مجله محاسبات نرم، جلد 14، شماره 2 (پاییز و زمستان 1404)، صفحه 176_189
https://doi.org/10.22052/scj.2025.255682.1278

مجله محاسبات نرم
SOFT COMPUTING JOURNAL
تارنمای مجله: scj.kashanu.ac.ir

دانشگاه کاشان
University of Kashan

ارائه روشی مبتنی بر یادگیری عمیق و واژه‌نامه حسی برای تحلیل احساسات متون فارسی✧

سمیرا نوفرستی[1*]، دانشیار، مهشید میری[1]، کارشناسی
[1] دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه سیستان و بلوچستان، زاهدان، ایران.

اطلاعات مقاله

تاریخچه مقاله:
دریافت 3 آبان ماه 1403
پذیرش 25 اسفند ماه 1403

کلمات کلیدی:
تحلیل احساسات
تعیین قطبیت
یادگیری عمیق
شبکه عصبی پیچشی دوکاناله
واژه‌نامه حسی
عبارات محاوره‌ای

چکیده

تحلیل احساسات یکی از شاخه‌های مهم پردازش زبان طبیعی است که هدف آن طبقه‌بندی متون بر اساس احساس و نگرش نویسنده متن است. در زبان فارسی، متون نوشته شده در شبکه‌های اجتماعی غالبا کوتاه، بدون ساختار و مملو از عبارات محاوره‌ای و غیررسمی هستند که این ویژگی‌ها باعث می‌شود کارایی الگوریتم‌های تحلیل احساسات به طور چشمگیری کاهش یابد. هدف این مقاله ارائه روشی مبتنی بر یادگیری عمیق و واژه‌نامه حسی برای تحلیل احساسات متون فارسی نوشته شده در شبکه‌های اجتماعی است. به دلیل این که اغلب واژه‌نامه‌های حسی موجود در زبان فارسی از لحاظ اندازه کوچک و فاقد عبارات محاوره‌ای و غیررسمی هستند، ابتدا روشی برای گسترش واژه‌نامه‌های حسی موجود با افزودن عبارات محاوره‌ای پرکاربرد در رسانه‌های اجتماعی که به کمک ChatGPT تعیین قطبیت شده‌اند، ارائه می‌شود. سپس از ترکیب واژه‌نامه حسی و شبکه عصبی پیچشی دو کاناله برای تعیین قطبیت متون استفاده می‌شود. نتایج ارزیابی‌های انجام گرفته نشان می‌دهد که با گسترش واژه‌نامه‌های حسی موجود با دو روش پیشنهادی، صحت الگوریتم تحلیل احساسات به ترتیب 1/74 و 2/14 درصد افزایش می‌یابد که نشان‌دهنده موفقیت ChatGPT در تعیین قطبیت عبارات محاوره‌ای فارسی است. همچنین، بکارگیری ویژگی‌های مستخرج از واژه‌نامه حسی در یک شبکه عصبی پیچشی دوکاناله منجر به افزایش دقت دو مدل پایه مورد بررسی به میزان 1/6 و 3/2 درصد می‌شود.

© 1403 نویسندگان. مقاله با دسترسی آزاد تحت مجوز CC-BY

1. مقدمه

تمایل افراد به نوشتن نظرات و دیدگاه‌های خود در بستر شبکه‌های اجتماعی فرصت‌هایی را برای صاحبان کسب و کار، سیاستمداران و مدیران سازمان‌ها فراهم ساخته است که بازخوردهای ارزشمندی را از کاربران دریافت کنند که می‌تواند در شناسایی نقاط ضعف و قوت و بهبود تصمیم‌گیری‌های مدیریتی بسیار موثر باشد. به دلیل حجم عظیم نظرات موجود در وب و رشد روزافزون آنها، تحلیل دستی نظرات دشوار و گاها غیرممکن است. تحلیل احساسات یکی از شاخه‌های مهم پردازش زبان طبیعی است که هدف آن طبقه‌بندی خودکار متون در کلاس‌های حسی از قبل تعیین شده مانند مثبت، منفی و خنثی می‌باشد. این شاخه علمی در سال‌های اخیر محبوبیت زیادی یافته و در دامنه‌های گوناگون از جمله سیاست، پزشکی و تجارت به کار گرفته شده است [1]، [2].

✧ نوع مقاله: پژوهشی

* نویسنده مسئول
پست(های) الکترونیک: snoferesti@ece.usb.ac.ir (نوفرستی)
mahshidmiri.ac@gmail.com (میری)

نحوه ارجاع به مقاله: سمیرا نوفرستی، مهشید میری، «ارائه روشی مبتنی بر یادگیری عمیق و واژه‌نامه حسی برای تحلیل احساسات متون فارسی»، مجله محاسبات نرم، جلد 14، شماره 2، ص176_189، پاییز و زمستان 1404.

روش‌های موجود برای تحلیل احساسات را می‌توان به دو دسته کلی مبتنی بر واژه‌نامه و یادگیری ماشین تقسیم کرد [3]. ایده اصلی روش‌های مبتنی بر واژه‌نامه، تبدیل متن به کیسه‌ای از کلمات، تعیین قطبیت هر کلمه بر اساس یک واژه‌نامه حسی و تعیین قطبیت کلی متن بر اساس قطبیت کلمات آن است. از این رو، کارایی این روش‌ها به شدت به میزان پوشش و کیفیت واژه‌نامه حسی مورد استفاده وابسته است. در مقابل، روش‌های یادگیری ماشین، با آموزش یک مدل بر روی پیکره‌ای از متون دارای برچسب قطبیت به تعیین قطبیت متون جدید می‌پردازند. کارایی روش‌های یادگیری ماشین تحت تاثیر کمیت و کیفیت پیکره آموزش و همچنین ویژگی‌های انتخاب شده برای آموزش مدل است. برخی از روش‌های یادگیری ماشین موجود از ویژگی‌های مبتنی بر واژه‌نامه حسی مانند حضور واژه‌های دارای قطبیت در متن، امتیاز قطبیت واژه‌ها، قطبیت کلی جمله بر اساس واژه‌نامه حسی و تعداد صفات مثبت و منفی استفاده می‌کنند [4]- [6]. بنابراین کیفیت واژه‌نامه‌های حسی بر کارایی این دسته از روش‌های یادگیری ماشین نیز موثر است.

در سال‌های اخیر، مدل‌های یادگیری عمیق برای تحلیل احساسات مورد توجه محققان قرار گرفته‌اند که در مقایسه با روش‌های سنتی به دقت بالاتری در طبقه‌بندی احساسات دست یافته‌اند [7]. علی‌رغم موفقیت‌های الگوریتم‌های یادگیری عمیق در طبقه‌بندی احساسات متون رسمی، به دلیل این که این الگوریتم‌ها اغلب برای جاسازی کلمات[1] از پیکره‌های رسمی مانند ویکی‌پدیا استفاده می‌کنند، در تعیین قطبیت متون غیررسمی و محاوره‌ای از دقت کافی برخوردار نیستند. برای مقابله با چالش مذکور، در این مقاله از شبکه عصبی پیچشی دوکاناله (DC-CNN[2]) برای تحلیل احساسات متون فارسی نوشته شده در شبکه‌های اجتماعی استفاده می‌شود. در این شبکه، ورودی یک کانال متن اولیه و ورودی کانال دیگر دنباله برچسب قطبیت عبارات متن است که از یک واژه‌نامه حسی استخراج می‌شود. بنابراین نیاز به یک واژه‌نامه حسی است که علاوه بر عبارات رسمی، عبارات محاوره‌ای رایج در زبان فارسی را نیز شامل شود.

در سال‌های اخیر، تلاش‌های متعددی جهت ساخت دستی و خودکار واژه‌نامه‌های حسی انجام شده است. برای نمونه، در زبان فارسی می‌توان به واژه‌نامه‌های حسی PerSent [6]، حس‌نگار [8] و LexiPers [9]، اشاره کرد. اغلب واژه‌نامه‌های موجود فاقد عبارات محاوره‌ای و غیررسمی هستند. این در حالی است که نظرات کاربران در شبکه‌های اجتماعی سرشار از عبارات غیررسمی است و عدم توجه به آنها باعث کاهش دقت الگوریتم‌های تحلیل احساسات می‌شود. بنابراین غنی‌سازی واژه‌نامه‌های موجود با عبارات محاوره‌ای و غیررسمی یکی از ضروریاتی است که باید به آن پرداخته شود. در این راستا، روشی برای ساخت یک واژه‌نامه حسی از عبارات محاوره‌ای زبان فارسی با استفاده از ChatGPT پیشنهاد می‌شود. ChatGPT محصول جدید OpenAI[3] و یک چت‌بات هوش مصنوعی متکی بر مدل‌های زبانی بزرگ[4] است که در زمینه‌های متعدد از جمله پردازش زبان طبیعی مهارت دارد.

به صورت خلاصه، نوآوری‌های مقاله حاضر عبارتند از:

- ساخت خودکار یک واژه‌نامه حسی از عبارات محاوره‌ای و غیررسمی در زبان فارسی با کمک ChatGPT.
- ارائه یک شبکه عصبی پیچشی دوکاناله که علاوه بر متن اولیه از دنباله برچسب‌های حسی عبارات متن نیز برای طبقه‌بندی احساسات بهره می‌برد.

ادامه مقاله به صورت زیر سازماندهی شده است. در بخش 2، تحقیقات پیشین در زمینه تحلیل احساسات معرفی می‌شود. بخش 3 جزئیات روش پیشنهادی را شرح می‌دهد. در بخش 4، به ارزیابی کارایی روش پیشنهادی و مقایسه آن با روش‌های موجود پرداخته می‌شود. در پایان، بخش 5 نتیجه‌گیری می‌باشد.

2. کارهای گذشته

در این بخش ابتدا به معرفی روش‌های موجود برای ساخت

[1] Word embedding
[2] Dual-channel CNN
[3] https://chat.openai.com/
[4] Large Language Model

واژه‌نامه‌های حسی و سپس به مرور تحقیقات موجود در زمینه تحلیل احساسات با یادگیری عمیق به طور خاص برای زبان فارسی می‌پردازیم.

1.2. مرور روش‌های موجود برای ساخت واژه‌نامه‌های حسی

روش‌های موجود برای ساخت واژه‌نامه‌های حسی را می‌توان به چهار دسته کلی تقسیم کرد: روش‌های دستی، روش‌های مبتنی بر لغت‌نامه، روش‌های مبتنی بر پیکره و روش‌های ترکیبی.

تلاش‌های اولیه در جهت ساخت دستی واژه‌نامه‌های حسی بوده است. در این روش، یک گروه از افراد خبره به صورت دستی به واژه‌ها برچسب قطبیت تخصیص می‌دهند و در مواردی که اختلاف نظر وجود دارد، اغلب از رای اکثریت برای تعیین برچسب نهایی استفاده می‌شود. از جمله تحقیقاتی که به ساخت دستی واژه‌نامه‌های حسی در زبان فارسی پرداخته‌اند می‌توان به مراجع [6]، [10]- [12] اشاره کرد. ساخت دستی واژه‌نامه دشوار، هزینه‌بر و زمانبر است و به همین دلیل اغلب واژه‌نامه‌های حسی که به صورت دستی ساخته شده‌اند کوچک هستند و پوشش کمی دارند.

دسته دوم، روش‌های مبتنی بر لغت‌نامه هستند که اغلب با یک مجموعه کوچک از لغاتی که به صورت دستی تعیین قطبیت شده‌اند شروع کرده و با استفاده از شباهت معنایی کلمات و روابطی نظیر مترادف و متضاد به تعیین قطبیت سایر لغات می‌پردازند. در زبان انگلیسی، معروف‌ترین و پرکاربردترین واژه‌نامه‌های این دسته SentiWordNet [13] و SenticNet [14] هستند.

در مرجع [15]، از نگاشت WordNet و FarsNet و الگوریتم قدم زدن تصادفی برای ساخت یک واژه‌نامه حسی فارسی استفاده شده است. ابتدا یک مجموعه اولیه از لغات انگلیسی با قطبیت مشخص تهیه شده و با استفاده از الگوریتم قدم زدن تصادفی قطبیت سایر لغات در شبکه واژه‌ها مشخص شده است. سپس با استفاده از پیوند بین مجموعه لغات هم‌معنی[1] در نسخه اول FarsNet با شبکه واژه‌های انگلیسی و نیز مترجم گوگل برای گروه‌های هم‌معنی که پیوندی با FarsNet ندارند، یک واژه‌نامه حسی فارسی تهیه شده است. در پایان نیز با کمک روابط مترادف و متضاد در شبکه واژه‌های فارسی، قطبیت کلمات اصلاح شده است.

در مرجع [8]، برای ساخت واژه‌نامه‌ای به نام حس‌نگار، ابتدا با نگاشت مجموعه کلمات هم‌معنی در WordNet به زبان فارسی، یک شبکه واژه به نام فردوس‌نت ایجاد شده است. سپس امتیاز حسی محاسبه شده برای هر مجموعه کلمات هم‌معنی در WordNet به متناظر آن در حس‌نگار نگاشت می‌شود.

روش‌های مبتنی بر پیکره، از روش‌های آماری و قواعد زبانی برای پیدا کردن قطبیت کلمات بر اساس هم‌وقوعی آنها با کلمات دارای قطبیت مشخص در یک پیکره استفاده می‌کنند [16]. در مرجع [17]، ابتدا با کمک منابع انگلیسی و با استفاده از روش ترجمه، مجموعه‌ای از واژه‌های فارسی تهیه و به صورت دستی با مقادیر مثبت، منفی و خنثی برچسب‌گذاری شده است. سپس، طبقه‌بند یادگیری ماشین قطبیت واژه‌های فارسی را بر اساس امتیاز قطبیت معادل انگلیسی آنها در چهار منبع SenticNet، SentiWordNet، NRC و واژه‌نامه Liu تعیین می‌کند.

در مرجع [9]، یک روش ترکیبی پیشنهاد شده است که از هستان‌شناسی FarsNet برای ساخت یک واژه‌نامه حسی به نام LexiPers استفاده می‌کند. به این صورت که ابتدا یک لیست اولیه از لغات FarsNet به صورت دستی تعیین قطبیت شده است. سپس با کمک روابط بین کلمات و یک تابع مبتنی بر PMI[2] به گسترش واژه‌نامه حسی پرداخته شده است. در پایان، از واژه‌نامه حسی به دست آمده در مرحله قبل به عنوان مجموعه آموزش طبقه‌بندهای یادگیری ماشین استفاده شده است تا سایر مجموعه کلمات هم‌معنی در FarsNet تعیین قطبیت شوند.

همان‌طور که گفته شد، تحقیقات پیشین برای ساخت واژه‌نامه‌های حسی از فرهنگ‌لغت یا پیکره‌های متنی رسمی استفاده می‌کنند. به همین دلیل، واژه‌نامه‌های موجود قادر به تعیین قطبیت بسیاری از نظرات ارزشمندی که توسط کاربران عمومی

[1] Synset

[2] Pointwise Mutual Information

وب نوشته می‌شوند و به صورت محاوره‌ای هستند، نمی‌باشند. از اینرو، گسترش واژه‌نامه‌های حسی موجود با اصطلاحات عامیانه و عبارات محاوره‌ای و غیررسمی امری ضروری است.

2.2. مرور روش‌های موجود در زمینه تحلیل احساسات با یادگیری عمیق

در این بخش به طور خاص به بررسی تحلیل احساسات متون فارسی با یادگیری عمیق می‌پردازیم. در مرجع [18]، دو مدل یادگیری عمیق مبتنی بر CNN و LSTM[1] برای طبقه‌بندی نظرات کاربران فارسی زبان در دو دامنه فیلم و هتل پیشنهاد شده است. در این روش، بر روی متن ورودی پیش‌پردازش‌هایی مانند قطعه‌بندی، نرمال‌سازی و ریشه‌یابی انجام شده است. همچنین برای جاسازی کلمات از fastText [19] استفاده شده است. نتایج ارزیابی‌های انجام گرفته نشان می‌دهد که bi-LSTM در دامنه فیلم و CNN در دامنه هتل عملکرد بهتری داشته‌اند.

در مرجع [20]، یک روش مبتنی بر یادگیری تطبیقی برای تحلیل احساسات پیشنهاد شده است. در مرحله اول این روش، تطابق بین ویژگی‌های دامنه‌های مختلف با ویژگی‌های محوری تعیین می‌شود. ویژگی‌های محوری، ویژگی‌هایی هستند که در یادگیری در دو دامنه مختلف رفتار یکسانی دارند و می‌توانند برای هر دو دامنه استفاده شوند. سپس از این ویژگی‌های محوری برای استخراج ویژگی‌های غیرمحوری و مستقل استفاده می‌شود. در مرحله دوم با آموزش یک مدل شبکه عصبی پیچشی برای روی فضای ویژگی استخراج شده در گام قبل قطبیت متون تعیین می‌شود.

در مرجع [21]، معماری جدیدی متشکل از ParsBERT و bi-LSTM برای طبقه‌بندی نظرات کاربران دیجی‌کالا ارائه شده است. در ابتدا با استفاده از BERT، متن ورودی به سه بردار جاسازی توکن‌ها، قطعات و مکان رمزگذاری می شود و این بردارها به عنوان ورودی به ParsBERT داده می‌شوند. خروجی ParsBERT یک تنسور است که پس از اعمال حذف تصادفی[2] بر روی آن به عنوان ورودی به bi-LSTM داده می‌شود که وظیفه طبقه‌بندی نظرات را بر عهده دارد.

در مرجع [22]، برای تحلیل احساسات توئیت‌های سیاسی فارسی زبانان، الگوریتم‌های یادگیری ماشین متعددی شامل جنگل تصادفی، ماشین بردار پشتیبان، شبکه‌های عصبی و همچنین مدل‌های یادگیری عمیق با روش‌های مختلف جاسازی کلمات با Word2Vec، fastText و ParsBERT بکار گرفته شده است که بهترین نتیجه توسط مدل CNN+biLSTM با جاسازی ParsBERT حاصل شده است.

در مرجع [23]، ابتدا بر روی مجموعه آموزش داده‌افزایی انجام شده است. سپس پیش‌پردازش‌های حذف ایست‌واژه‌ها[3]، نرمال-سازی و تقطیع واژه‌ها بر روی متن ورودی انجام گرفته است و در پایان نظرات کاربران با کمک طبقه‌بند CNN تعیین قطبیت شده‌اند. طبقه‌بند CNN پیشنهادی دارای لایه‌های اصلی جاسازی کلمات، پیچشی (با 128 فیلتر با اندازه هسته 3)، ادغام حداکثری[4] و کاملا متصل[5] با تابع بیشینه نرم است. همچنین، ابعاد بردار کلمات ورودی برابر 100، نرخ حذف تصادفی در لایه ماقبل آخر برابر 0/5 و الگوریتم بهینه‌سازی آدام در نظر گرفته شده است.

در مرجع [24]، از چهار مدل یادگیری عمیق به نام‌های CNN، GRU، LSTM و bi-LSTM برای تحلیل احساسات نظرات کاربران فارسی زبان در دامنه فیلم استفاده شده است که بر اساس ارزیابی‌های انجام گرفته، CNN در مقایسه با سایر مدل‌ها به نتایج بهتری دست یافته است. معماری CNN پیشنهادی به ترتیب شامل لایه جاسازی کلمات، حذف تصادفی با نرخ 0/5، لایه پیچشی با 256 فیلتر با اندازه 3، لایه ادغام حداکثری سراسری و دو لایه کاملا متصل با توابع فعال‌ساز ReLU و سیگموئید است.

در مرجع [25]، دو معماری یادگیری عمیق برای طبقه‌بندی جملات به دو دسته مثبت و منفی پیشنهاد شده است که بهترین نتایج با مدل مبتنی bi-LSTM حاصل شده است. معماری این مدل متشکل از لایه‌های جاسازی کلمات، bi-LSTM، ادغام حداکثری سراسری، حذف با نرخ 0/2، کاملا متصل با تابع

[1] Long Short-Term Memory
[2] Dropout
[3] Stop words
[4] Max-Pooling
[5] Fully connected

فعال‌ساز ReLU، حذف با نرخ 0/1 و کاملا متصل با تابع فعال‌ساز سیگموئید است.

در مرجع [26]، از یادگیری جمعی برای تحلیل احساسات نظرات کاربران اینستاگرام استفاده شده است. روش پیشنهادی این پژوهش سه مرحله دارد. در مرحله اول، پیش‌پردازش و جاسازی کلمات انجام می‌شود. در مرحله دوم، با استفاده از چهار مدل یادگیری عمیق شامل CNN، LSTM، CNN-LSTM و LSTM-CNN با تعداد دورهای اجرای کم به طبقه‌بندی احساسات پرداخته می‌شود. در مرحله سوم، با دو روش پرسپترون چندلایه و رای‌گیری مبتنی بر وزن (وزن یک مدل، دقت طبقه‌بندی آن مدل است)، نتایج چهار مدل تجمیع می‌گردد. نتایج ارزیابی‌های انجام گرفته در این پژوهش نشان می‌دهد که تجمیع نتایج چهار مدل با روش رای‌گیری به بیشترین دقت در طبقه‌بندی احساسات مجموعه آزمون رسیده است.

در سال‌های اخیر، مدل‌های مبتنی بر ترنسفورمر برای تحلیل احساسات متون فارسی مورد توجه قرار گرفته‌اند. در مرجع [27]، ParsBERT برای وظیفه تحلیل احساسات تنظیم شده است. ParsBERT یک مدل زبانی پیشرفته است که بر اساس معماری BERT طراحی شده و بر روی مجموعه‌داده‌های فارسی متعددی از جمله ویکی‌پدیا، دیجی‌کالا، الی‌گشت، چطور و غیره آموزش داده شده است [28]. این مدل از تکنیک‌های یادگیری عمیق و معماری ترنسفورمر بهره می‌برد و می‌تواند به طور موثری برای وظایف مختلف پردازش زبان طبیعی از جمله تحلیل احساسات تنظیم شود. در معماری پیشنهادی [27]، ابتدا متن ورودی توسط رمزگذار BERT به سه نوع بردار جاسازی (توکن، بخش و موقعیت) تبدیل می‌شود. سپس این بردارها به ParsBERT داده می‌شوند و خروجی ParsBERT به ترتیب از لایه‌های حذف تصادفی، bi-LSTM و مسطح‌سازی و طبقه‌بندی با تابع فعال‌سازی سیگموئید عبور می‌کند.

در مرجع [29]، نیز روشی مبتنی بر ParsBERT برای تحلیل احساسات مبتنی بر جنبه پیشنهاد شده است. در این روش، مدل پیش‌آموخته ParsBERT بر روی یک مجموعه‌داده حاوی برچسب قطبیت از نظرات کاربران دیجی‌کالا تنظیم شده است. همچنین برای تشخیص دقیق‌تر جنبه‌ها، قبل از تزریق ورودی به مدل، غنی‌سازی معنایی جنبه‌ها با کمک استخراج کلمات مترادف هر جنبه از فرهنگ لغات معین و دهخدا انجام شده است.

در مرجع [30]، با پیش آموزش یک مدل مبتنی بر BERT بر روی پیکره وبلاگ‌های فارسی زبان مدل FaBERT ایجاد شده است که تنظیم آن برای وظیفه تحلیل احساسات در مقایسه با ParsBERT بر روی مجموعه داده‌های نظرات کاربران دیجی‌کالا و توئیت‌های فارسی به دقت بالاتری دست یافته است.

بر اساس تحقیقات نویسندگان، تا به حال برای تحلیل احساسات متون فارسی از شبکه‌های عصبی چندکاناله استفاده نشده است. واژه‌نامه‌های حسی اطلاعات ارزشمندی را برای تحلیل احساسات فراهم می‌کنند که بکارگیری آنها در مدل‌های یادگیری عمیق می‌تواند کمک بسیاری به درک قطبیت درست متن نماید. در این راستا، در مقاله حاضر، ویژگی های مستخرج از واژه‌نامه حسی به همراه متن ورودی به یک شبکه عصبی پیچشی دو کاناله برای تحلیل احساسات داده می‌شود که جزئیات آن در بخش بعد شرح داده می‌شود.

3. روش پیشنهادی

در این بخش روش پیشنهادی برای تحلیل احساسات متون غیررسمی در زبان فارسی تشریح می‌گردد. روشی پیشنهادی ترکیبی از روش‌های مبتنی بر واژه‌نامه و یادگیری عمیق است. یکی از رایج‌ترین مدل‌های یادگیری عمیق در تحلیل احساسات متون فارسی، شبکه‌های عصبی پیچشی هستند که برای استخراج ویژگی‌های زمینه از جاسازی کلمات مستخرج از پیکره‌های رسمی مانند ویکی‌پدیا استفاده می‌کنند و به همین دلیل در طبقه‌بندی متون عامیانه کارایی لازم را ندارند. در این مقاله، برای افزایش کارایی شبکه عصبی پیچشی در تحلیل احساسات متون غیررسمی، یک شبکه دو کاناله در نظر گرفته شده است که ورودی یک کانال متن نظر کاربر و ورودی کانال دیگر دنباله‌ای از برچسب قطبیت کلمات متن است که با کمک یک واژه‌نامه حسی شامل کلمات رسمی و عبارات محاوره‌ای رایج در زبان فارسی تعیین قطبیت شده‌اند.

در ادامه این بخش، ابتدا روش پیشنهادی برای ساخت یک واژه‌نامه حسی از عبارات محاوره‌ای فارسی معرفی می‌گردد و سپس جزئیات روش پیشنهادی برای طبقه‌بندی احساسات شرح داده می‌شود.

1.3. روش پیشنهادی برای ساخت واژه‌نامه حسی

هدف روش پیشنهادی، گسترش واژه‌نامه‌های حسی زبان فارسی با عبارات محاوره‌ای و غیررسمی است. برای این منظور، ابتدا یک مجموعه از عبارات محاوره‌ای و اصطلاحات غیررسمی رایج در نوشتار شبکه‌های اجتماعی جمع‌آوری شده است. برای جمع‌آوری عبارات، از مجموعه‌داده عبارات محاوره‌ای زبان فارسی [31] و نیز جستجو در google کمک گرفته شده است. بدین ترتیب لیستی شامل 350 عبارت محاوره‌ای فارسی تهیه شده است. سپس به تعیین قطبیت این عبارات با ChatGPT پرداخته شده است. برای این منظور، دو روش پیشنهاد شده است که در ادامه جزئیات آنها شرح داده می‌شود.

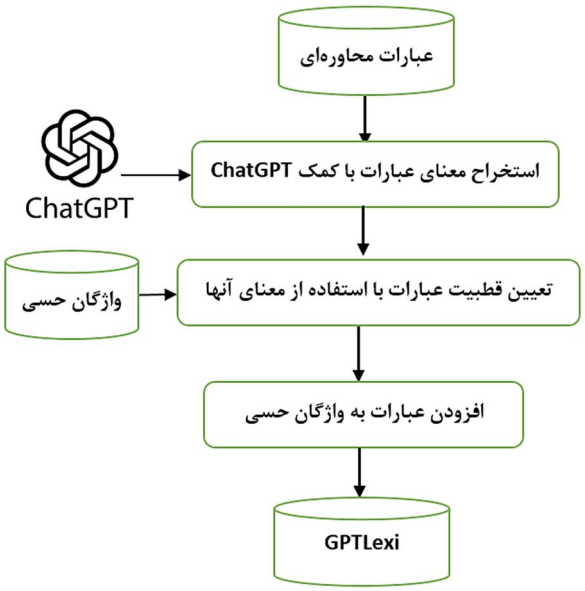
1.1.3. روش پیشنهادی برای ساخت GPTLexi

شکل (1) مراحل روش پیشنهادی اول برای ساخت یک واژه‌نامه حسی از عبارات محاوره‌ای فارسی به نام GPTLexi را نشان می‌دهد. مطابق شکل (1)، برای هر عبارت محاوره‌ای، ابتدا معنای آن با کمک ChatGPT به دست می‌آید و سپس پاسخ ChatGPT (مفهوم عبارت محاوره‌ای) با کمک یک واژه‌نامه حسی تعیین قطبیت می‌شود. دلیل این امر این است که واژه‌نامه‌های حسی موجود فاقد عبارات محاوره‌ای رایج در شبکه‌های اجتماعی هستند ولی پاسخی که ChatGPT می‌دهد یک متن ادبی است که انتظار می‌رود بتوان لغات آن را با واژه‌نامه حسی تعیین قطبیت کرد.

برای مثال، برای عبارت محاوره‌ای «آش‌ولاش» سوالی که از ChatGPT پرسیده شده و پاسخ آن به صورت زیر است:

- سوال: عبارت عامیانه «آش‌ولاش» در فارسی یعنی چه؟
- پاسخ: عبارت «آش‌ولاش» در زبان فارسی به معنای غیرترتیبی، به هم ریخته، یا در هر جور شکلی به نظر کثیف یا غیرسازمان‌یافته آمده باشد، اشاره دارد. این اصطلاح به طور عام برای توصیف چیزی که به نظر نظم و ترتیب ندارد، به کار می‌رود.

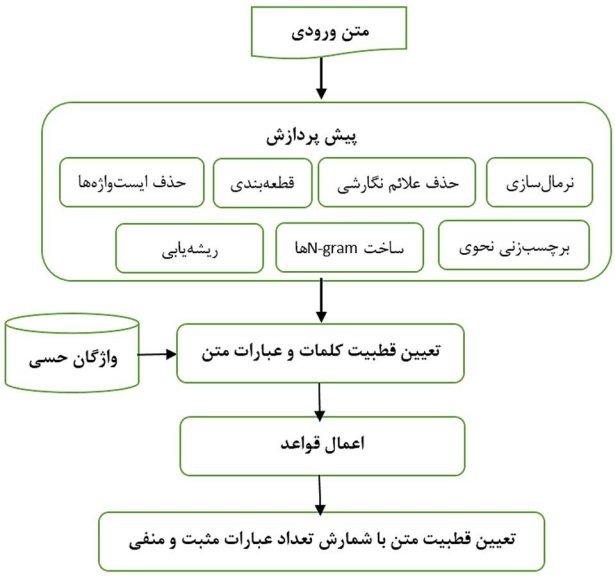
در مثال فوق، لغاتی همانند «کثیف» که در توصیف کلمه «آش‌ولاش» آمده است را می‌توان با واژه‌نامه‌های موجود تعیین قطبیت کرد، هرچند خود کلمه «آش‌ولاش» در واژه‌نامه حسی نباشد.



شکل (1): مراحل ساخت واژه‌نامه حسی GPTLexi

برای تعیین قطبیت پاسخ داده شده توسط ChatGPT از روش شمارش کلمات مثبت و منفی به همراه مجموعه‌ای از قواعد برای مدیریت معکوس‌کننده‌ها و اصلاح قطبیت استفاده می‌شود. مراحل روش پیشنهادی برای تعیین قطبیت مبتنی بر واژه‌نامه در شکل (2) نشان داده شده است. مطابق این شکل، اولین مرحله در تعیین قطبیت متن، پیش‌پردازش است. پیش‌پردازش متن شامل 7 مرحله نرمال‌سازی، حذف علائم نگارشی، قطعه‌بندی، حذف ایست‌واژه‌ها، برچسب‌زنی نحوی، ساخت عبارات و ریشه‌یابی است. نرمال‌سازی با هدف یکسان‌سازی شکل‌های مختلف کلمات با جایگزین کردن حروف استاندارد در متن ورودی انجام می‌شود. در مرحله بعد علائم نگارشی مانند !، ? و . حذف می‌گردند. قطعه‌بندی، کلمات متن را مشخص می‌کند.

سپس ایست‌واژه‌های متن با کمک لیستی شامل 605 ایست‌واژه در زبان فارسی، شناسایی و حذف می‌شوند. برچسب‌زن نحوی، نقش نحوی کلمات را مشخص می‌سازد که در قواعد مدیریت معکوس‌کننده‌ها در شناسایی افعال منفی استفاده می‌شود. در پایان نیز ترکیب دوتایی[1] و سه‌تایی[2] کلمات برای تعیین عبارات متن تشکیل شده و کلیه کلمات و عبارات متن ریشه‌یابی می‌شوند. دلیل ریشه‌یابی این است که بسیاری از کلمات و عبارات موجود در واژه‌نامه‌های حسی به شکل ریشه خود هستند.



شکل (2): روش پیشنهادی برای تعیین قطبیت مبتنی بر واژه‌نامه

پس از پیش‌پردازش، ابتدا به جستجوی عبارات سه کلمه‌ای متن و ریشه آنها در واژه‌نامه حسی پرداخته می‌شود. سپس عبارات دو کلمه‌ای و ریشه آنها و در پایان نیز، کلمات تکی و ریشه آنها جستجو می‌شوند. پس از این که به کمک واژه‌نامه حسی، عبارات مثبت و منفی متن تعیین شدند، قواعد کمکی زیر برای تعیین قطبیت و مدیریت معکوس‌کننده‌ها استفاده می‌شوند:

- قاعده 1: اگر در متن «و» یا «یا» مشاهده شد و کلمه قبل و بعد آن برچسب نحوی یکسان داشتند و یکی از این واژه‌ها در واژه‌نامه حسی وجود داشت و دیگری نه، قطبیت هر دو واژه یکسان در نظر گرفته می‌شود. اگر کلمه بعد از «و» یا «یا» برچسب قید داشت ولی دو کلمه بعد از آن برچسب نحوی یکسانی با کلمه قبلی داشت نیز این قاعده اعمال می‌شود. در جدول (1)، ردیف 1 دو مثال از این قاعده را نشان می‌دهند.
- قاعده 2: اگر کلمه‌ای با پیشوند «بی» در واژه‌نامه قطبیت منفی داشته باشد، این کلمه با پیشوند «با» قطبیت مثبت خواهد داشت و برعکس. در جدول (1)، ردیف 2 مثال‌هایی از این قاعده را نشان می‌دهد.
- قاعده 3: اگر قبل از یک عبارت مثبت یک کلمه معکوس‌کننده مانند «کمبود»، «فقدان»، «نبود»، «غیر»، «عدم» و «نه» باشد، حس عبارت معکوس می‌شود. در جدول (1)، ردیف 3 دو مثال برای این قاعده را نشان می‌دهد. در واژه‌نامه حسی، کلمه «محبت» قطبیت مثبت دارد ولی به دلیل کلمه «کمبود» که قبل از آن قرار گرفته است، قطبیت کلمه «محبت» معکوس می‌شود. به طور مشابه، در مثال دوم، حضور کلمه «نه» از کلمه منفی «چاق» باعث معکوس شدن قطبیت آن می‌شود.
- قاعده 4: اگر پس از یک عبارت اسمی مثبت، لغت «کم» یا «کمی» بیاید، قطبیت عبارت معکوس می‌شود. در ردیف 4 جدول (1)، مثالی برای این قاعده ذکر شده است. در این مثال، با وجود این که قطبیت کلمه «درخشش» مثبت است، حضور کلمه «کمی» بعد از آن باعث منفی شدن قطبیت جمله می‌شود.
- قاعده 5: اگر تا سه کلمه بعد از عبارت حسی یک فعل منفی وجود داشته باشد، قطبیت عبارت معکوس می‌شود. برای شناسایی افعال منفی به این صورت عمل شده است که اگر ابتدای فعل حرف «ن» باشد و پس از حذف آن همچنان یک کلمه معتبر با برچسب نحوی فعل حاصل شود این کلمه به عنوان یک فعل منفی در نظر گرفته می‌شود. همچنین لیستی از افعال منفی که از قاعده فوق پیروی نمی‌کنند تهیه شده است مانند «نیست» و «از دست داد» که در شناسایی افعال منفی مورد استفاده قرار

[1] Bigram
[2] Trigram

می‌گیرند. ردیف 5 در جدول (1)، دو کاربرد این قاعده را نشان می‌دهد.

جدول (1): مثال‌هایی از قواعد

شماره قاعده	مثال
1	سوالت خلاقانه و باحال بود خلاصه بگم بچه ننه و خیلی لوس
2	بی‌کلاس و با کلاس، بی‌ادب و با ادب
3	او دچار کمبود محبت است. من نرمالم و نه چاق.
4	درخشش کمی دارد.
5	اونقدر باحال نبود. بی‌وفا نیستی.

پس از اعمال قواعد، تعداد عبارات مثبت و منفی شمرده می‌شود. اگر تعداد عبارات مثبت بیشتر باشد قطبیت کلی متن مثبت و اگر تعداد عبارات منفی بیشتر باشد، قطبیت کلی متن منفی در نظر گرفته می‌شود. اگر تعداد عبارات مثبت و منفی متن برابر باشند، قطبیت خنثی به متن تخصیص داده می‌شود.

با توصیف فوق، مجموعه‌ای از عبارات محاوره‌ای دارای برچسب قطبیت ساخته می‌شود که آنها را به واژه‌نامه حسی اضافه می‌کنیم. از آنجا که واژه‌نامه حسی اولیه تنها حاوی واژه‌های مثبت و منفی بود، از عبارات محاوره‌ای خنثی صرف‌نظر شده و تنها عبارات حاوی قطبیت به واژه‌نامه حسی اضافه شده‌اند. واژه‌نامه حسی حاصل از این روش را GPTLexi می‌نامیم.

2.1.3. روش پیشنهادی برای ساخت SentiGPT

در روش دوم، برای هر عبارت محاوره‌ای، قطبیت آن از ChatGPT پرسیده می‌شود. برای مثال، برای عبارت «آش‌ولاش» سوال زیر از ChatGPT پرسیده شده است:

- سوال: حس عبارت عامیانه «آش‌ولاش» در فارسی چیست؟ مثبت، منفی یا خنثی؟
- پاسخ: عبارت «آش‌ولاش» در فارسی یک عبارت عامیانه است که معنای منفی دارد. این عبارت معمولا برای توصیف وضعیت یا حالت چیزی یا کسی که به شدت آسیب دیده، خراب یا به هم ریخته است، بکار می‌رود.

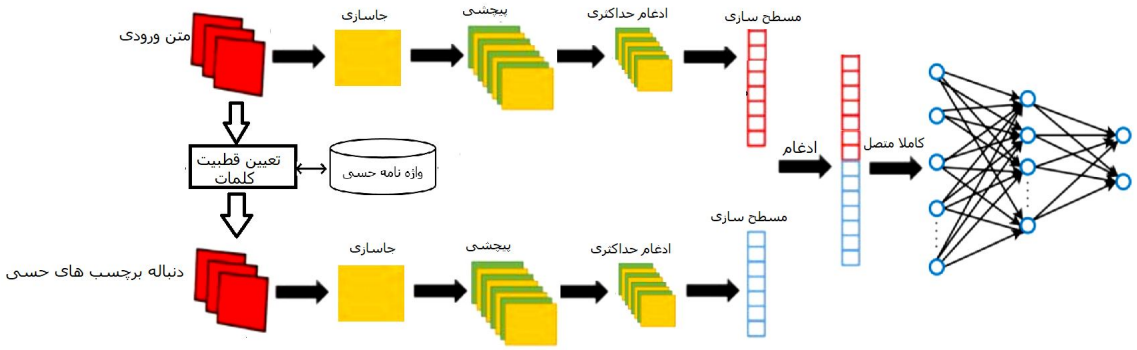
بر اساس پاسخ ChatGPT، قطبیت عبارت محاوره‌ای (برای مثال قطبیت منفی برای عبارت فوق) تعیین می‌شود. با این وجود، برای برخی عبارات پاسخ قطعی وجود ندارد. برای نمونه، در مثال زیر نمی‌توان بر اساس پاسخ ChatGPT به قطبیت واژه «سوگلی» پی برد.

- سوال: حس عبارت عامیانه «سوگلی» در فارسی چیست؟ مثبت، منفی یا خنثی؟
- پاسخ: عبارت «سوگلی» در فارسی ممکن است به دلایل مختلف در جوامع مختلف و در شرایط مختلف، حس متفاوتی داشته باشد. اما به طور کلی، استفاده از این اصطلاح می‌تواند منفی، مثبت یا حتی خنثی باشد، بسته به سیاق و موقعیتی که در آن استفاده می‌شود. بنابراین، تفسیر حس «سوگلی» در هر موقعیت به شرایط و سیاق خاصی که این اصطلاح در آن به کار رفته است، بستگی دارد.

در مواردی که ChatGPT برای یک عبارت چندین قطبیت مشخص کرده است، قطبیت خنثی در نظر گرفته شده است یا به بیانی دیگر از آن عبارت صرف‌نظر شده است. سایر عبارات با روش مذکور تعیین قطبیت شده و با افزودن آن به واژه‌نامه‌های حسی موجود، واژه‌نامه‌ای ایجاد شده است که آن را SentiGPT می‌نامیم.

2.3. روش پیشنهادی برای تحلیل احساسات

روش پیشنهادی برای تحلیل احساسات یک شبکه عصبی پیچشی دوکاناله است که معماری آن در شکل (3) نشان داده شده است. ورودی کانال اول، متن پیش‌پردازش شده و ورودی کانال دوم، دنباله‌ای از برچسب قطبیت هر یک از کلمات متن اولیه است که به کمک واژه‌نامه حسی به دست آمده است. پیش‌پردازش‌ها شامل قطعه‌بندی، حذف علائم نگارشی، نرمال-سازی و حذف ایست‌واژه‌ها می‌شود.



شکل (3): معماری پیشنهادی برای تحلیل احساسات متون فارسی

هر یک از کانال‌ها در معماری پیشنهادی متشکل از لایه‌های جاسازی، پیچشی، ادغام حداکثری و مسطح‌سازی[3] است که می‌توان حذف و نرمال‌سازی دسته‌ای را نیز به آن افزود. بردارهای خروجی دو کانال ادغام می‌شوند و به عنوان ورودی به یک لایه کاملا متصل داده می‌شود. آخرین لایه نیز یک لایه کاملا متصل با تابع فعال‌ساز سیگموئید است که وظیفه طبقه‌بندی نظرات در دو دسته مثبت یا منفی را دارد.

4. نتایج

برای پیاده‌سازی روش پیشنهادی از زبان برنامه‌نویسی پایتون نسخه 3.7.9 و ChatGPT 3.5 استفاده شده است. در این بخش، ابتدا به معرفی مجموعه داده‌ها و واژه‌نامه‌های حسی مورد استفاده و سپس به ارزیابی کارایی روش‌های پیشنهادی پرداخته می‌شود.

1.4. معرفی مجموعه داده‌ها و واژه‌نامه‌های حسی مورد استفاده

مجموعه داده مورد استفاده در این مقاله، مجموعه داده نظرکاوی و تحلیل احساسات جمع‌آوری شده از توئیت‌های فارسی [32]، است که مشخصات آن در جدول (2) گزارش شده است.

در روش پیشنهادی از ادغام سه واژه‌نامه حسی شناخته شده برای زبان فارسی شامل LexiPers [9]، PerSent [6] و Amiri [10] استفاده شده است که در بخش 2 نحوه ساخت آنها توصیف شد. دلیل ادغام این سه واژه‌نامه، پوشش کم هر یک از واژه‌نامه‌ها به تنهایی و به تبع آن دقت کم آنها در تعیین قطبیت متون است. در هنگام ادغام سه واژه‌نامه، از عباراتی مانند «سبک»، «بلند» و «سرد» که در واژه‌نامه‌های مختلف قطبیت متفاوت دارند، صرف‌نظر شده است. در واقع، قطبیت این لغات وابسته به زمینه است که در کار آتی به آن خواهیم پرداخت.

جدول (2): مشخصات مجموعه داده

پارامتر	مقدار
تعداد نظرات	1261
تعداد نظرات مثبت	489
تعداد نظرات منفی	772
متوسط طول نظرات	14/95
تعداد کلمات متمایز	5571
تعداد کل کلمات	18885

با ادغام سه واژه‌نامه حسی مذکور و با صرف‌نظر کردن از لغات خنثی، واژه‌نامه‌ای شامل 4918 عبارت دارای قطبیت حاصل شده است که در ادامه آن را «واژه‌نامه ترکیبی» می‌نامیم. مشخصات سه واژه‌نامه مذکور و واژه‌نامه ترکیبی در جدول (3) آورده شده است. از آنجا که در واژه‌نامه PerSent، امتیاز قطبیت هر کلمه با عددی در بازه [1,1−] مشخص شده است از آستانه 0/2 برای تعیین واژه‌های مثبت و منفی استفاده شده است. به این صورت که اگر امتیاز کلمه‌ای بیشتر از 0/2 باشد، مثبت و اگر امتیاز آن کمتر از 0/2- باشد، منفی و در غیر این صورت خنثی در نظر گرفته شده است.

[3] Flatten

جدول (3): مشخصات واژه‌نامه‌های حسی مورد استفاده

نام واژه‌نامه	تعداد عبارات مثبت	تعداد عبارات منفی
LexiPers	995	1466
PerSent	98	109
Amiri	1293	1459
واژه‌نامه ترکیبی	2147	2771

بر اساس بررسی‌های انجام شده، 80/25 درصد از نظرات موجود در مجموعه داده، حداقل شامل یک واژه بوده‌اند که قطبیت آن توسط واژه‌نامه ترکیبی تعیین شده است. علاوه بر این، به طور تقریبی 13/5 درصد از نظرات، حداقل یک عبارت محاوره‌ای که در واژه‌نامه‌های قبلی نبوده‌اند را در برداشته‌اند.

2.4. ارزیابی کارایی روش‌های پیشنهادی برای گسترش واژه‌نامه‌های حسی

در جدول (4)، کارایی تعیین قطبیت نظرات مجموعه داده توصیف شده در جدول (2) توسط واژه‌نامه‌های LexiPers، PerSent و Amiri بر حسب معیار صحت[4] ارائه شده و با صحت حاصل از تعیین قطبیت توسط واژه‌نامه ترکیبی مقایسه شده است. منظور از صحت، درصد نظراتی است که توسط الگوریتم تعیین قطبیت به درستی برچسب زده شده‌اند. در همه موارد تعیین قطبیت متن با روش پیشنهادی که مراحل آن در شکل (2) نشان داده شده است، انجام شده است.

جدول (4): صحت واژه‌نامه‌های حسی مختلف در تعیین قطبیت نظرات

نام واژه‌نامه	صحت
LexiPers	45/2
PerSent	23/95
Amiri	53/13
واژه‌نامه ترکیبی	57/18

همان‌طور که در جدول (4) مشاهده می‌شود، واژه‌نامه ترکیبی صحت بالاتری در تعیین قطبیت نظرات دارد. در مقایسه با واژه‌نامه Amiri که عملکرد بهتری نسبت به دو واژه‌نامه دیگر دارد، صحت تعیین قطبیت با واژه‌نامه ترکیبی حدود 4 درصد بهبود داشته است.

با توجه به نتایج حاصل از جدول (4)، در ادامه از واژه‌نامه ترکیبی استفاده شده که با دو روش پیشنهادی و به کمک ChatGPT گسترش داده شده است. همان‌طور که در بخش 3 توصیف شد، در روش پیشنهادی اول، یک واژه‌نامه حسی به نام GPTLexi و در روش پیشنهادی دوم یک واژه‌نامه حسی به نام SentiGPT ساخته شده است. در جدول (5)، صحت این واژه‌نامه‌ها در تعیین قطبیت نظرات مجموعه داده گزارش شده است. در مقایسه با واژه‌نامه ترکیبی، واژه‌نامه‌های GPTLexi و SentiGPT به ترتیب صحت الگوریتم تعیین قطبیت را 1/74 و 2/14 درصد بهبود داده‌اند. دلیل اصلی این بهبود، وجود عبارات محاوره‌ای و غیررسمی در واژه‌نامه‌های ساخته شده توسط روش‌های پیشنهادی است که به دفعات در نظرات کاربران در شبکه‌های اجتماعی مشاهده می‌شوند. همچنین انتظار می‌رود با بررسی تعداد عبارات محاوره‌ای بیشتر بهبود بیشتری در تعیین قطبیت نظرات حاصل شود.

جدول (5): صحت واژه‌نامه‌های ساخته شده با روش‌های پیشنهادی در تعیین قطبیت نظرات

نام واژه‌نامه	صحت
واژه‌نامه ترکیبی	57/18
GPTLexi	58/92
SentiGPT	59/32

همان‌طور که در بخش 3 توصیف شد، برای تعیین قطبیت یک متن با کمک واژه‌نامه حسی، از یک مجموعه از قواعد از پیش تعریف شده، استفاده می‌شود. جدول (6) صحت الگوریتم تعیین قطبیت را در حالتی که در کنار واژه‌نامه حسی از این مجموعه قواعد نیز استفاده می‌شود با حالتی که قطبیت متن فقط با کمک واژه‌نامه حسی به دست می‌آید، مقایسه می‌کند. مطابق جدول (6)، استفاده از قواعد معرفی شده در این مقاله، صحت واژه‌نامه‌های ترکیبی، GPTLexi و SentiGPT را به ترتیب 1/19، 1/03 و 0/87 درصد بهبود داده است.

[4] Accuracy

جدول (6): کارایی قواعد پیشنهادی در بهبود صحت الگوریتم تعیین قطبیت

نام واژه‌نامه	بدون قواعد	با قواعد
واژه‌نامه ترکیبی	55/99	57/18
GPTLexi	57/89	58/92
SentiGPT	58/45	59/32

با توجه به اینکه واژه‌نامه SentiGPT صحت بالاتری در تعیین قطبیت نظرات دارد، در ارزیابی‌های بعدی تنها از این واژه‌نامه استفاده شده است.

3.4. ارزیابی کارایی روش پیشنهادی برای تحلیل احساسات

برای ارزیابی روش پیشنهادی نیاز به یک مجموعه آزمون است. در این راستا، به صورت تصادفی 20 درصد از رکوردهای مجموعه داده توصیف شده در جدول (2) به عنوان مجموعه آزمون و سایر رکوردها به عنوان مجموعه آموزش انتخاب شده‌اند. روش پیشنهادی با در نظر گرفتن دو معماری مختلف که در مراجع [23] و [24] ارائه شده‌اند، مورد بررسی قرار گرفته است. به صورت دقیق‌تر، معماری هر یک از کانال‌ها بر اساس معماری پیشنهادی مراجع [23] و [24] تعریف شده است و بعد از آن، مطابق شکل (3)، خروجی لایه مسطح‌سازی کانال‌ها ادغام شده و به لایه‌های کاملا متصل داده می‌شود. خلاصه معماری‌های مورد استفاده و مقادیر مورد استفاده برای هایپرپارامترها در جداول (7) و (8) ارائه شده است.

در جدول (9)، کارایی روش‌های پیشنهادی مبتنی بر شبکه عصبی پیچشی دوکاناله (DC-CNN) با روش‌های پایه معرفی شده در مراجع [23] و [24] که مبتنی بر شبکه عصبی پیچشی تک کاناله (1C-CNN) با معماری مشابه هستند و همچنین روش‌های مبتنی بر bi-LSTM [25] و Voting-Ensemble [26]، مقایسه شده است. جزئیات روش‌های مورد مقایسه در بخش 2 ارائه شده است.

جدول (7): خلاصه معماری پیشنهادی اول

مشخصات هر یک از کانال‌ها	
Ebmedding	کانال اول: Persian-Wikipedia-GloVe با ابعاد 50 برای بردار کلمات
Convolutional	شامل 128 فیلتر با اندازه 3 و تابع فعال‌ساز ReLU
Dropout	با نرخ 0/5
Max pooling	با اندازه 2
Flatten	-
بعد از ادغام خروجی دو کانال	
Fully connected	فعال‌ساز ReLU
Fully connected	فعال‌ساز Sigmoid
مقادیر هایپرپارامترها	
بهینه‌ساز	Adam
تابع هزینه	Cross-Entropy Loss
نرخ یادگیری	0/0005
اندازه دسته	64
تعداد دورها	20

جدول (8): خلاصه معماری پیشنهادی دوم

مشخصات هر یک از کانال‌ها	
Ebmedding	کانال اول: با ابعاد 100 برای بردار کلمات
Dropout	با نرخ 0/5
Convolutional	شامل 256 فیلتر با اندازه 3 و تابع فعال‌ساز ReLU
Batch Normalization	-
Global Max pooling	با اندازه 2
Flatten	-
بعد از ادغام خروجی دو کانال	
Fully connected	فعال‌ساز ReLU
Fully connected	فعال‌ساز Sigmoid
مقادیر هایپرپارامترها	
بهینه‌ساز	Adam
تابع هزینه	Cross-Entropy Loss
نرخ یادگیری	0/0005
اندازه دسته	50
تعداد دورها	20

برای ارزیابی کارایی، از معیارهای رایج طبقه‌بندی شامل دقت[5] و فراخوانی[6] استفاده شده است. دقت نشان می‌دهد چند درصد از نظراتی که توسط الگوریتم یادگیری ماشین برچسب مثبت (یا منفی) خورده‌اند، در واقع برچسب مثبت (یا منفی) داشته‌اند. فراخوانی بیانگر درصد نظرات مثبت (یا منفی) است که به درستی توسط الگوریتم برچسب زده شده‌اند.

جدول (9): مقایسه کارایی روش‌های پیشنهادی با روش‌های موجود

روش	دقت	فراخوانی
معماری پیشنهادی اول	84/51	84/05
معماری پیشنهادی دوم	88/55	87/48
1C-CNN [23]	82/9	79/45
1C- CNN [24]	85/33	84/45
Bi-LSTM [25]	86/87	86/03
Voting-Ensemble [26]	82/34	81/03

همان‌طور که در جدول (9) مشاهده می‌شود، معیارهای دقت و فراخوانی معماری پیشنهادی اول در مقایسه با معماری مشابه مرجع [23] که در آن شبکه عصبی پیچشی تنها یک کانال دارد، به ترتیب به میزان 1/6 و 4/6 درصد بهبود داشته است. به طور مشابه، درصد بهبود دقت و فراخوانی برای معماری پیشنهادی دوم در مقایسه با معماری پایه مشابه آن در مرجع [24]، 3/2 و 3 درصد است. این بهبود نشان می‌دهد که ویژگی‌های مستخرج از واژه‌نامه حسی کمک شایانی به آموزش شبکه کرده است. همچنین معماری پیشنهادی دوم از روش مبتنی بر Bi-LSTM [25] که تنها متکی بر ویژگی‌های متنی است و برای جاسازی کلمات از پیکره‌های متنی رسمی بهره می‌برد، عملکرد بهتری داشته است. برای نمونه در مقایسه با مدل bi-LSTM دقت و فراخوانی روش پیشنهادی به ترتیب 1/68 و 1/45 درصد بهبود داشته است. همچنین معماری پیشنهادی دوم در مقایسه با روش Voting-Ensemble [26] که مبتنی بر تجمیع نتایج چهار مدل یادگیری عمیق ساده است، حدود 6 درصد دقت و فراخوانی طبقه‌بندی احساسات را بهبود داده است.

[5] Precision
[6] Recall

در آزمایش پایانی، کارایی روش‌های پیشنهادی بر روی یک مجموعه داده دیگر به نام DeepSentiPers [25] که حاوی نظرات کاربران دیجی‌کالا می‌باشد ارزیابی شده است. نظرات این مجموعه داده در مقایسه با مجموعه داده توئیت‌های فارسی نگارش رسمی‌تر و اندازه بزرگتری (متوسط طول نظرات در این مجموعه داده 23/72 کلمه است) دارند. برای این منظور، بخشی از این مجموعه داده شامل 1854 نظر انتخاب شده است که 20 درصد آن به صورت تصادفی جدا شده و به عنوان مجموعه آزمون در نظر گرفته شده است. همان‌طور که در جدول (10) مشاهده می‌شود، معماری پیشنهادی دوم در مقایسه با سایر روش‌ها به کارایی بالاتری در تحلیل احساسات این مجموعه داده دست یافته است.

جدول (10): مقایسه کارایی روش‌ها بر روی مجموعه داده DEEPSENTIPERS

روش	دقت	فراخوانی
معماری پیشنهادی اول	60/98	62/26
معماری پیشنهادی دوم	64/3	65/5
1C-CNN [23]	56/27	60/11
1C- CNN [24]	57/09	61/19
Bi-LSTM [25]	58/67	61/99
Voting-Ensemble [26]	56/83	64/42

5. نتیجه‌گیری

در این مقاله ابتدا به گسترش واژه‌نامه‌های حسی موجود در زبان فارسی با عبارات محاوره‌ای و غیررسمی رایج در متون نوشته شده در شبکه‌های اجتماعی پرداخته شد. در این راستا دو روش به منظور تعیین قطبیت عبارات محاوره‌ای پیشنهاد شد که از قابلیت‌های ChatGPT در درک معنا و قطبیت عبارات محاوره‌ای فارسی بهره می‌برند. حاصل هر یک از این دو روش، مجموعه‌ای از عبارات محاوره‌ای در زبان فارسی است که برچسب قطبیت دارند. سپس از یک شبکه عصبی پیچشی دوکاناله که ورودی کانال‌های آن متن نظر و دنباله برچسب قطبیت کلمات متن است برای طبقه‌بندی نظرات در دو گروه مثبت و منفی استفاده شد.

نتایج ارزیابی‌های انجام گرفته نشان می‌دهد که با افزودن عبارات محاوره‌ای به واژه‌نامه‌های حسی موجود، صحت الگوریتم تحلیل احساسات مبتنی بر واژه‌نامه افزایش می‌یابد. همچنین ترکیب روش مبتنی بر واژه‌نامه با یادگیری عمیق منجر به بهبود کارایی طبقه‌بندی احساسات می‌شود. بر اساس تحلیل نتایج حاصل از روش پیشنهادی، عوامل اصلی بروز خطا در مدل طبقه‌بندی احساسات، به صورت زیر دسته‌بندی شده‌اند. این موارد می‌توانند به عنوان محورهای اصلی در تحقیقات آتی مورد توجه قرار گیرند: (1) عدم پوشش کامل عبارات محاوره‌ای رایج در واژه‌نامه حسی، (2) وجود تعداد قابل توجهی از غلط‌های املایی و استفاده از نگارش عامیانه در نظرات، (3) وجود متونی با تعداد بالای کلمات مثبت (یا منفی) که در عین حال، قطبیت کلی آنها منفی (یا مثبت) است، (4) اشتباهات ناشی از عملکرد ChatGPT در تعیین قطبیت برخی واژه‌ها و (5) خطاهای ناشی از ابزارهای پردازش زبان طبیعی نظیر تجزیه‌گر نحوی و ریشه‌یاب. یکی دیگر از چالش‌هایی که روش‌های پیشنهادی با آن مواجه شدند، تعیین قطبیت واژه‌هایی مانند «سبک» و «رند» است که قطبیت آنها با توجه به متن اطراف می‌تواند متفاوت باشد. به عنوان کار آتی پیشنهاد می‌شود از قابلیت‌های ChatGPT برای تعیین قطبیت واژه‌های مبهم استفاده شود. همچنین بکارگیری ویژگی‌هایی مانند نقش نحوی و معنایی کلمات جهت بهبود دقت شبکه‌های عصبی چندکاناله برای تحلیل احساسات پیشنهاد می‌شود.

تعارض منافع: نویسندگان اعلام می‌کنند که هیچ تعارض منافعی ندارند.

مراجع

[1] O. Khalaf Beigi, S. A. Bashiri Mosavi, and S. Gharloghi, "Applying Character-Level Neural Network-Based Sentiment Analysis Model on Persian Comments of the Social Media-Online Store Platforms," Soft Comput. J., vol. 11, no. 2, pp. 118-133, 2023, doi: 10.22052/scj.2023.248311.1094 [In Persian].

[2] K. Jahanbin and M. A. Zare Chahooki, "Sentiment Analysis of Cryptocurrencies with Zero-Shot Transfer Learning," Soft Comput. J., vol. 14, no. 1, pp. 154-183, 2025, doi: 10.22052/scj.2025.255169.1258 [In Persian].

[3] Z. Rajabi and M. Valavi, "A Survey on Sentiment Analysis in Persian: A Comprehensive System Perspective Covering Challenges and Advances in Resources and Methods," Cognit. Comput., vol. 13, no. 4, pp. 882-902, 2021, doi: 10.1007/s12559-021-09886-x.

[4] Z. Ayeste and S. Noferesti, "A Semantic Approach Based on Domain Knowledge for Polarity Shift Detection Using Distant Supervision," Prog. Artif. Intell., vol. 11, no. 2, pp. 169-180, 2022, doi: 10.1007/s13748-021-00267-x.

[5] E. Asgarian, M. Kahani, and S. Sharifi, "The Impact of Sentiment Features on the Sentiment Polarity Classification in Persian Reviews," Cognit. Comput., vol. 10, no. 1, pp. 117-135, 2018, doi: 10.1007/s12559-017-9513-1.

[6] K. Dashtipour et al., "PerSent: A Freely Available Persian Sentiment Lexicon," in Advances in Brain Inspired Cognitive Systems, Beijing, China: Springer, 2016, pp. 310-320, doi: 10.1007/978-3-319-49685-6_28.

[7] M. Rasouli and V. Kiani, "A Survey on Deep Learning Methods for Text-Based Emotion Classification: Advances, Challenges, and Opportunities," Soft Comput. J., vol. 13, no. 1, pp. 40-57, 2024, doi: 10.22052/scj.2023.248812.1126 [In Persian].

[8] E. Asgarian, M. Kahani, and S. Sharifi, "HesNegar: Persian Sentiment WordNet," J. Signal Data Process., vol. 15, no. 1, pp. 71-86, 2018, doi: 10.29252/jsdp.15.1.71 [In Persian].

[9] B. Sabeti, P. Hosseini, G. Ghassem-Sani, and S. A. Mirroshandel, "LexiPers: An Ontology Based Sentiment Lexicon for Persian," 2019, arXiv:1911.05263.

[10] F. Amiri, S. Scerri, and M. Khodashahi, "Lexicon-based Sentiment Analysis for Persian Text," in Proc. Int. Conf. Recent Adv. Natural Lang. Process. (RANLP), Hissar, Bulgaria, 2015, pp. 9-16.

[11] K. Dashtipour et al., "PerSent 2.0: Persian Sentiment

Lexicon Enriched with Domain-Specific Words," in Advances in Brain Inspired Cognitive Systems, vol. 11891, Guangzhou, China: Springer, 2019, pp. 497-509, doi: 10.1007/978-3-030-39431-8_48.

[12] K. Dashtipour, M. Gogate, A. Gelbukh, and A. Hussain, "Extending Persian Sentiment Lexicon with Idiomatic Expressions for Sentiment Analysis," Soc. Netw. Anal. Min., vol. 12, p. 11, 2022, doi: 10.1007/s13278-021-00840-1.

[13] S. Baccianella, A. Esuli, and F. Sebastiani, "Sentiwordnet 3.0: An Enhanced Lexical Resource for Sentiment Analysis and Opinion Mining," in Proc. 7th Conf. Int. Lang. Resources Evaluation (LREC), Valletta, Malta, 2010, pp. 2200-2204.

[14] E. Cambria, Y. Li, F. Z. Xing, S. Poria, and K. Kwok, "SenticNet 6: Ensemble Application of Symbolic and Subsymbolic AI for Sentiment Analysis," in Proc. 29th ACM Int. Conf. Inf. Knowl. Manage. (CIKM), 2020, pp. 105-114, doi: 10.1145/3340531.3412003.

[15] I. Dehdarbehbahani, A. Shakery, and H. Faili, "Semi-supervised Word Polarity Identification in Resource-lean Languages," Neural Netw., vol. 58, pp. 50-59, 2014, doi: 10.1016/j.neunet.2014.05.018.

[16] M. Darwich, S. A. Mohd, N. Omar, and N. A. Osman, "Corpus-Based Techniques for Sentiment Lexicon Generation: A Review," J. Digit. Inf. Manage., vol. 17, no. 5, pp. 296-305, 2019, doi: 10.6025/jdim/2019/17/5/296-305.

[17] R. Dehkharghani, "SentiFars: A Persian Polarity Lexicon for Sentiment Analysis," ACM Trans. Asian Low-Resour. Lang. Inf. Process., vol. 19, no. 2, p. 30, 2019, doi: 10.1145/3345627.

[18] K. Dashtipour, M. Gogate, A. Adeel, H. Larijani, and A. Hussain, "Sentiment Analysis of Persian Movie Reviews Using Deep Learning," Entropy, vol. 23, no. 5, p. 596, 2021, doi: 10.3390/e23050596.

[19] E. Grave, P. Bojanowski, P. Gupta, A. Joulin, and T. Mikolov, "Learning Word Vectors for 157 Languages," 2018, arXiv:1802.06893. [Online].

[20] M. B. Dastgheib, S. Koleini, and F. Rasti, "The Application of Deep Learning in Persian Documents Sentiment Analysis," Int. J. Inf. Sci. Manage., vol. 18, no. 1, pp. 1-15, 2020.

[21] O. Davar, G. Dar, and F. Ghasemian, "DeepSentiParsBERT: A Deep Learning Model for Persian Sentiment Analysis Using ParsBERT," in Proc. 28th Int. Comput. Conf., Comput. Soc. Iran (CSICC), 2023, pp. 1-5, doi: 10.1109/CSICC58665.2023.10105414.

[22] M. Dehghani and Z. Yazdanparast, "Sentiment Analysis of Persian Political Tweets Using ParsBERT Embedding Model with Convolutional Neural Network," in Proc. 9th Int. Conf. Web Res. (ICWR), 2023, pp. 20-25, doi: 10.1109/ICWR57742.2023.10139063.

[23] M. Rohanian, M. Salehi, A. Darzi, and V. Ranjbar, "Convolutional Neural Networks for Sentiment Analysis in Persian Social Media," Iran. J. Electr. Comput. Eng. (IJECE), vol. 18, no. 1, pp. 59-66, 2020, dor: 20.1001.1.16823745.1399.18.1.16.6 [In Persian].

[24] M. Vazan and J. Razmara, "Jointly Modeling Aspect and Polarity for Aspect-Based Sentiment Analysis in Persian Reviews," 2021, arXiv:2109.07680.

[25] J. P. R. Sharami, P. A. Sarabestani, and S. A. Mirroshandel, "DeepSentipers: Novel Deep Learning Models Trained Over Proposed Augmented Persian Sentiment Corpus," 2020, arXiv:2004.05328.

[26] S. Eyvazi-Abdoljabbar et al., "An Ensemble-Based Model for Sentiment Analysis of Persian Comments on Instagram Using Deep Learning Algorithms," IEEE Access, vol. 12, pp. 151223-151235, 2024, doi: 10.1109/ACCESS.2024.3473617.

[27] M. Farahani, M. Gharachorloo, M. Farahani, and M. Manthouri, "ParsBERT: Transformer-Based Model for Persian Language Understanding," Neural Process. Lett., vol. 53, no. 6, pp. 3831-3847, 2021, doi: 10.1007/s11063-021-10528-4.

[28] F. Ariai, M. T. Mahmoudi, and A. Moeini, "Enhancing Aspect-Based Sentiment Analysis with ParsBERT in Persian Language," 2025, arXiv:2502.01091.

[29] M. Masumi, S. S. Majd, M. Shamsfard, and H. Beigy, "FaBERT: Pre-training BERT on Persian Blogs," 2024, arXiv:2402.06617.

[30] A. Shokri. "Persian-Slang Repository." github.com. https://github.com/semnan-university-ai/persian-slang (accessed Oct. 1, 2024).

[31] Dataheart. "Opinion Mining Category." dataheart.ir. http://dataheart.ir/category/67/نظرکاوی (accessed Aug. 10, 2024).