی پیشنهادی

در سیستم تشخیص طبقه‌بندی پیشنهادی در این مقاله، همراه با استراتژی رد که به‌منظور دستیابی به کمترین نرخ خطا است، به دنبال بالاترین نرخ تشخیص برای تراکنش‌های مالی هستیم. این الگو تشخیص در شکل ۹ نشان‌داده‌شده است.سیستم تشخیص، متشکل از سه لایه طبقه‌بندی است که به‌صورت سریالی به هم مرتبط‌اند. در سیستم تشخیص پیشنهادی، هر لایه از یک شبکه عصبی مصنوعی و یک (GN)برای طبقه‌بندی گروهی تشکیل‌شده‌است. هر طبقه‌بندی گروهی موردمطالعه (MANNGN) متشکل از سه شبکه عصبی مصنوعی و سه GN است.

در روش آموزش این مقاله، طبقه‌بندی گروهی از سطح دوم به سطح سوم به شکلی آموزش‌می‌بیند که تراکنش‌های ردشده را از سطح قبلی به‌عنوان ورودی می‌گیرند[۲].

اگر طبقه‌بندی گروهی ما در سطح اول از هر لایه از طبقه‌بندی که توسط نمونه آموزش به‌وسیله ویژگی‌های مختلف آموزش‌دیده-باشد. در روش آزمودن داده‌ها، بسیاری از تراکنش‌ها در مجموعه تست ما باید به‌درستی در سطح اول- که در طبقه‌بندی گروهی لایه اول‌اند- تشخیص‌داده‌شوند. ما تراکنش‌های سخت را ردشده در نظر می‌گیریم و آن‌ها را به سطوح طبقه‌بندی بالاتر برای تشخیص بهتر ارسال‌می‌کنیم. در تراکنش‌های دیگر ما طبقه‌بندی را طوری طراحی‌می‌کنیم که در سطوح بالاتر سطح آموزش تشخیص تراکنش‌های ما برای تراکنش‌های ردشده، کمتر شود. این نکته را درنظرداشته‌باشید که نمونه‌های آموزشی به‌اندازه کافی برای سطح دوم و بالاتر باقی‌خواهدماند. به‌طوری‌که برای طبقه‌بندی گروهی در روش آموزش ما می‌توانیم از مجموعه بسیار بالاتری از روش داده‌های تستی استفاده‌کنیم.



شکل۹:ساختار تشخیص با استراتژی رد تراکنش سه لایه

این روش اجازه‌می‌دهد که درصد بسیار بالاتری از نمونه‌های آموزش‌دیده‌شده در روش آموزش که رد شده‌اند، به‌عنوان نمونه‌های آموزشی به سطوح بعدی از طبقه‌بندی انتقال‌یافته و استفاده‌شوند.

۱،۱۱. رویکرد Gating Network

در اینجا از سه (GNs)، که در آن هرکدام به یک ANN متصل می‌باشند، استفاده‌می‌شود. درنتیجه تشخیص تراکنش، برای هر طبقه‌بندی گروهی (MANNGN) برای خروجی یک ANN و خروجی یک (GNs) در هر لایه است. به‌منظور افزایش نرخ تشخیص تراکنش، ما از یک GN برای به‌دست‌آوردن بهترین ارزش، آن را به یک طبقه‌بندی ANN متصل می‌کنیم. GN ما دو هدف دارد: اولین هدف تلاش برای تشخیص بهتر تراکنش‌هایی که مقدار اعتماد کمتری دارند در یک یا همه سه لایه طبقه‌بندی ANN است. دومین هدف، تلاش برای تشخیص تراکنش‌هایی است که در مجموعه تست اشتباه طبقه‌بندی‌شده‌اند.

در ادامه، مفهوم GN را برای شما معرفی می‌کنیم. به‌طورکلی، سیستم تشخیص پیشنهادی دارای مزایای زیر است:

الگوی تشخیص عصبی با طبقه‌بندی گروهی ما به شکلی عمل-می‌کند که از استراتژی رد برای تراکنش‌های ردشده با مقدار اعتماد پایین استفاده‌می‌کند؛ و تراکنش‌هایی را که رد می‌شوند به طبقه‌بندی بالاتر برای تشخیص بهتر ارسال‌می‌کند؛ چارچوب GN که ما پیشنهاد داده‌ایم، برای تجمیع چند خروجی طبقه‌بندی‌شده شبکه عصبی مصنوعی ارائه‌شده‌است که هم‌زمان هستند؛ GN می‌تواند از طبقه‌بندی شبکه عصبی مصنوعی که اصلاح‌شده‌است، عقب‌نشینی‌کند؛ این چارچوب به ما کمک‌می‌کند که نرخ تشخیص و نرخ دقت را در سیستم طبقه‌بندی عصبی به‌طور قابل‌توجهی بالا ببریم.

۲،۱۱. الگوریتم پس‌انتشار خطا

پس‌انتشار خطا یکی از ساده‌ترین و عمومی‌ترین روش‌ها برای آموزش با نظارت در شبکه‌های عصبی چندلایه است. خطای آموزش بر روی الگوها به‌صورت مجموع مربع تفاوت بین خروجی موردنظر و خروجی به‌دست‌آمده در شبکه عصبی درنظرگرفته‌می‌شود.

(۵)

$$J(w) \equiv \frac{1}{2}\sum_{k=1}^{c}(tp_k - z_k)^2 = \frac{i}{2}\|tp - z\|^2$$

که در آن tp و z خروجی هدف هستند و طول بردار خروجی c است و w هم نشان‌دهنده وزن‌ها در شبکه است. قوانین آموزش پس‌انتشار خطا بر اساس شیب نزولی است. وزن‌ها با مقادیر تصادفی مقداردهی اولیه می‌شوند و در جهتی که مجموع مربعات خطا کاهش یابد تغییرمی‌کنند.

(٦)

$$\Delta w = \eta \frac{\vartheta y}{\vartheta w}$$

که n نرخ یادگیری است. الگوریتم وزنه‌ای خود را مطابق با رابطه زیر به‌روزرسانی‌می‌کند.

$$w(m+1) = w(m) + \Delta w(m) \quad (۷)$$

که M اندیس نمایش الگوی مشخصی است. برای شبکه عصبی سه‌لایه، اول وزن‌های لایه مخفی به خروجی را در نظر بگیرید. Wij، اگر دیفرانسیل بگیریم:

$$\frac{\vartheta J}{\vartheta w_{kJ}} = \frac{\vartheta J}{\vartheta net_k}\frac{\vartheta net_k}{\vartheta w_{kJ}} = -\delta_k \frac{\vartheta net_k}{\vartheta w_{kJ}} \quad (۸)$$

به‌سادگی k محاسبه‌می‌شود.

$$\delta_k = -\frac{\vartheta J}{\vartheta net_k} = -\frac{\vartheta J}{\vartheta z_k}\frac{\vartheta z_k}{\vartheta net_k} = (tp - z_k)f'(net_k) \quad (۹)$$

هر خروجی به‌صورت مشابه براساس سیگنال لایه مخفی Yj، فعال‌سازی شبکه آن محاسبه‌می‌شود.

$$net_k = \sum_{j=1}^{r} y_j w_{kj} + w_{k0} = \sum_{j=0}^{r} y_j w_{kj} \quad (۱۰)$$

که در $y_0 = 1$ و مشتق زیر موجود است.

$$\frac{\vartheta net_k}{\vartheta w_{kj}} = y_j \quad (۱۱)$$

بنابراین بروز رسانی وزن‌ها یا یادگیری قوانین برای وزن‌های لایه مخفی به لایه خروجی برابر است با:

$$\Delta w_{kj} = \eta \delta_k y_j = \eta(tp_k - z_k)f'(net_k)y_j \quad (۱۲)$$

حساسیت لایه پنهان برابر است با

$$\delta_j \equiv f'(net_j)\sum_{k=1}^{c} w_{kj}\delta_k \quad (۱۳)$$

قوانین یادگیری برای وزن‌های لایه‌های ورودی به لایه مخفی برابر است با

$$\Delta w_{ji} = \eta x_i \delta_j = \eta \sum_{k=1}^{c} w_{kj}\delta_k f'(net_j)x_i \quad (۱٤)$$

۲- نتایج پیاده‌سازی

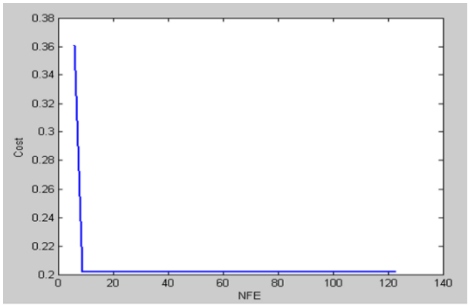
همان‌طور که گفته‌شد از الگوریتم‌های فراابتکاری برای یافتن بهترین پارامتری که می‌تواند در ایجاد یک ماشین بردار پشتیبان چند کلاسه به‌کاررود، استفاده‌کردیم. نتایج حاصل از اجرای این روند توسط سه الگوریتم مطرح‌شده در نرم‌افزار Matlab به شرح زیر است:

در جدول می‌بینیم هر سه الگوریتم به‌خوبی به بهترین هزینه که در این پروژه ۰,۲۰۲

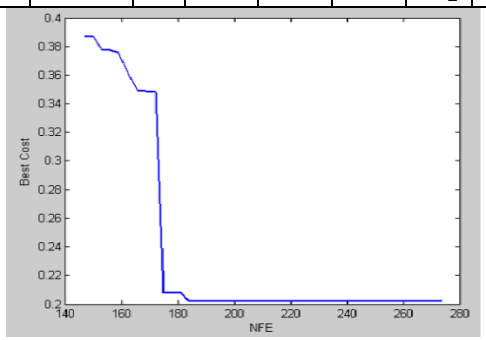
جدول۱- نتایج حاصل از ترکیب الگوریتم های فراابتکاری

	Algorithm	*npo*	Max iter	iteration	NFE	Best Cost	C	Sigma
1	الگوریتم پیشنهادی	3	40	2	9	0.202	6.3273	0.01
2	PSO	3	40	10	33	0.202	5.369	0.01
3	ICA	3	40	13	184	0.202	7.5044	0.01

می باشد رسیده‌اند. الگوریتم پیشنهادی نسبت به دو الگوریتم دیگر سریع‌تر عمل‌کرده‌است.این مسئله از روی شکل‌های بعد نیز قابل‌مشاهده است:



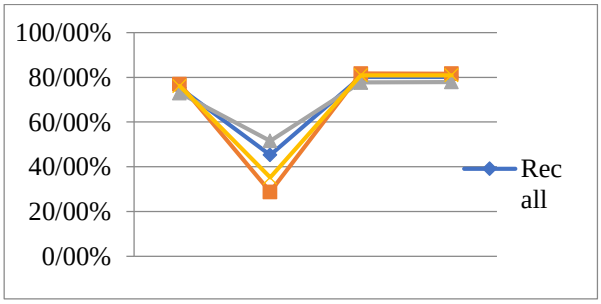
شکل ۱۰-نمودار مربوط به روند پیداکردن بهترین هزینه با الگوریتم پیشنهادی



شکل۱۱- نمودار مربوط به روند پیداکردن بهترین هزینه با الگوریتم

در این نمودارها محور افقی براساس NFE ترسیم‌شده، به عبارت دیگر، تعداد دفعاتی که تابع هزینه الگوریتم پیشنهادی مورد ارزیابی قرارگرفته‌است، NFE معیار بسیار خوبی برای مقایسه الگوریتم‌های تکاملی در حل یک مسئله می باشد.

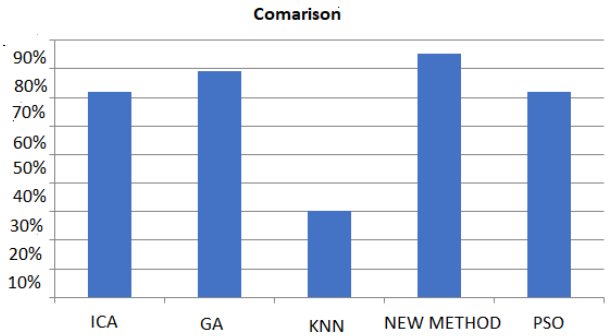
هر الگوریتمی که با NFE کمتر به نقطه بهینه برسد مناسب‌تر است.



شکل۱۲- نمودار Recall حاصل از تفسیرشبیه‌سازی

در این شبکه الگوهای ورودی مستقیماً وارد سلول‌های لایه مخفی می‌شوند. برخلاف روش‌های پیشین که دارای توابع فعالیت عمومی-اند، توابع فعالیت در این شبکه‌ها محلی است. تعداد سلول‌های لایه مخفی

از روش سعی و خطا به‌دست‌می‌آید. در لایه خروجی تنها جمع-کننده وجوددارد که ورودی آن، خروجی سلول‌های لایه مخفی است. تعداد سلول‌های لایه خروجی برابر با تعداد خروجی‌ها است. در آموزش این شبکه، علاوه برتنظیم وزن‌ها، نیاز به تنظیم مرکز توابع فعالیت نیز هست. وزن‌ها از روش گرادیان نزولی بر طبق کمترین مجموع مربعات خطا و مرکز توابع فعالیت نیز به همین روش تنظیم‌می‌شود که نشانگر عملکرد بهینه روش پیشنهادی است.



شکل۱۳: بررسی روش‌ها در مقایسه با الگوی پیشنهادی

در نمودار فوق نمونه ساختار پیشنهادی نسبت به الگوهای پیشین مورد بررسی و در قالب نمودار نشان‌داده‌شده‌است.

۱۳ .نتیجه‌گیری

در این تحقیق، تمرکز کار در رسیدن به بالاترین نرخ تشخیص بدون در نظرگرفتن گزینه رد تراکنش بوده‌است. هدف اصلی استفاده از طبقه‌بندی با استراتژی رد تراکنش است؛ که در هر لایه یک طبقه‌بندی جدید به یکی از دو روش زیر است: پذیرفتن الگوی ورودی، یا الگوی ورودی در لایه بعد همان داده‌های ردشده از لایه قبل باشد. در مرحله اول اگر الگو ورودی جز داده‌های ردشده باشد، برای پردازش بیشتر به یک موتور تشخیص در لایه بالاتر ارسال-می‌شود. نظریه و آزمایش‌های ما ثابت‌کرد که طبقه‌بندی داده‌ها به روش عصبی با استفاده از گزینه رد تراکنش، می‌تواند ما را به نرخ خطای بسیار پایین، درحالی‌که به‌دنبال نرخ تشخیص بسیار بالا هستیم برساند.

در این مطالعه براساس ساختار نرم‌افزاری و خروجی حاصل در قالب شکل۱۳ ما به نرخ دقت ۹۸،۵۴ رسیدیم که در مقایسه با روش‌های قبلی به نرخ دقت بیشتری دست‌یافتیم. بنابراین می‌توان نتیجه‌گرفت که سیستم طبقه‌بندی پیشنهادی می‌تواند از عملکرد تشخیص بسیار بالایی در تراکنش‌های مالی کارت‌های اعتباری برخورداربا‌شد و این حالت، زمانی به‌دست‌می‌آید که هر دو گزینه را داشته‌باشیم، یعنی دقت تشخیص و سرعت تشخیص صحیح تراکنش در سیستم به‌صورت هم‌زمان.

مراجع

[1] Mittal, S., & Tyagi, S. (2020). "*Computational Techniques for Real-Time Credit Card Fraud Detection*". In Handbook of Computer Networks and Cyber Security, PP: (653-681). Springer, Cham.

[2] Adebola, A. B. (2019*). "Comparative Analysis of Back-propagation Neural Network and K-Means Clustering Algorithm in Fraud Detection in Online Credit Card Transactions"*. Fountain Journal of Natural and Applied Sciences, 8.(۱)

[3] Singla, A., & Jangir, H. (2020, February*). "A Comparative Approach to Predictive Analytics with Machine Learning for Fraud Detection of Real time Financial Data"*. In 2020 International Conference on Emerging Trends in Communication, Control and Computing (ICONC3) PP: (1-4). IEEE.

[4] Yousefi, N., Alaghband, M., & Garibay, I. (2019). "*A Comprehensive Survey on Machine Learning Techniques and User Authentication Approaches for Credit Card Fraud Detection"*. arXiv preprint arXiv:1912.02629.

[5] Mishra, C., Gupta, D. L., & Singh, R. (2017). "*Credit Card Fraud Identification Using Artificial Neural Networks"*. International Journal of Computer Systems, 4.(۰۷)

[6] Adewumi, A. O., & Akinyelu, A. A. (2017)." *A survey of machine-learning and nature-inspired based credit card fraud detection techniques"*. International Journal of System Assurance Engineering and Management, 8(2),PP: (937-953).

[7] Kültür, Y., & Çağlayan, M. U. (2017). "*Hybrid approaches for detecting credit card fraud"*. *Expert Systems*, 34(2), e12191.

[8] Kavitha, M., & Suriakala, M. (2017, November*). "Real time credit card fraud detection on huge imbalanced data using meta-classifiers"*. In 2017 international conference on inventive computing and informatics (ICICI), PP: (881-887). IEEE.

[9] Fu, K., Cheng, D., Tu, Y., & Zhang, L. (2016, October). "*Credit card fraud detection using convolutional neural networks"*. In International Conference on Neural Information Processing, PP: (483-490). Springer, Cham.

[10] Bahnsen, A. C., Aouada, D., Stojanovic, A., & Ottersten, B. (2016). "*Feature engineering strategies for credit card fraud detection"*. Expert Systems with Applications, 51,PP: (134-142).

[11] Mareeswari, V., & Gunasekaran, G. (2016, February). "*Prevention of credit card fraud detection based on HSVM"*. In 2016 International Conference on Information Communication and Embedded Systems (ICICES), PP: (1-4). IEEE.

[12] Hegazy, M., Madian, A., & Ragaie, M. (2016). "*Enhanced fraud miner: credit card fraud detection using clustering data mining techniques"*. Egyptian Computer Science Journal (ISSN: 1110–2586), 40.(۰۳)

[13] Duman, E., & Sahin, Y. (2016). "*A comparison of classification models on credit card fraud detection with respect to cost-based performance metrics"*. Use of Risk Analysis in Computer-Aided Persuasion. NATO Science for Peace and Security Series E: Human and Societal Dynamics, 88, PP: 88-99.

[14] Xu, J., Chen, D., & Chau, M. (2016, September). "*Identifying features for detecting fraudulent loan requests on P2P platforms"*. In 2016 IEEE Conference on Intelligence and Security Informatics (ISI), PP: (79-84). IEEE.

[15] Albashrawi, M., & Lowell, M. (2016). "*Detecting financial fraud using data mining techniques: A decade review from 2004 to 2015"*. Journal of Data Science, 14(3), PP: (553-569).

[16] Zareapoor, M., & Shamsolmoali, P. (2015). "*Application of credit card fraud detection: Based on bagging ensemble classifier"*. Procedia computer science, 48(2015), PP: (679-685).

[17] Shimpi, P. R., & Kadroli, V. (2015). "*Survey on credit card fraud detection techniques"*. International Journal Of Engineering And Computer Science, 4.(۱۱)

[18] Prakash, A., & Chandrasekar, C. (2015*). "An optimized multiple semi-hidden markov model for credit card fraud detection"*. Indian Journal of Science and Technology, 8(2), 176.

[19] Singh, P., & Singh, M. (2015). "*Fraud detection by monitoring customer behavior and activities"*. International Journal of Computer Applications, 111.(۱۱)

[20] Nune, G. K., & Sena, P. V. (2015*). "Novel artificial neural networks and logistic approach for detecting credit card deceit"*. International Journal of Computer Science and Network Security (IJCSNS), 15(9), 21.

[21] Bahnsen, A. C., Aouada, D., Stojanovic, A., & Ottersten, B. (2015, December*). "Detecting credit card fraud using periodic features"*. In 2015 IEEE 14th International Conference on Machine Learning and Applications (ICMLA), PP: (208-213). IEEE.

[22] Mittal, S., & Tyagi, S. (2020*). "Computational Techniques for Real-Time Credit Card Fraud Detection"*. In Handbook of Computer Networks and Cyber Security, PP: (653-681). Springer, Cham.

[23] Cheng, D., Xiang, S., Shang, C., Zhang, Y., Yang, F., & Zhang, L. (2020, April*). "Spatio-Temporal Attention-Based Neural Network for Credit Card Fraud Detection"*. In Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, Vol. 34, No. 01, PP: (362-369).

[24] Singla, A., & Jangir, H. (2020, February*). "A Comparative Approach to Predictive Analytics with Machine Learning for Fraud Detection of Realtime Financial Data"*. In 2020 International Conference on Emerging Trends in Communication, Control and Computing (ICONC3), PP: (1-4). IEEE.

[25] Sudha, C., & Akila, D. (2020*)." Credit Card Fraud Detection Using AES Technic"*. In Intelligent Computing and Innovation on Data Science, PP: (91-98). Springer, Singapore.

پی‌نوشت

1. Business Process Model and Notation
2. Multi Layer Perceptron
3. Artificial neural network
4. Number of Function Evaluation