

بهبود الگوریتم ماشین بردار پشتیبان با الگوریتم رقابت استعماری برای دسته‌بندی اسناد متنی

زهره عاشقی دیزجی^{۱*}, سکینه اصغری آقجه‌دیزج^۲ و فرهاد سلیمانیان قره‌چپق^۳

^۱ گروه مهندسی کامپیوتر، واحد ارومیه، دانشگاه آزاد اسلامی، ارومیه، ایران

^۲ گروه مهندسی کامپیوتر، واحد بناب، دانشگاه آزاد اسلامی، مراغه، ایران

چکیده

با توجه به رشد نمایی متون الکترونیکی، سازماندهی و مدیریت متون، مستلزم ابزاری است که اطلاعات و داده‌های مورد جستجوی کاربران را در کمترین زمان ارائه دهد؛ از این‌رو در سال‌های اخیر روش‌های دسته‌بندی اهمیت ویژه‌ای پیدا کرده است. هدف دسته‌بندی متون دست‌یابی به اطلاعات و داده‌ها در کسری از ثانیه است. یکی از مشکلات اصلی در دسته‌بندی متون، ابعاد بالای ویژگی‌هاست. برای کاهش ویژگی‌های متون، انتخاب ویژگی‌ها یکی از مؤثرترین راه حل‌های است. چراکه هزینه محاسباتی که تابعی از طول بردار ویژگی‌هاست، بدون انتخاب ویژگی‌ها افزایش می‌یابد. در این مقاله روشی براساس بهبود الگوریتم ماشین بردار پشتیبان با الگوریتم رقابت استعماری برای دسته‌بندی اسناد متنی ارائه شده است. در روش پیشنهادی، از الگوریتم رقابت استعماری برای انتخاب ویژگی‌های و از الگوریتم ماشین بردار پشتیبان برای دسته‌بندی متون استفاده شده است. آزمایش و ارزیابی روش پیشنهادی بر روی مجموعه داده‌های Reuters21578، WebKB و 12 Cade انجام شده است. نتایج شبیه‌سازی حاکی از آن است که روش پیشنهادی در معیارهای دقت، بازنخوانی و روش ماشین بردار پشتیبان بدون انتخاب ویژگی عملکرد بهینه‌تری دارد.

واژگان کلیدی: انتخاب ویژگی، دسته‌بندی متون، الگوریتم رقابت استعماری، الگوریتم ماشین بردار پشتیبان، بهینه‌سازی

An Improvement in Support Vector Machines Algorithm with Imperialism Competitive Algorithm for Text Documents Classification

Zahra Asheghi Dizaji^{1*}, Sakineh Aghjehdizaj², Farhad Soleimanian Gharehchopogh³

^{1,3}Department of Computer Engineering, Urmia Branch, Islamic Azad University, Urmia, Iran

²Department of Computer Engineering, Bonab Branch, Islamic Azad University, Maragheh, Iran

Abstract

Due to the exponential growth of electronic texts, their organization and management requires a tool to provide information and data in search of users in the shortest possible time. Thus, classification methods have become very important in recent years.

In natural language processing and especially text processing, one of the most basic tasks is automatic text classification. Moreover, text classification is one of the most important parts in data mining and machine learning. Classification can be considered as the most important supervised technique which classifies the input space to k groups based on similarity and difference such that targets in the same group are similar and targets in different groups are different. Text classification system has been widely used in many fields, like spam filtering, news classification, web page detection, Bioinformatics, machine translation, automatic response systems, and applications regarding of automatic organization of documents.

* Corresponding author

*نویسنده عهده‌دار مکاتبات

• تاریخ ارسال مقاله: ۱۳۹۷/۳/۱۳ • تاریخ پذیرش: ۱۳۹۸/۴/۱۹ • تاریخ انتشار: ۱۳۹۹/۰۴/۰۱ • نوع مطالعه: پژوهشی

• تاریخ ارسال مقاله: ۱۳۹۷/۳/۱۳ • تاریخ پذیرش: ۱۳۹۸/۴/۱۹ • تاریخ انتشار: ۱۳۹۹/۰۴/۰۱ • نوع مطالعه: پژوهشی

سال ۱۳۹۹ شماره ۱ پیاپی ۴۳

The important point in obtaining an efficient text classification method is extraction and selection of key features of texts. It is proved that only 33% of words and features of the texts are useful and they can be used to extract information and most words existing in texts are used to represent purpose of a text and they are sometimes repeated. Feature selection is known as a good solution to high dimensionality of the feature space. Excessive number of Features not only increase computation time but also degrade classification accuracy. In general, purpose of extracting and selecting features of texts is to reduce data volume, time required for training, computational time and increase performance speed of the methods proposed for text classification. Feature extraction refers to the process of generating a small set of new features by combining or transforming the original ones, while in feature selection dimension of the space is reduced by selecting the most prominent features.

In this paper, a solution to improve support vector machine algorithm using Imperialism Competitive Algorithm, are provided. In this proposed method, the Imperialism Competitive Algorithm for selecting features and the support vector machine algorithm for Classification of texts are used.

At the stage of extracting the features of the texts, using weighting schemes such as NORMTF, LOGTF, ITF, SPARCK, and TF, each extracted word is allocated a weight in order to determine the role of the words in terms of their effects as the keywords of the texts. The weight of each word indicates the extent of its effect on the main topic of the text compared to other words used in the same text. In the proposed method, the TF weighting scheme is used for attributing weights to the words. In this scheme, the features are a function of the distribution of different features in each of the documents $d_i \in D$.

Moreover, at this stage, using the process of pruning, low-frequency features and words that are used fewer than two times in the text are pruned. Pruning basically filters low-frequency features in a text [18].

In order to reduce the number of dimensions of the features and decrease computational complexity, the imperialist competitive algorithm (ICA) is utilized in the proposed method. The main goal of employing the imperialist competitive algorithm (ICA) in the proposed method is minimizing the loss of data in the texts, while also maximizing the reduction of the dimensions of the features.

In the proposed method, since the imperialist competitive algorithm (ICA) has been used for selecting the features, there must be a mapping created between the parameters of the imperialist competitive algorithm (ICA) and the proposed method. Accordingly, when using the imperialist competitive algorithm (ICA) for selecting the key features, the search space includes the dimensions of the features, and among all the extracted features, $\frac{1}{2}$, $\frac{1}{4}$, or $\frac{1}{5}$ of all the features are attributed to each of the countries. Since the mapping is carried out randomly, there may be repetitive features in any of the countries as well. Next, based on the general trend of the imperialist competitive algorithm (ICA), some countries which are more powerful are considered as imperialists, while the other countries are considered as colonies. Once the countries are identified, the optimization process can begin. Each country is defined in the form of an $1 * N$ array with different values for the variables as in Equations 2 and 3.

$$\text{Country} = [\var_1, \var_2, \dots, \var_t, \var_N] \quad (2)$$

$$\text{Cost} = f(\text{Country}) \quad (3)$$

The variables attributed to each country can be structural features, lexical features, semantic features, or the weight of each word, and so on. Accordingly, the power of each country for identifying the class of each text is increased or decreased based on its variables.

One of the most important phases of the imperialist competitive algorithm (ICA) is the colonial competition phase. In this phase, all the imperialists try to increase the number of colonies they own. Each of the more powerful empires tries to seize the colonies of the weakest empires to increase their own power. In the proposed method, colonies with the highest number of errors in classification and the highest number of features are considered as the weakest empires.

Based on trial and error, and considering the target function in the proposed method, the number of key features relevant to the main topic of the texts is set to $\frac{1}{5}$ of the total extracted features, and only through using $\frac{1}{5}$ of the key features of each text along with a classifier algorithm such as AdaBoost, support vector machine (SVM), K nearest neighbors, and so on, the class of that text can be determined in the proposed method.

Since the classification of texts is a nonlinear problem, in order to classify texts, the problem must first be mapped into a linear problem. In this paper, the RBF kernel function along with γ is used for mapping the problem.

The hybrid algorithm is implemented on the Reuters21578, WebKB, and Cade 12 data sets to evaluate the accuracy of the proposed method. The simulation results indicate that the proposed hybrid algorithm in precision, recall and F Measure criteria is more efficient than primary support machine carriers.

Keywords: Feature Selection, Text Classification, Imperialism Competitive Algorithm, Support Vector Machines Algorithm, Optimization



۱- مقدمه

امروزه اطلاعات، بزرگترین و مهمترین نقش در زندگی انسان‌ها دارند. بیشتر سازمان‌ها، داشتگاه‌ها، رسانه‌های اجتماعی و ... بانک‌های اطلاعاتی ارزشمند دارند که از داده‌ها و اطلاعات انبوی بهره می‌برند. از طرفی با توجه به گسترش فضای مجازی انتشار و تبادل اطلاعات نیز سهل و آسان شده است و روزانه حجم اطلاعات رو به افزایش است. متون خبری، مقالات و کتاب‌های الکترونیکی، نامه‌های الکترونیکی، صفحات وب و ... تنها بخشی از این اطلاعات رو به رشد هستند. برای سازمان‌دهی و بازیابی اطلاعات ابزارهایی لازم است که در کمترین زمان اطلاعات و داده‌های مورد جستجوی کاربران را دهنده و از میان حجم بالای داده‌ها دانش نهفته آنها را استخراج کنند. به این منظور روش‌های مختلفی در دسته‌بندی متون توسط پژوهش‌گران ارائه می‌شود؛ چراکه دسته‌بندی اطلاعات به عنوان یکی از مهم‌ترین روش‌ها در بازیابی اطلاعات و راه حل مؤثری برای سازماندهی پایگاه‌داده‌های متنی است.

دسته‌بندی که اغلب کلاس‌بندی نامیده می‌شود، متون زبان طبیعی را به یک یا بیشتر دسته‌های از قبل معرفی شده براساس محتوی نسبت می‌دهد [1,2,3]. هدف دسته‌بندی متون دستیابی به اطلاعات و داده‌ها در کسری از ثانیه است. به این صورت که اسناد مرتبط با هم شناسایی می‌شوند و با توجه به ارتباط منطقی هر کدام با یکدیگر در دسته‌های مشابه قرار می‌گیرند. دسته‌بندی یا ردیبدنی یک متن می‌تواند اطلاعات مفیدی برای فرآیندهای همچون تبدیل ترجمه ماشین، فیلتر کردن متون، سامانه‌های خودکار پاسخ به سوالات و کاربردهای مرتبط با سازماندهی خودکار مستندات، افزایش کارایی در موتورهای جستجو و ... بدست آورد.

یکی از مشکلات اصلی در دسته‌بندی متون، وجود ابعاد بالا در فضای ویژگی‌های متون است. برای کاهش ویژگی‌های متون، انتخاب ویژگی‌ها و واژگان کلیدی یکی از موثرترین راه حل‌هاست. دستیابی به روشی دقیق در دسته‌بندی متون رابطه مستقیم به انتخاب درست ویژگی‌های متون و تعداد آنها دارد؛ زیرا عامل اصلی در دسته‌بندی متون انتخاب ویژگی‌های کلیدی متون است [4,5].

ویژگی‌ها و واژگان کلیدی مجموعه‌ای از لغات مهم در یک مستند هستند که توصیفی از محتوا مستند را فراهم

می‌آورند. به طور کلی انتخاب ویژگی‌ها، زمان لازم را برای آموزش و هزینه محاسبات که تابعی از طول بردار ویژگی‌هاست، کاهش می‌دهد؛ همچنین سرعت و دقت عملکرد روش‌ها را با کاهش حجم داده‌ها افزایش می‌دهد. از این‌رو در این مقاله روشی براساس بهبود الگوریتم ماشین بردار پشتیبان با الگوریتم رقابت استعماری برای دسته‌بندی اسناد متنی ارائه شده که در روش پیشنهادی از الگوریتم رقابت استعماری برای انتخاب ویژگی‌های کلیدی استفاده شده، چون که این الگوریتم به عنوان نخستین الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر یک فرایند اجتماعی- سیاسی است و توانایی بهینه‌سازی همتراز و حتی بالاتر در مقایسه با الگوریتم‌های مختلف بهینه‌سازی، در مواجهه با انواع مسائل بهینه‌سازی دارد و از سرعت مناسب در یافتن جواب بهینه برخودار است. همچنین با توجه به انتخاب ویژگی‌ها از الگوریتم ماشین بردار پشتیبان برای دسته‌بندی متون استفاده شده و در مقالات مختلفی از قبیل [6]، [7]، [8]، [9]، [10]، [11] و [12] از الگوریتم ماشین بردار پشتیبان برای دسته‌بندی متون استفاده شده است.

ساختمانی مقاله به شرح زیر سازمان‌دهی شده است: در بخش ۲ کارهای مرتبط قلی انجام شده در این حوزه بیان شده است. در بخش ۳ روش پیشنهادی به صورت کامل ارائه شده است. در بخش ۴ نتایج روش پیشنهادی به طور کامل بررسی و ارزیابی می‌شود و در نهایت در بخش ۵ به نتیجه‌گیری و کارهای آینده پرداختیم.

۲- کارهای مرتبط

با توجه به اهمیت دسته‌بندی اسناد متنی در گذشته پژوهش‌گران مختلفی با روش‌های مختلفی به حل این امر مهم مباردت کرده‌اند که در زیر به تعدادی از آنها اشاره شده است.

در [7]، از الگوریتم ماشین بردار پشتیبان با هدف دسته‌بندی متون از روش انتخاب ویژگی چند رده ماشین بردار پشتیبان برای دسته‌بندی متون استفاده شده است. نتایج حاکی از آن است که روش ارائه شده دقت خوبی در دسته‌بندی متون دارد و همچنین در مطالعه [9]، رویکرد خوشبندی بدون نظرات با استفاده از شبکه‌های خود سازمان‌دهی شده و خوشبندی خودکار با استفاده از ضربی همبستگی استفاده شده است. در نهایت، خوش‌ها به عنوان برچسب‌هایی برای آموزش ماشین بردار استفاده می‌شود.





در [8]، روشی تحت عنوان TCFP ارائه شده است و از الگوریتم ماشین بردار پشتیبان در ترکیب با الگوریتم‌های نیوی بیز و K نزدیک‌ترین همسایه برای دسته‌بندی استفاده شده است. آزمایش روش پیشنهادی بر روی مجموعه داده‌های WebKB و Newsgroups، Reuters و انجام شده است. نتایج معیار F-Measure در مجموعه داده Newsgroups با روش ماشین بردار پشتیبان برابر با ۸۲.۴۹٪، با روش K نزدیک‌ترین همسایه برابر با ۷۹.۹۵٪، با روش Rocchio برابر با ۸۳٪ است. در مجموعه داده WebKB نتایج همین معیار با روش ماشین بردار پشتیبان برابر با ۷۳.۷۴٪، با روش K نزدیک‌ترین همسایه برابر با ۸۰٪، با روش Rocchio برابر با ۷۵٪ محاسبه شده است؛ همچنین در مجموعه داده Reuters نتایج با روش ماشین بردار پشتیبان برابر با ۸۷٪، با روش K نزدیک‌ترین همسایه برابر با ۸۵.۶۵٪، با روش Rocchio برابر با ۸۶٪ محاسبه شده است. همچنین در [13]، نیز روش‌های الگوریتم ماشین بردار پشتیبان و الگوریتم K نزدیک‌ترین همسایه برای دسته‌بندی ارائه شده است، برای ارزیابی این روش از مجموعه داده News-Groups و برای وزن‌دهی واژگان داده‌های مجموعه داده TF-IDF استفاده شده است. در روش ماشین بردار پشتیبان از تابع کرنل برای آموزش داده استفاده شده است. نتایج حاصله بیان گر دقت بیشتر روش K نزدیک‌ترین همسایه در مقایسه با روش ماشین بردار پشتیبان بوده است. در [14] نیز، از روش‌های نیوی بیز، ماشین بردار پشتیبان، رگرسیون لجستیک و روش‌های ترکیبی آدابوست و نیوی بیز، ماشین بردار پشتیبان و آدابوست در دسته‌بندی متون استفاده شده است. برای ارزیابی روش‌ها از مجموعه داده ACM استفاده شده است.

و همکاران در [15]، روشی براساس دسته‌بندی خودکار متن با استفاده از اهمیت واژگان هر یک از متون ارائه دادند. آزمایش روش پیشنهادی بر روی دو زبان مختلف (انگلیسی و کره‌ای) در مجموعه داده‌های خبری انجام شده است. از چهار نوع مختلف روش طبقه‌بندی: بیزین ساده، ماشین بردار پشتیبان، K نزدیک‌ترین همسایه و Rocchio در روش پیشنهادی استفاده شده است. در [16]، یک دسته‌بندی جدید با یک پارچه‌سازی الگوریتم K نزدیک‌ترین همسایه با الگوریتم ماشین بردار پشتیبان ارائه شده است. هدف از این روش کاهش تأثیر پارامترها در دقت دسته‌بندی بوده است به این صورت که در مرحله آموزش الگوریتم ماشین بردار پشتیبان برای کاهش نمونه‌های آموزشی در

دسته‌بندی‌های موجود در بردار پشتیبان خود استفاده شده است. این بردارهای پشتیبان از دسته‌های مختلف به عنوان داده آموزشی با الگوریتم K نزدیک‌ترین همسایه هستند که در آن معیارهای شباهت یا تابع فاصله برای محاسبه داده‌های آزمون که در کدام دسته قرار می‌گیرد، استفاده می‌شود و همچنین برای تشخیص اینکه کدام یک مصرف زمان را کاهش می‌دهد، کاربرد دارد. Feng و همکاران در [17]، روشی بر مبنای روش نیوی بیز ارائه کردند که از ویژگی‌های انتخاب شده برای دسته‌بندی بهینه‌تر استفاده می‌کند. قابلیت‌های منحصر‌فرد این روش با استفاده از روش شاخص‌گذاری خصایص با روش شاخص‌گذاری انتخاب عمومی است. نتایج این روش حاکی از آن است که با روش‌های دیگر دسته‌بندی شناخته شده‌ای مثل ماشین بردار پشتیبان قابل رقابت است. در [18]، روش انتخاب ویژگی دومرحله‌ای با استفاده از بهره اطلاعات، آنالیز بخش‌های اصلی و الگوریتم ژنتیک برای دسته‌بندی متون ارائه شده است. برای ارزیابی روش پیشنهادی از مجموعه داده‌های در این روش برای کاهش ابعاد ویژگی‌های متون از الگوریتم‌های ژنتیک و PCA استفاده شده و بعد از کاهش ابعاد ویژگی‌ها، دسته‌بندهای K نزدیک‌ترین همسایه و درخت تصمیم‌گیر C4.5 برای دسته‌بندی متون به کار رفته است.

naH و همکاران در [19]، روشی با استفاده از تعديل وزن در دسته‌بندی متون از طریق الگوریتم K نزدیک‌ترین همسایه ارائه دادند. در [20]، روشی براساس اسناد نشان‌دار و بدون نشانه با استفاده از EM برای دسته‌بندی متون ارائه شده است. که درستی دسته‌بندی متون می‌تواند با افزایش یا کاهش تعداد اسناد برچسب‌گذاری شده یا بدون برچسب متغیر است و دقت دسته‌بندی با افزایش تعداد متون برچسب‌گذاری افزایش می‌یابد.

در [21]، روش ترکیبی دو الگوریتم K نزدیک‌ترین همسایه و K-Means در دسته‌بندی متون ارائه شده است. که از الگوریتم K-means برای خوشبندی متون و از الگوریتم K نزدیک‌ترین همسایه به منظور تشخیص اسناد مشابه استفاده شده است. نتایج حاصل از ارزیابی روش پیشنهادی در مجموعه داده Reuters-21578 بیان گر دقت K-means بالای روش ترکیبی در مقایسه با نتایج روش است. در [22]، روشی با عنوان الگوریتم کلونی مورچه



رضایی و همکاران در [26]، روشی برای استخراج واژگان کلیدی و وزن‌دهی واژگان برای بهبود طبقه‌بندی متون فارسی ارائه کردند. در این مقاله با استفاده از اصطلاح‌نامه که از نظامی ساختارمند برخودار است، واژگان کلیدی بامعنایتری از متون استخراج شده و با آن‌ها طبقه‌بندی متون فارسی صورت گرفته است. در مرحله نخست، واژگان زائد حذف و باقی واژگان ریشه‌یابی شده است؛ سپس به‌کمک اصطلاح‌نامه کلمات هم‌معنی، اعم و اخص‌ها و همچنین وابسته‌ها پیدا و در ادامه برای مشخص‌شدن اهمیت نسیی واژگان یک وزن عددی به هر کلمه منسوب شده است که بیان‌گر میزان تأثیر واژه در ارتباط با موضوع متن و در مقایسه با سایر واژگان به کاررفته در متن است؛ درنهایت طبقه‌بندی متون انجام شده است. همچنین در [27]، با استفاده از اطلاعات زبان‌شناختی و اصطلاح‌نامه، واژگان کلیدی بامعنایتری استخراج شده است. نتایج آزمایش‌ها روی چندین متن در موضوعات مختلف نشان‌دهنده دقت و توانایی روش در استخراج واژگان کلیدی منطبق با خواست کاربر بوده و درنتیجه خوشه‌بندی متون با دقت بالا صورت گرفته است.

در [28]، برای هماهنگ‌کردن معیار تبدیل ویژگی و نیز معیار دسته‌بندی ماشین بردار پشتیبان روشی برای تخمین تبدیل ویژگی با استفاده از الگوریتم ژنتیک پیشنهاد شده که معیار تبدیل آن کمینه‌کردن خطای دسته‌بندی ماشین بردار پشتیبان است. علاوه‌بر آن، روشی برای تخمین تبدیل ویژگی با استفاده از الگوریتم ژنتیک دوهدفه، پیشنهاد شده که معیار این تبدیل بیشینه‌شدن تمایز بین دسته‌های و کمینه‌کردن خطای دسته‌بندی ماشین بردار پشتیبان به صورت همزمان است.

۳- روش پیشنهادی

مسئله دسته‌بندی متون یکی از مسائل اصلی مطرح شده در یادگیری ماشین است. روش‌های یادگیری ماشین بر پایه دو رده آموزش و آزمون هستند. بر این اساس هشتاد درصد داده‌های مجموعه داده‌ها برای آموزش و بیست درصد مابقی نیز برای آزمایش و مشاهده نتایج روش پیشنهادی در نظر گرفته شده است. به‌طور کلی روش پیشنهادی شامل چهار مرحله اصلی پیش‌پردازش، استخراج ویژگی‌ها، انتخاب ویژگی‌ها و دسته‌بندی متون است. در شکل (۱) نحوه عملکرد روش پیشنهادی نشان داده شده است.

پیش‌رفته برای انتخاب زیرمجموعه ویژگی مطرح شده است. در این روش از مدل گراف استفاده شده، بهصورتی که هر گره دو زیرگره دارد که یکی برای انتخاب و دیگری برای عدم انتخاب ویژگی بوده است. الگوریتم کلونی مورچه برای انتخاب گره‌ها استفاده می‌شود. عملکرد این روش پیشنهادی با الگوریتم ژنتیک دودویی، الگوریتم ازدحام ذرات بهبود یافته، الگوریتم جستجوی دودویی گرانشی بهبود یافته و برخی الگوریتم‌های برجسته بر اساس الگوریتم کلونی مورچه روی انتخاب ویژگی مقایسه شده است. نتایج نشان داده است که الگوریتم پیشنهادی با استفاده از مجموعه ویژگی کوچک‌تر نسبت به روش‌های دیگر دقت بیشتری دارد.

در [23]، موضوع انتخاب ویژگی متن بر اساس الگوریتم ژنتیک بهبود یافته ارائه شده است. در این روش از یک روش جستجوی ترکیبی استفاده می‌شود که مزیت‌های انتخاب ویژگی بهصورت فیلتر را با الگوریتم ژنتیک افزایش یافته ترکیب می‌کند تا به ابعاد بالایی از فضای ویژگی دست یابد و عملکرد را نیز به‌طور هم‌زمان بهبود بخشد. نتایج در این رویکرد نشان می‌دهد که این روش ترکیبی مؤثرتر از روش فیلتر تکی برای کاهش ابعاد است، زیرا قادر است، بدون اینکه دقت دسته‌بندی را در بیشتر موقع از دست بدهد، نرخ کاهش بالاتری تولید کند.

Yonge lu و همکاران در [24]، روشی با عنوان الگوریتم بهینه‌سازی ذرات بهبود یافته و کاربرد آن در انتخاب ویژگی متن ارائه کردند. تلاش بهمنظور بهبود اثر انتخاب ویژگی از طریق الگوریتم بهینه‌سازی ذرات است. نتایج نشان می‌دهد که الگوریتم بهینه‌سازی ذرات بهبود یافته ناهمگام یکی از بهترین روش‌ها در دسته‌بندی متن در میان تمام روش‌هاست.

Rouhi با عنوان Hong Wang و Ben Niu با عنوان الگوریتم باکتریایی نوژه‌های کنترل تصادفی برای انتخاب ویژگی در طبقه‌بندی ارائه دادند [25]. الگوریتم‌های مبتنی بر باکتری مبتنی بر جمعیت هستند که به‌خاطر توانایی جستجوی سراسری‌شان شناخته شده هستند. این مقاله یک الگوریتم باکتریایی جدید را پیشنهاد می‌کند که بر اساس سازوکارهای کنترل و استراتژی‌های، بهروزرسانی جمعیت برای انتخاب ویژگی در دسته‌بندی است. مطالعات مقایسه‌ای روی پنج الگوریتم باکتریایی نشان می‌دهد که الگوریتم پیشنهادی با دست یابی به کارایی بالاتر طبقه‌بندی از الگوریتم‌های دیگر بهتر است.

نظیر حروف ربطی، علایم نشانه‌گذاری، ضمایر، بسیاری از قیدها، صفات و واژگان مبهم که با مفهوم و موضوع اصلی متن مرتبط نیستند، حذف می‌شوند. در اصطلاح به این گفته می‌شود. حذف این واژگی‌های تکراری بسیار مهم است؛ چون وجود این واژگان پر تکرار موجب دسته‌بندی اشتباه متون می‌شود؛ همچنین در این مرحله ریشه‌یابی واژگان نیز انجام می‌شود. در مرحله ریشه‌یابی، ریشه تشکیل‌دهنده واژگان مشخص می‌شوند؛ بنابراین، واژه‌هایی با ریشه مشابه تعیین می‌شوند، یعنی واژگانی که بدليل داشتن پیشوندها و پسوندها مختلف به نظر می‌رسند نیز در یک ردۀ در نظر گرفته می‌شوند. برای مثال، "put" یک ردۀ در نظر گرفته می‌شوند. برای مثال، "put"، "put off" و "put on" همه ریشه put دارند.

۳-۲- استخراج واژگی‌ها

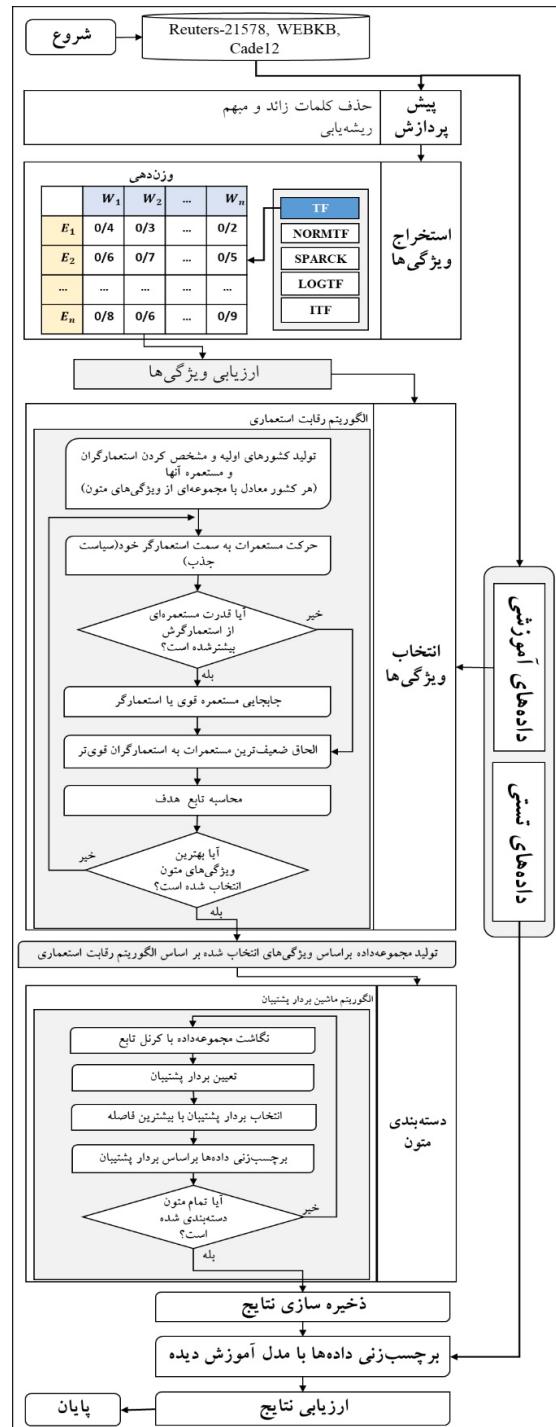
در مرحله استخراج واژگی‌های متون با استفاده از الگوهای وزن‌دهی مانند SPARCK، ITF، LOGTF، NORMTF و TF به هر کلمه استخراج شده، وزنی نسبت داده می‌شود و نقش واژگان از نظر میزان تأثیر آنها به عنوان واژگان کلیدی متون مشخص می‌شود. وزن هر واژه بیان گر میزان تأثیر واژه در موضوع اصلی متن در مقایسه با سایر واژگان به کاررفته در متن است. در روش پیشنهادی از الگوی وزن‌دهی TF برای وزن‌دهی به واژگان استفاده شده است. در این روش وزن‌دهی واژگی‌ها تابعی از توزیع واژگی‌های مختلف در هریک از مستندات $d_i \in D$ است.

در روش TF در صورت وجود واژگی t_k در اسناد d_i وزن آن برابر تعداد تکرار آن واژگی در اسناد مربوطه است. روش TF طبق معادله (۱) تعریف شده که (t_k, d_i) برابر تعداد تکرار هر واژگی t_k در d_i است.

$$W_{ki} = tf(t_k, d_i) = \begin{cases} t_k, & t_k \in \text{vector } d_i \\ 0, & t_k \notin \text{vector } d_i \end{cases} \quad (1)$$

همچنین در این مرحله از طریق فرآیند هرس کردن واژگی‌های کم تکرار و واژگانی که کمتر از دو بار در متن ظاهر شده باشند، هرس شده است. فرآیند هرس کردن به طور اساسی واژگی‌های کم تکرار در یک متن را فیلتر می‌کند [18].

¹ Stop-List



(شکل-۱): روند نمایی روش پیشنهادی
(Figure-1): Flowchart of Proposed Method

۳-۳- پیش‌پردازش

در نخستین مرحله از روش پیشنهادی، مجموعه‌داده انتخابی کاربر خوانده و پیش‌پردازش می‌شود. در این مرحله واژگانی



با مشخص شدن کشورها می‌توان فرایند بهینه‌سازی را آغاز کرد. هر کشور به صورت آرایه N^* با مقدار متغیرهای متفاوت به صورت معادلات (۲) و (۳) تعریف می‌شوند. متغیرهای نسبت داده شده به هر کشور می‌تواند ویژگی‌های ساختاری، لغوی، معنایی، وزن هر کلمه و ... باشد. بدین ترتیب قدرت هر کشور در تشخیص دسته هر متن با توجه به متغیرهاییش زیاد یا کم می‌شود.

$$\text{Country} = [\text{var}_1, \text{var}_2, \dots, \text{var}_i, \text{var}_N] \quad (2)$$

$$\text{Cost} = f(\text{Country}) \quad (3)$$

در معادلات (۲) و (۳)، var_i : متغیر تصمیم آم، Country : راه حل مسئله و Cost : مقدار تابع هدف است.

یکی از مهم‌ترین بخش‌های الگوریتم رقابت استعماری مرحله رقابت استعماری است، که در این مرحله تمام استعمارگران سعی بر افزایش تعداد مستعمرات خود دارند. هر امپراطوری قوی‌تر، سعی دارد مستعمرات ضعیفترین امپراطورها را تحت سلطه خود آورد و بر قدرت خود بیفزایید. در روش پیشنهادی مستعمره‌های که بیشترین تعداد خطاب در دسته‌بندی را با بیشترین تعداد ویژگی‌ها داشته‌اند به عنوان ضعیفترین امپراطوری در نظر گرفته شده است و به صورت معادله (۴) نشان داده می‌شود.

$$T.C_n = \text{Cost}(\text{imperialist}_n) + \xi \text{mean}\{\text{Cost}(\text{colonies of empire}_n)\} \quad (4)$$

در معادله (۴)، $\text{Cost}(\text{imperialist}_n)$: مقدار تابع هدف امپراطوری است که برابر با تعداد دسته‌بندی درست، ξ : یک عدد مثبت دلخواه کوچک‌تر از یک $T.C_n$: مقدار تابع هدف امپراطوری است که برابر با کمترین تعداد ویژگی‌ها و بالاترین تعداد دسته‌بندی درست در نظر گرفته شده است. بر اساس سعی و خطاب و با توجه به تابع هدف در روش پیشنهادی، تعداد ویژگی‌های کلیدی و مرتبط با موضوع اصلی متن برابر با $1/5$ ویژگی‌ها از کل ویژگی‌های استخراج شده، تعیین شده است و فقط از طریق $1/5$ ویژگی‌های کلیدی هر متن در کنار یک الگوریتم طبقه‌بند ممثل آدابوست، ماشین بردار پشتیبان، K نزدیک‌ترین همسایه و ... می‌توان طبقه‌بندی آن متن را در روش پیشنهادی مشخص کرد. که در روش پیشنهادی از الگوریتم ماشین بردار پشتیبان برای دسته‌بندی متن از طریق ویژگی‌های کلیدی استفاده شده است و این الگوریتم فقط براساس ویژگی‌های ارسالی از الگوریتم رقابت استعماری دسته‌بندی متن را انجام می‌دهد.

۳-۳- انتخاب ویژگی‌ها

با توجه به اینکه تعداد ویژگی‌های متن با فرایند وزن‌دهی کاهش می‌یابد، باز هم مشکل اصلی در دسته‌بندی، فضای پیچیده و ابعاد بالای ویژگی‌های مرتبط با موضوع اصلی هر متن سریع نیاز به ویژگی‌های از این روش پیشنهادی است. از این‌رو، برای کاهش ابعاد ویژگی‌ها و کاهش پیچیدگی محاسباتی، الگوریتم رقابت استعماری را در روش پیشنهادی به کار بردایم. الگوریتم رقابت استعماری، الگوریتمی نوظهور در حیطه محاسباتی تکاملی و برگرفته از روند تکامل جوامع انسانی است. نخستین مقاله در مورد الگوریتم رقابت استعماری در سال ۲۰۰۷ توسط مبدع روش، ارائه شده است [29]، از این الگوریتم تاکنون در مسائل مختلفی استفاده شده و با گذشت زمان کاربرد آن در مسائل بهینه‌سازی نیز افزایش یافته است [30,31]. این الگوریتم به عنوان نخستین الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر یک فرایند اجتماعی- سیاسی است و توانایی بهینه‌سازی همتراز و حتی بالاتر در مقایسه با الگوریتم‌های مختلف بهینه‌سازی، در مواجهه با انواع مسائل بهینه‌سازی دارد. همچنین از سرعت مناسب در یافتن جواب پیشنهادی برخودار است. با توجه به مهارت این الگوریتم، به کارگیری این الگوریتم در روش پیشنهادی به عنوان یک راه حل قدرتمند برای انتخاب ویژگی‌های کلیدی و کاهش ابعاد ویژگی‌های متن می‌شود. هدف اصلی از به کارگیری الگوریتم رقابت استعماری در روش پیشنهادی این است که از دست رفتن اطلاعات متن به کمینه برسد، در حالی که کاهش ابعاد ویژگی‌ها نیز بیشینه باشد.

در روش پیشنهادی، براساس این که از الگوریتم رقابت استعماری در انتخاب ویژگی‌ها استفاده شده است، باید نگاشتی بین پارامترهای الگوریتم رقابت استعماری و روش پیشنهادی ایجاد شود.

براین اساس، هنگام استفاده از الگوریتم رقابت استعماری برای انتخاب ویژگی‌های کلیدی، فضای جستجو ابعاد ویژگی‌های است و از مجموع کل ویژگی‌های استخراج شده، به طور تصادفی $1/2$ یا $1/4$ یا $1/5$ از کل ویژگی‌ها به هر یک از کشورها نسبت داده شده، چون ارسال به طور تصادفی صورت می‌گیرد ممکن است در یک کشور، ویژگی‌های تکراری هم وجود داشته باشد؛ سپس با توجه به روند کلی الگوریتم رقابت استعماری تعدادی از کشورها که قدرتمندتر هستند به عنوان امپراطوریست و مابقی به عنوان مستعمره در نظر گرفته شده است.



۳-۴- دسته‌بندی متون

براساس این که دسته‌بندی متون یک مسأله غیر خطی است. برای دسته‌بندی متون ابتدا باید مسأله به صورت خطی نگاشت شود. که در این مقاله از تابع کرنل RBF به همراه γ که در معادله (۵) نشان داده شده است برای نگاشت مسأله استفاده شده است.

$$K(X_i \times X_j) = \exp(-\gamma \|X_i - X_j\|^2), g > 0 \quad (5)$$

در جدول (۱) پارامترهای روش پیشنهادی نشان داده است. مقدار پارامترهای روش پیشنهادی به صورت تجربی در پیاده‌سازی تعیین شده‌اند و زیاد یا کم بودن مقدار پارامترها در نتایج روش پیشنهادی بسیار تأثیرگذارند.

جدول-۱): پارامترهای مورد استفاده در روش پیشنهادی

(Table-1): Parameters used in Proposed Model

مقدار	پارامتر	
۲۰۰	تعداد جمعیت اولیه	الگوریتم می‌گرقبات استعمالی
۵۰	تعداد امپریالیست	
۱۰۰	تعداد تکرار	
Radial basis function(RBF)	Kernel	ماشین بردار پشتیبان
تعداد پیش‌بینی درست و غلط		تابع ارزیابی روش پیشنهادی

۴- بررسی و ارزیابی نتایج

ارزیابی مدل پیشنهادی در محیط 2015 VS.NET انجام شده است و به‌منظور مشاهده نتایج روش پیشنهادی از مجموعه‌داده‌های Reuters 21578 و WebKB، Cade12 شامل چهار دسته [13,32] مجموعه‌داده Reuters 2157 شامل ده دسته [33,34] و مجموعه‌داده Cade 12 [35] شامل دو دسته مختلف است. در جدول (۲) تا (۴) انواع دسته‌ها و موضوعات مجموعه داده‌ها در دو مجموعه داده آرمون و آموزش نشان داده شده است.

جدول-۲): فهرست دسته‌ها و موضوعات مجموعه‌داده Reuters-21578

(Table-2): List of Categories and Topics in Reuters-21578 Data Set

Nos.	Class label	Training samples	Testing samples
1	Earn	2877	1087
2	Acq	1650	719
3	Money-fx	538	179
4	Grain	433	149

5	Crude	389	189
6	Tradc	369	117
7	Interest	347	131
8	Ship	197	89
9	Wheat	212	71
10	Corn	181	56

(جدول-۳): فهرست دسته‌ها و موضوعات مجموعه‌داده WEBKB

(Table-3): List of Categories and Topics in WEBKB Data Set

Nos.	Class label	Training samples	Testing samples
1	Course	651	279
2	Faculty	786	338
3	Project	352	152
4	Student	1148	493

(جدول-۴): فهرست دسته‌ها و موضوعات مجموعه‌داده Cade 12

(Table-4): List of Categories and Topics in Cade12 Data Set

Nos.	Class label	Training samples	Testing samples
1	servicos	5627	2846
2	sociedade	4935	2428
3	lazer	3698	1892
4	informatica	2983	1536
5	sauda	2118	1053
6	educacao	1912	944
7	internet	1585	796
8	cultura	1494	643
9	esportes	1277	630
10	noticias	701	381
11	ciencias	569	310
12	compras-online	423	202

همچنین معیارهای ارزیابی دقت، بازخوانی و F Measure را در محاسبه و ارزیابی روش پیشنهادی به کار گرفته‌ایم. فاکتورهای دقت و دوباره‌خوانی دقت عملکرد روش پیشنهادی را محاسبه می‌کنند، با استفاده از معادلات (۶) و (۷) مشخص شده‌اند و معیار F Measure میانگین همساز وزن دهنده از معیارهای دقت و بازخوانی است [36]. با استفاده از معادله (۸) ارزیابی می‌شود:

$$\text{Precision} = \frac{\text{true positive}}{\text{true positive} + \text{false positive}} \quad (6)$$

$$\text{Recall} = \frac{\text{true positive}}{\text{true positive} + \text{false negative}} \quad (7)$$

$$F \text{ Measure} = \frac{2 \cdot \text{Recall} \cdot \text{Precision}}{\text{Recall} + \text{Precision}} \quad (8)$$

برای اطمینان از ضروت به کارگیری همزمان دو الگوریتم رقابت استعمالی و ماشین بردار پشتیبان برای دسته‌بندی متون، الگوریتم ماشین بردار پشتیبان بدون دخالت الگوریتم رقابت استعمالی نیز پیاده‌سازی شده است. همچنین از آنجایی که انتخاب ویژگی‌ها اهمیت بالایی در دسته‌بندی اسناد متنی دارد و انتخاب تعداد کمتر یا بیشتر ویژگی‌های متون رابطه مستقیم با دقت روش‌ها دارد، لذا



(جدول-۶): نتایج روش پیشنهادی و سایر روش‌ها در مجموعه‌داده WebKB با انتخاب مختلف از تعداد ویژگی‌ها
(Table-6): The Results of the Proposed Method and Other Methods in the Webkb Data Set with a Different Choice of Number of Feature

معیارهای ارزیابی					
F Measure (%)	Recall (%)	Precision (%)	الگوریتم از کل ویژگی‌های موزون برداشت نمودن	مقادیر ویژگی‌های از کل ویژگی‌های نمودن	روش‌ها
0.9343	0.9154	0.9693	ICA	1/2	روش پیشنهادی
0.9402	0.9067	0.9763	ICA	1/4	
0.9373	0.9237	0.9724	ICA	1/5	
0.8808	0.8383	0.9278	توابع ریاضی	1/2	
0.8733	0.8471	0.9012	توابع ریاضی	1/4	
0.9127	0.9107	0.9146	توابع ریاضی	1/5	ماشین بردار پشتیبان

(جدول-۷): نتایج روش پیشنهادی و سایر روش‌ها در مجموعه‌داده Cade12 با انتخاب مختلف از تعداد ویژگی‌ها
(Table-7): The Results of the Proposed Method and Other Methods in the Cade12 Data Set with a Different Choice of Number of Feature

معیارهای ارزیابی					
F Measure (%)	Recall (%)	Precision (%)	الگوریتم از کل ویژگی‌های موزون برداشت نمودن	مقادیر ویژگی‌های از کل ویژگی‌های نمودن	روش‌ها
0.941	0.915	0.9733	ICA	1/2	روش پیشنهادی
0.9379	0.911	0.9793	ICA	1/4	
0.9694	0.9569	0.9823	ICA	1/5	
0.8444	0.7917	0.9048	توابع ریاضی	1/2	
0.7792	0.7143	0.8471	توابع ریاضی	1/4	
0.8256	0.7333	0.9444	توابع ریاضی	1/5	ماشین بردار پشتیبان

با توجه به جدول (۵) تا (۷)، نتایج روش پیشنهادی با ۱/۲ تعداد ویژگی‌های انتخابی از کل ویژگی‌ها، بر روی مجموعه‌داده WEBKB معیار Precision برابر با ۰/۹۶۹۳ می‌باشد. در مجموعه‌داده Reuters 21578 معیار Recall با ۰/۹۱۵۴ و معیار F Measure برابر با ۰/۹۱۵۴ می‌باشد. در مجموعه‌داده Reuters 21578 معیار Precision برابر با ۰/۹۳۴۲ می‌باشد. در مجموعه‌داده Cade12 معیار Recall با ۰/۹۸۸۱ و معیار F Measure برابر با ۰/۹۱۴۶ می‌باشد. در مجموعه‌داده Cade12 معیار Precision برابر با ۰/۹۷۳۳ می‌باشد.

نتایج روش‌ها را با انتخاب ویژگی‌های ۱/۲، ۱/۴، ۱/۵ و ۱/۵ از کل ویژگی‌های استخراج شده نیز محاسبه و بررسی شده است. ضمن برای مقایسه بیشتر نتایج سایر روش‌های k نزدیک‌ترین همسایه [18]، درخت تصمیم‌گیری C4.5 [37] JRip، [37] Naïve-Bayes که در مقالات دیگر پیاده‌سازی شده نیز در جداول یادشده است. تمام نتایج در جداول (۵) تا (۷) جمع‌آوری و شکل‌های (۲) تا (۵) نشان داده شده است.

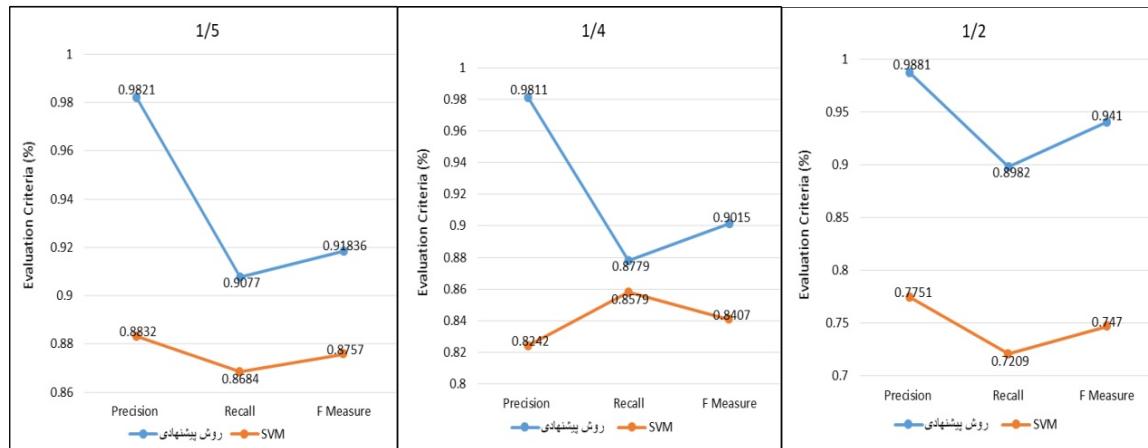
(جدول-۵): نتایج روش پیشنهادی و سایر روش‌ها در مجموعه‌داده Reuters 21578 با انتخاب مختلف از تعداد ویژگی‌ها
(Table-5): The Results of the Proposed Method and Other Methods in the Reuters 21578 Data Set with a Different Choice of Number of Feature

معیارهای ارزیابی					
F Measure (%)	Recall (%)	Precision (%)	الگوریتم از کل ویژگی‌های موزون برداشت نمودن	مقادیر ویژگی‌های از کل ویژگی‌های نمودن	روش‌ها
0.941	0.8982	0.9881	ICA	1/2	روش پیشنهادی
0.9015	0.8779	0.9811	ICA	1/4	
0.91836	0.9077	0.9821	ICA	1/5	
0.747	0.7209	0.7751	توابع ریاضی	1/2	
0.8407	0.8579	0.8242	توابع ریاضی	1/4	
0.8757	0.8684	0.8832	توابع ریاضی	1/5	ماشین بردار پشتیبان
0.8302	0.9559	0.7336	توابع ریاضی	7542	نزدیک‌ترین همسایه K [18]
0.8688	0.8923	0.8464	توابع ریاضی	7542	C4.5 decision tree [18]
0.284	0.279	0.406	Naïve-Bayes	-	PCA-Based feature reduction [37]
0.458	0.464	0.529	JRip	-	
0.498	0.495	0.539	J48	-	
0.323	0.324	0.607	ماشین بردار پشتیبان	-	Ontology-based feature reduction [37]
0.323	0.324	0.607	Naïve-Bayes	-	
0.759	0.752	0.798	JRip	-	
0.762	0.757	0.795	J48	-	
0.814	0.811	0.843	ماشین بردار پشتیبان	-	

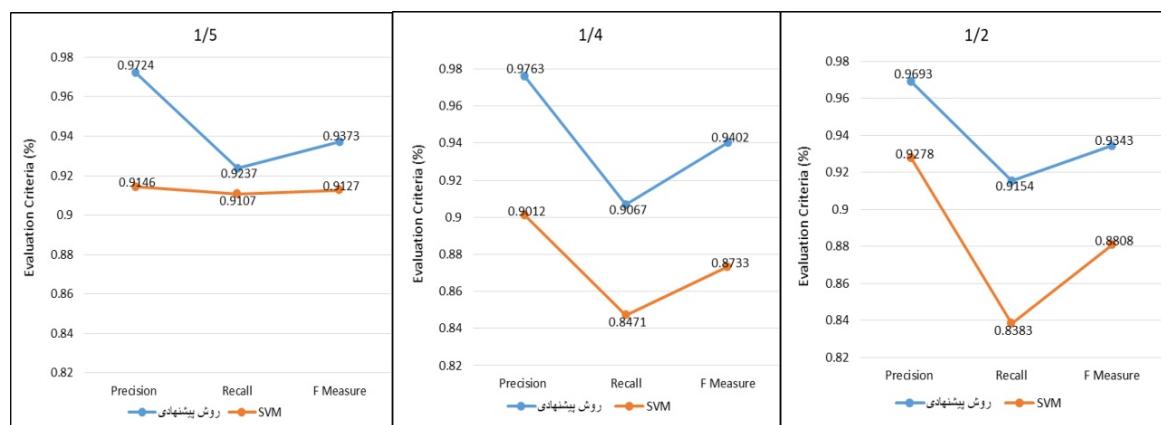
معیار WEBKB Precision برابر با 0.9724% و معیار Recall برابر با 0.9237% و معیار F Measure برابر با 0.9373% است. در مجموعه داده Reuters 21578 معیار Precision برابر با 0.9821% و معیار Recall برابر با 0.9077% و معیار F Measure برابر با 0.9183% و همچنین در مجموعه داده Cade12 معیار Precision برابر با 0.9823% و معیار Recall برابر با 0.9569% و معیار F Measure برابر با 0.9694% است. براساس نتایج حاصله، روش پیشنهادی با $1/4$ و $1/5$ تعداد ویژگی‌های انتخابی از کل ویژگی‌ها در مقایسه با نتایج روش ماشین بردار پشتیبان عملکرد بهینه و دقت بالایی در هرسه مجموعه داده 21578 Reuters و WebKB،Reuters 21578 و Cade12 به دست آورده است.

معیار Recall برابر با 0.915% و معیار F Measure برابر با 0.941% است.

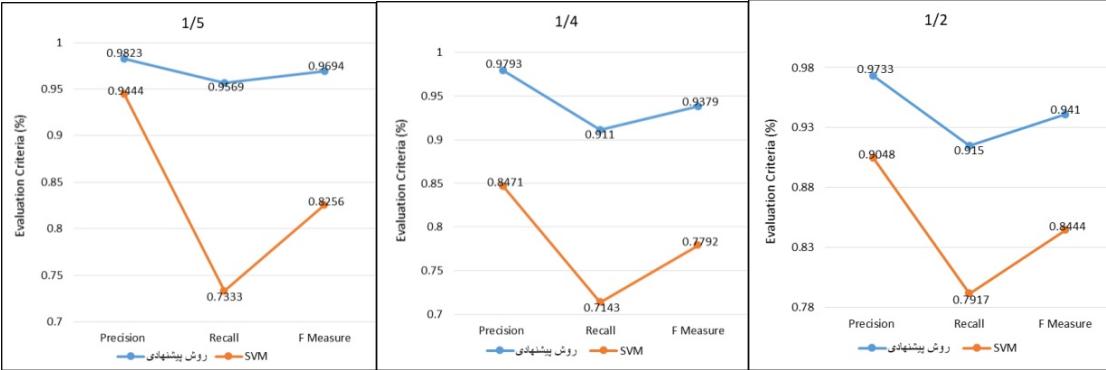
نتایج روش پیشنهادی با $1/4$ تعداد ویژگی‌های انتخابی از کل ویژگی‌ها، بر روی مجموعه داده WEBKB معیار Precision برابر با 0.9763% معیار Recall برابر با 0.9402% و معیار F Measure برابر با 0.967% است. در مجموعه داده 21578 Precision معیار Reuters برابر با 0.9811% معیار Recall برابر با 0.8779% و معیار F Measure برابر با 0.9015% و همچنین در مجموعه داده Cade12 Precision برابر با 0.9793% و معیار Recall برابر با 0.911% و معیار F Measure برابر با 0.9379% است. و همچنین نتایج روش پیشنهادی با $1/5$ تعداد ویژگی‌های انتخابی از کل ویژگی‌ها، بر روی مجموعه داده



(شکل-۲): ارزیابی روش‌ها بر روی مجموعه داده Reuters 21578 با $1/2$ ، $1/4$ و $1/5$ ویژگی‌های انتخابی از کل ویژگی‌ها
(Figure-2): Evaluation of Methods on the Reuters 21578 dataset with 1.2, 1.4 and 1.5 Features Selected from all Features



(شکل-۳): ارزیابی روش‌ها بر روی مجموعه داده WEBKB با $1/2$ ، $1/4$ و $1/5$ ویژگی‌های انتخابی از کل ویژگی‌ها
(Figure-3): Evaluation of Methods on the WEBKB dataset with 1.2, 1.4 and 1.5 Features Selected from all Features



(شکل-۴): ارزیابی روشنها بر روی مجموعه داده ۱۲ Cade با ۱/۲، ۱/۴ و ۱/۵ ویژگی‌های انتخابی از کل ویژگی‌ها
(Figure-4): Evaluation of Methods on the Cade12 dataset with 1.2, 1.4 and 1.5 Features Selected from all Features

- [2] D. Chiang, H. Keh, H. Huang, and D. Chyr, "The Chinese text categorization system with association rule and category priority", *Expert System with Applications*, vol. 35, no. 1-2, pp. 102-110, 2008.
- [3] L. Khreisat , "A machine learning approach for Arabic text classification using N-gram frequency statistics", *Proceeding of the 3rd Journal of Informetrics*, vol.3(1), pp 72-77, 2009.
- [4] A. An, B. Dauletbaev and E. Levner, "Multi-attribute Classification of Text Documents as a Tool for Ranking and Categorization of Educational Innovation Projects", *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 8404, pp 404-416, 2014.
- [5] A. K. Uysal, "An improved global feature selection scheme for text classification", *Expert systems with Applications*, vol. 43, pp.82-92, 2016.
- [6] C. H. Wan, L. H. Lee, R. Rajkumar and D. Isa, "A hybrid text classification approach with low dependency on parameter by integrating K-nearest neighbor and support vector machine", *Expert Systems with Applications*, vol. 39(15), pp.11880-11888, 2013.
- [7] B. Ramesh and J. G. R. Sathiaseelan, "An advanced Multi Class instance selection based Support Vector Machine for Text Classification", *Procedia Computer Science*, vol. 57, pp. 1124-1130, 2015.
- [8] Y. Ko and J. Sco, "Text classification from unlabeled documents with bootstrapping and feature projection techniques", *Information Processing & Management*, vol. 45(1), pp. 70-83, 2009.
- [9] N. Shafiabady, L. H. Lee, R. Rajkumar,, V. P. Kallimani, , N. A. Akram and D. Isa, "Using unsupervised clustering approach to train the Support Vector Machine for text classification", *Neurocomputing*, vol. 211, pp. 4-10, 2016.

۵- نتیجه‌گیری

در این مقاله روشنی براساس بهبود الگوریتم ماشین بردار پیش‌بینان با الگوریتم رقابت استعماری برای انتخاب ویژگی‌های کلیدی در دسته‌بندی اسناد متنی با هدف کاهش ابعاد ویژگی‌ها، حذف ویژگی‌های زائد و غیر مرتبط از فضای مسئله که درنتیجه بهبود عملکرد دسته‌بندی متون است، ارائه شده است. در مرحله نخست، هر یک از واژگان در متن مناسب با اهمیت‌شان با استفاده از روشن‌های وزن‌دهی TF، SPARCK، ITF، LOGTF، NORMTF شدن؛ سپس براساس الگوریتم رقابت استعماری، ویژگی‌ها و واژگان کلیدی متون انتخاب و کاهش ابعاد ویژگی‌ها انجام شد. بر این اساس، در فرایند دسته‌بندی متون، واژگان و واژگان با اهمیت کمتر، نادیده گرفته می‌شوند؛ درنتیجه انتخاب ویژگی‌های کلیدی متون باعث کاهش هزینه و کاهش زمان محاسباتی، افزایش دقت و بهبود عملکرد روشن پیشنهادی در دسته‌بندی متون شد.

با ارزیابی نتایج حاصله می‌توان بیان کرد که روشن پیشنهادی عملکرد بهینه‌ای نسبت به سایر روشن‌ها در دسته‌بندی متون داشته و عملکرد ماشین بردار پیش‌بینان در دسته‌بندی متون با استفاده از انتخاب ویژگی‌های کلیدی توسط الگوریتم رقابت استعماری تفاوت مشتی در نتایج حاصل کرده و باعث افزایش دقت و کارایی روشن پیشنهادی در دسته‌بندی متون شده است.

6- References

۶- مراجع

- [1] R. Feldman, and J. Sanger, *The Text Mining Handbook, "Advanced Approach in Analyzing Unstructured Data"*, Cambridge University Press, 2007.

- [21] R. Habibpour and K. Khalilpour, "A New Hybrid K-means and K-Nearest-Neighbor Algorithms for Text Document Clustering", *International Journal of Academic Research*, vol.6(3), pp. 7984, 2004.
- [22] S. Kashef and H. Nezamabadi-pour, "An advanced ACO algorithm for feature subset selection", *Neurocomputing*, vol.147, pp. 271-279, 2015.
- [23] A. S. Ghareb, A. A. Bakar and A. R. Hamdan, "Hybrid feature selection based on enhanced genetic algorithm for text categorization", *Expert Systems With Applications*, vol.49, pp.31-47, 2016.
- [24] Y. Lu, M. Liang, Z. Ye and L. Cao, "Improved particle swarm optimization algorithm and its applicationin text feature selection", *Applied Soft Computing*, vol. 35, pp. 629-636, 2015.
- [25] H. Wang and B. Niu, "A novel bacterial algorithm with randomness control for feature selection in classification", *Neurocomputing*, vol. 228, pp. 176-186, 2017.
- [۲۶] رضایی، وحیده، محمدپور، مجید، پروین، حمید، نجاتیان، صمد، ۱۳۹۶. ارائه روشی برای استخراج کلمات کلیدی و وزن دهی کلمات برای بهبود طبقه بندی متون فارسی. *فصل نامه‌ی پژوهش علوم و داده‌ها*، شماره ۴ پیاپی ۳۴.
- [26] V. Rezaie, M. Mohammadpour, H. parvin, S. Nejatian, "An Approach for Extraction of Keywords and Weighting Words for Improvement Farsi Documents Classification", *JSDP*, vol. 14 (4), pp.55-78. 2018.
- [۲۷] راد، فرهاد، پروین، حمید، آتوسا، مینایی، بهروز، ۱۳۹۵. ارائه روشی جدید برای شاخص گذاری خودکار و استخراج کلمات کلیدی برای بازیابی اطلاعات و خوشه بندی متون. *فصل نامه‌ی پژوهش علوم داده‌ها*، شماره ۱ پیاپی ۲۷.
- [27] F. Rad, H. Parvin, A. Dehbashi, B. Minaee "Improved Clustering Persian Text Based on Keyword Using Linguistic and Thesaurus Knowledge", *JSDP*, vol. 13 (1), pp.87-100, 2016.
- [۲۸] حسین خانی، فاطمه، ناصر شریف، بابک، دو روش تبدیل ویژگی مبتنی بر الگوریتم‌های ژنتیک برای کاهش خطای دسته‌بندی ماشین بردار پشتیبان. *فصل نامه‌ی پژوهش علوم و داده‌ها*، شماره ۲ پیاپی ۲۴.
- [28] F. Hosseinkhani, B. Naserharif, "Two Feature Transformation Methods Based on Genetic
- [10] L. H. Lee, D. Isa, W. O. Choo and W. Y. Chue, "High Relevance Keyword Extraction facility for Bayesian text classification on different domains of varying characteristic", *Expert Systems with Applications*, vol. 39(1), pp. 1147-115, 2013.
- [11] J. He, A. H. Tan and C. L. Tan, "On Machine Learning methods for Chinese document categorization", *Applied Intelligence*, vol. 18(3), pp. 311-322, 2003.
- [12] D. Isa, L. H. Lee, V. P. Kallimani and R. Rajkumar, "Text document pre-processing with the bayes Formula for classification using the support vector machine", *IEEE Transaction on Knowledge and Data Engineering*, vol. 20(9), pp. 1264-1272, 2008.
- [13] D. S. Guru and M. Suhil, "A Novel Term_Class Relevance Measure for Text Categorization", *Procedia Computer Science*, Vol. 45, pp. 13-22, 2015.
- [14] A. Onan, S. Korukoğlu and H. Bulut, "Ensemble of keyword extraction methods and classifiers in text classification", *Expert Systems with Applications*, vol. 57, pp. 232-247, 2016.
- [15] Y. Ko, J. Park and J. Seo, "Automatic Text Categorization using the Importance of Sentences", *19th international linguistics-Association for Computational Linguistics*, vol. 1, PP.1-7, 2002.
- [16] M. Sivakumar, C. Karthika and P. Renuga, "A Hybrid Text Classification Approach Using KNN And SVM ", *Intenational Journal of Innovative Research In Science Engineering And Technology,Special Issue 3*, vol. 3, pp.1987-1991, 2014.
- [17] G. Feng, J. Guo, B. Y. Jing and T. Sun, "Feature Subset Selection Using Naive Bayes for Text Classification", *Pattern Recognition Letters*, vol. 65, pp. 109-115, 2015.
- [18] H. Uguz, "A two-stage feature selection method for text categorization by using information gain", *principal component analysis and genetic algorithm. Knowledge-Based Systems*, vol. 24(7), pp. 1024-1032, 2011.
- [19] E. H. S. Han, G. Karypis and V. Kumar, "Text Categorization Using Weight Adjusted k-Nearest Neighbor Classification", *In Pacific-asia conference on knowledge discovery and data mining*, PP: 53-65. Springer Berlin Heidelberg, 2001.
- [20] K. Nigam, A. K. McCallum, S. Thrun and T. Mitchell, "Text Classification from Labeled and Unlabeled Documents using EM", Kluwer Academic Publishers, Printed in The Netherlands. *Machine Learning*, vol.39 (2), pp. 103-134, 2000.



سکینه اصغری آقجه‌دیزج کارشناسی ارشد خود را در رشته مهندسی کامپیوتر از دانشگاه آزاد اسلامی واحد بناب گرفته و تخصص وی پردازش زبان طبیعی، داده‌کاوی و الگوریتم‌های یادگیری ماشین است.

نشانی رایانمه ایشان عبارت است از:

Sakineh154asghari@gmail.com



فرهاد سلیمانیان قره چپق کارشناسی ارشد و دکترای تخصصی خود را در رشته مهندسی کامپیوتر به ترتیب از دانشگاه چوکورووا و دانشگاه حاجت‌تپه در کشور ترکیه گرفته و تخصص وی پردازش زبان طبیعی، داده‌کاوی و الگوریتم‌های یادگیری ماشین است. ایشان عضو هیأت علمی دانشکده مهندسی کامپیوتر دانشگاه آزاد اسلامی واحد ارومیه و به تدریس دروس مختلف در حوزه کاری خویش مشغول است. و در حال حاضر سردبیری International Journal of Academic Research in Computer Engineering و مدیرمسئولی نشریه Research in Computer Engineering را برعهده دارد.

نشانی رایانمه ایشان عبارت است از:

farhad@iaurmia.ac.ir

Algorithm for Reducing Support Vector Machine Classification Error”, *JSDP*. Vol. 12 (2), pp. 23-39, 2015

- [29] E. Atashpaz-Gargari and C. Lucas, “Imperialist competitive algorithm: An algorithm for optimization inspired by imperialistic competition”, *IEEE Congress on Evolutionary Computation*, pp. 4661–4667, 2007.
- [30] C. Lucas, Z. Nasiri-Gheidari and F. Tootoonchian, “Application of an imperialist competitive algorithm to the design of a linear induction motor”, *Energy Conversion and Management*, Elsevier, vol. 51(7). pp. 1407–1411, 2010.
- [31] E. Atashpaz-Gargari, F. Hashemzadeh, R. Rajabioun, and C. Lucas, “Colonial Competitive Algorithm, a novel approach for PID controller design in MIMO distillation column process”, *International Journal of Intelligent Computing and Cybernetics*, vol. 1(3). pp. 337–355, 2008.
- [32] T.Mitchell ,K.Nigam, D.Freitag, M,Craven , “Learning to extract symbolic knowledge from the world wide web”, In: DTIC Document, 1998.
- [33] A. Asuncion and D.J. Newman, UCI Machine Learning Repository, Irvine, CA: Uni-versity of California, Department of information and Computer Science, 2007.
- [34] <http://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Reuters21778+Text+Categorization+Collection> [Last Access: 12-19-2112].
- [35] <http://ana.cachopo.org/datasets-for-single-label-text-categorization> [Lasc Access: 12-19-2112].
- [36] J. J. Rocchio, “Document Retrieval Systems - Optimization and Evaluation”, PhD thesis, Harvard, 1966.
- [37] K. M. Elhadad, Kh. M. Badran, and G. I. Salama, “A Novel Approach for Ontology-based Dimensionality Reduction for Web Text Document Classification”, Computer society, pp.373-378, 2017.



زهراء عاشقی دیزجی کارشناسی ارشد خود را در رشته مهندسی کامپیوتر از دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم تحقیقات آذربایجان غربی گرفته و تخصص وی پردازش زبان طبیعی، داده‌کاوی و الگوریتم‌های فرالبتکاری است.

نشانی رایانمه ایشان عبارت است از:

zahra_ashegi@yahoo.com

