DOR: 20.1001.1.2538161.1402.8.3.4.0

DOI : 10.22034/CSJ.2023.184645

پاییز ۱۴۰۲، دوره ۸، شماره ۳، پیاپی ۳۰

دریافت مقاله: ۱۴۰۲/۰۲/۲۸

پذیرش مقاله: ۱۴۰۲/۰۵/۲۵

نوع مقاله: پژوهشی

تحلیل احساسات متون انگلیسی با استفاده از مدل‌های ترکیبی یادگیری عمیق

سیما عمادی*

گروه مهندسی کامپیوتر، واحد یزد، دانشگاه آزاد اسلامی، یزد، ایران

پست الکترونیکی: Sima.Emadi@iau.ac.ir

چکیده

با افزایش استفاده از اینترنت و شبکه‌های اجتماعی، حجم انبوهی از نظرات کاربران در ارتباط با موضوعات مختلف تولید می‌گردد. در نتیجه به‌کارگیری تکنیک‌های علمی نوین جهت تحلیل این نظرات جهت افزایش رضایت مشتریان ضروری به نظر می‌رسد. تحلیل احساسات نظرات کاربران، به‌عنوان یک راهکار ویژه و مؤثر، به دنبال کشف دانش از این متون جهت رفع چالش قطبیت آنها می‌باشد. در این تحقیق، رویکردی ترکیبی مبتنی بر دو روش یادگیری عمیق RNN-GRU و مبتنی بر تعبیه‌گذاری کلمات جهت تحلیل احساسات نظرات کاربران ارائه گردیده است. جهت بهبود تعیین قطبیت از تعبیه‌گذاری کلمات از پیش آموزش دیده شده Word2vec و GloVe استفاده شده است. نتایج ارزیابی بر روی دو مجموعه داده توییت‌های خطوط هوایی و نظرات فیلم نشان می‌دهد که روش پیشنهادی از نظر دقت در تعیین قطبیت نظرات، بهبود ۱٪ را نسبت به روش‌های ترکیبی دیگر داشته است.

واژه‌های کلیدی: تجزیه‌وتحلیل احساسات، یادگیری عمیق، شبکه‌های عصبی بازگشتی، شبکه عصبی واحد بازگشتی دروازه‌دار، تعبیه‌گذاری کلمات، Word2vec، GloVe.

* نویسندهٔ مسئول

۱. مقدمه

با افزایش محتواهای متنی، حجم عظیمی از داده‌های متنی در حوزه کاربردهای دیجیتال ایجاد شده است که استفاده از آنها جهت افزایش رضایت مشتریان ضروری است؛ لذا با افزایش دسترسی‌پذیری و محبوبیت منابع غنی از عقاید مانند وبگاه‌های نقد و بررسی برخط، وب‌نوشت‌های شخصی و شبکه‌های اجتماعی، فرصت‌ها و چالش جدیدی در حوزه کاربردهای متن‌کاوی به نام تحلیل احساسات[1] ایجاد شده است که فرایندی برای تشخیص احساسات در یک متن، جمله یا عبارت محسوب می‌شود. از مهم‌ترین این چالش‌ها در این زمینه، طبقه‌بندی یا تعیین قطبیت احساسات مبتنی بر جمله، شناسایی جنبه‌ها و احساسات ضمنی، منابع محاسباتی و زمان، مدل‌سازی روابط بین جنبه و چگونگی مدل‌سازی معنایی[2] بین کلمات است [۱].

مطالعات متعددی برای تحلیل نظرات کاربران مبتنی بر روش‌های پیش‌بینی یادگیری ماشین یا یادگیری عمیق ارائه شده که هر تحقیق سعی در رفع یکی از چالش‌های موجود در طی فرایند تحلیل احساسات داشته‌اند [۲،۳]. یک چالش عمده در تحلیل احساسات، تشخیص قطبیت متن با توجه به

1- Sentiment analysis
2- Semantic modeling

رابطه معنایی بین کلمات است که روش‌های متعددی سعی در این نوع دسته‌بندی بدون در نظر گرفتن رابطه معنایی بین کلمات در یک متن داشته‌اند که اغلب در مشخص‌کردن ویژگی‌های ضروری برای پیش‌بینی احساسات ناکام هستند. در حالی که رابطه معنایی بین کلمات در یک متن می‌تواند کاملاً قطبیت یک متن را تغییر دهد.

به‌منظور تعیین قطبیت یا به عبارتی منفی و مثبت‌بودن نظر کاربران در یک زمینه خاص از روش‌های متعددی همچون روش‌های مبتنی بر زبان‌شناسی محاسباتی[۳] و یادگیری ماشین استفاده می‌گردد. به‌عنوان مثال روش‌های بیزین ساده[۴]، ماشین‌بردار پشتیبان[۵]، شبکه عصبی چند لایه پرسپترون[۶]، دسته‌بندی حداکثر آنتروپی[۷]، رگرسیون لجستیک[۸]، جنگل تصادفی[۹] و درخت تصمیم[۱۰] به‌عنوان روش‌های یادگیری ماشین برای استخراج ویژگی‌های زبان‌شناسی و غیرزبان شناسی استفاده شدند که روش‌های بیزین ساده و ماشین‌بردار پشتیبان به‌عنوان روش‌های پایه در تحلیل نظرات مبتنی بر متن معرفی شدند [۵، ٤]. روش دیگری که امروزه برای رفع چالش‌های تحلیل احساسات به کار می‌رود یادگیری عمیق است. یادگیری عمیق مدلی است که شامل بسیاری از لایه‌های پردازش اطلاعات غیرخطی و روشی برای یادگیری نمایش ویژگی‌ها در لایه‌های متوالی است [٦ و ١٥]. این روش‌ها به سه دسته اصلی تقسیم می‌شوند: مدل‌های مبتنی بر شبکه‌های عصبی بازگشتی[۱۱] [۷ و ۸]، مدل‌های مبتنی بر شبکه‌های عصبی هم‌آمیختی[۱۲] [۹ و ۱۰] و مدل‌های مبتنی بر شبکه‌های حافظه[۱۳] [۱۱ و ۱۲]. در مدل‌های مبتنی بر شبکه‌های عصبی بازگشتی، خروجی هر حالت به حالت لحظه قبل بستگی دارد و مشکلاتی مانند از دست دادن اطلاعات احساسی از راه دور و عدم توانایی در انجام محاسبات موازی بر روی داده ورودی ممکن است در طول مدل‌سازی معنایی رخ دهد. مدل‌های مبتنی بر شبکه‌های عصبی پیچشی نیز توانایی بالقوه در محاسبات موازی و استخراج معنایی را دارند؛ اما این مدل‌ها فقط می‌توانند به دلیل انقباض اندازه هسته هم‌آمیختی و ادغام[۱۴]، رابطه فضایی محلی کلمات را بگیرند. مدل‌های مبتنی بر شبکه‌های حافظه اگر چه می‌توانند روابط معنایی با فواصل طولانی را مدیریت کنند؛ اما آن‌ها بر مؤلفه‌های حافظه واحد تمرکز دارند و در نتیجه وظایف مشخصی را در بر می‌گیرند.

بررسی‌ها نشان می‌دهد که تحقیقات کمی از روش ترکیبی مبتنی بر یادگیری عمیق با اعمال مجموعه‌ای از ویژگی‌ها مثل تعبیه کلمات، ویژگی‌های احساسی و رابطه معنایی بین کلمات به‌منظور تعیین قطبیت احساسات، استفاده نموده‌اند. درحالی‌که به نظر می‌رسد درنظرگرفتن این پارامترها در کنار یکدیگر برای طبقه‌بندی ضروری است؛ بنابراین، این تحقیق، یک رویکرد ترکیبی مبتنی بر شبکه عصبی بازگشتی و شبکه عصبی واحد بازگشتی دروازه‌دار (RNN-GRU) برای طبقه‌بندی نظرات کاربران در سطح جمله با استفاده از ترکیب چند ویژگی پیشنهاد می‌کند تا قطبیت نظرات مبتنی بر متن را با درنظرگرفتن رابطه معنایی بین کلمات تعیین کند. رابطه معنایی بین کلمات در قالب یک ماتریس وزن برای افزایش دقت تعیین قطبیت جملات، در لایه تعبیه‌گذاری کلمات روش پیشنهادی اعمال شده است. از آنجایی‌که اندازه مجموعه داده‌ها غالباً کوچک است به‌منظور تعیین رابطه معنایی بین کلمات از روش‌های تعبیه‌گذاری از پیش آموزش [۲۰-۱٦] دیده شده به نام Word2vec [۱۷] و GloVe [۱۸]، استفاده شده است.

مدل پیشنهادی متشکل از ۳ لایه است: لایه اول، لایه کدگذاری معنایی است که روابط معنایی بین کلمات را به‌صورت بردار ذخیره می‌کند. لایه دوم و سوم الگوریتم‌های یادگیری عمیق هستند که ورودی لایه دوم بردار عددی کلمات و ورودی لایه سوم خروجی لایه دوم

3- Computational linguistic approach
4- Naive bayes
5- Support Vector Machine
6- Multilayer Perceptron (MLP)
7- Maximum Entropy
8- Logistic Regression
9- Random Forests
10- Decision Tree
11- Recurrent Neural Network(RNN)
12- Convolution Neural Network(CNN)
13- Memory Neural Network(MemNN)
14- Pooling

است تا پس از پردازش‌های انجام شده، خروجی موردنظر که همان تعیین قطبیت جمله در سه سطح مثبت، منفی و خنثی است را تولید کند.

به‌طورکلی نوآوری تحقیق به شرح زیر است:

– استفاده از تعبیه‌گذاری کلمات با کمک روش از پیش آموزش داده شده Word2vec و GloVe

– استفاده از رویکرد ترکیبی الگوریتم‌های یادگیری عمیق RNN-GRU به‌منظور بهبود تعیین قطبیت در سطح جمله

– مقایسه دقت الگوریتم‌های ساده یادگیری عمیق با رویکرد ترکیبی مبتنی بر تعبیه‌گذاری کلمات با کمک روش از پیش آموزش داده شده

ساختار مقاله در ادامه به شرح زیر است: در بخش ۲، تحقیقات انجام شده در زمینه تحلیل احساسات را بیان می‌کند. بخش ۳، چارچوب روش پیشنهادی را شرح می‌دهد، بخش ٤، به ارزیابی مدل پیشنهادی می‌پردازد و در نهایت بخش ٥، نتیجه‌گیری بیان خواهد شد.

۲. کارهای مرتبط

در دهه‌های گذشته روش‌های متعددی برای تحلیل احساسات پیشنهاد شده‌اند. اکثر این روش‌ها مبتنی بر رویکرد زبان‌شناسی محاسباتی و رویکرد یادگیری ماشین هستند که تحقیقات نشان داده است که رویکرد یادگیری ماشین عملکرد بالاتری نسبت به رویکرد زبان‌شناسی محاسباتی دارد [۱۳ و ۱٤].

در روش‌های مبتنی بر زبان‌شناسی از کلمات بیانگر احساسات موجود در اسناد برای پیش‌بینی جهت‌گیری محتوای ذهنی در اسناد متنی استفاده می‌کنند [۱٤]. در این رویکرد، میزان تأثیرگذاری کلماتی که بیانگر احساسات در متن هستند بسیار کم است. در روش‌های مبتنی بر یادگیری ماشین اغلب برای تعیین قطبیت احساسات از مجموعه داده‌های برچسب‌گذاری شده استفاده می‌شود. مزیت این رویکرد توانایی آن برای انطباق و ساخت مدل‌های آموزش دیده کارآمد برای یک حوزه خاص است. با این حال، اشکال اصلی این روش عدم کارایی آن هنگام اعمال بر داده‌های مختلف در دامنه‌ها است. رویکردهای یادگیری ماشین مانند بیزین ساده و ماشین‌های بردار پشتیبان بهترین طبقه‌بندها در تعیین قطبیت احساسات بیان شده‌اند [٤ و ٥].

در سال‌های اخیر، استفاده از تکنیک جدیدی که به‌عنوان یادگیری عمیق شناخته شده است، توجه پژوهشگران را به خود جلب کرده است، زیرا نتایج قابل‌توجهی را برای کارهای پردازش زبان طبیعی مختلف به دست آورده است. مدل‌های مختلفی از یادگیری عمیق برای تحقق تحلیل/ طبقه‌بندی احساسات سطح جمله پیشنهاد شده‌اند که می‌توان آن‌ها را به ٤ دسته تقسیم نمود: شبکه‌های عصبی پیچشی، شبکه‌های عصبی بازگشتی، شبکه‌های از پیش آموزش دیده بدون نظارت[15] و مدل‌های ترکیبی[16]. در ادامه تحقیقات انجام شده در این سه گروه به همراه تحقیقات انجام شده به کمک الگوریتم‌های یادگیری ماشین بررسی می‌شود.

مدل‌های مبتنی بر شبکه‌های عصبی هم‌آمیختی

کیم و همکاران [۲۱] یک مدل شبکه عصبی هم‌آمیختی دو کانالی حاوی هسته‌های فیلتر کننده با اندازه‌های مختلف ساده و در عین حال کارآمد را بدون در نظر گرفتن رابطه معنایی بین کلمات پیشنهاد دادند که در آن هر کانال از یک‌لایه مجزای واحد تشکیل شده و به دنبال آن یک لایه ادغام k_max برای تجزیه‌وتحلیل احساسات سطح جمله اعمال می‌شود. این مدل کم‌عمق موفقیت زیادی کسب کرد و از این‌رو توسط محققان دیگر به‌عنوان مدل پایه استفاده می‌شود. هوانگ و همکاران نیز [۲۲]، با بهبود مدل شبکه عصبی هم‌آمیختی، با کمک دو واحد عصبی جدید فیلترهای پارامتری و دروازه‌های پارامتری سعی نمودند اطلاعات جنبه را در معماری شبکه برای طبقه‌بندی احساسات مبتنی بر جنبه اعمال نمایند. مقایسه با روش‌های پایه نشان می‌دهد

15- Unsupervised pre-trained networks (UPN)
16- Hybrid approach

این مدل می‌تواند به طور مؤثر حالات احساسی و جنبه‌های خاصی را یاد بگیرد و یک بهبود قابل توجه بر روی مجموعه داده‌های SemEval 2014 نسبت به روش‌های پایه عصبی داشته باشد. اما در مدل بهبود یافته شبکه عصبی هم‌آمیختی مبتنی بر سازوکار توجه که توسط وو و همکاران [۲۳] پیشنهاد گردید، از یک لایه رمزگذاری موقعیت نسبی جدید استفاده گردید تا اطلاعات مرتبط با موقعیت نسبی عبارات خاص در متن را ادغام نماید و با سازوکار مکانیزم توجه به روابط معنایی بین عبارات جنبه و کلمات متنی کاملاً دست یابد. نتایج آزمایش‌ها روی مجموعه داده SemEval 2014، توییتر و مجموعه داده‌های چینی نشان می‌دهد که این مدل نسبت به روش‌های پیشرفته بهتر عمل می‌کند. در مدل شبکه عصبی هم‌آمیختی دیگر که هیون و همکاران [۲۴]، ارائه نمودند، سعی در به‌کارگیری میزان تأثیر اطلاعات فاصله در تحلیل احساسات سطح هدف دارند. آنها اطلاعات فاصله را بین کلمات هدف و کلمات مجاور آن برای یادگیری اهمیت هر کلمه نسبت به هدف ارائه نمودند تا محدودیت‌های موجود در تولید دستی ویژگی‌ها و محدودیت‌های ذاتی روش‌های مبتنی بر شبکه‌های عصبی بازگشتی را برطرف می‌کند. نتایج تجربی نشان داده که روش پیشنهادی نسبت به روش‌های پیشین در مجموعه داده‌های توییتر تک‌هدفه و چند هدفه بهتر عمل می‌کند. در مدل شبکه‌های عصبی هم‌آمیختی پویا[۱۷] کلاچبرنر و همکاران [۲۵] متناوباً از یک هم‌آمیختی عریض و لایه ادغام k-max پویا برای یادگیری ساختار معنایی جمله استفاده می‌شود تا لایه ادغام k-max به شبکه‌های عصبی هم‌آمیختی پویا جهت مدیریت جملات با هر اندازه‌ای کمک کند. ین و همکاران [۲۶] مدل بهبودیافته دیگری از شبکه‌های عصبی پیچشی را به نام شبکه‌های عصبی پیچشی واژگانی معنایی[۱۸] ارائه دادند که با استفاده از واژه‌نامه احساسی سنتی وردنت و ویژگی‌های معنایی کلمات با استفاده از مدل تعبیه word2vec، اطلاعات احساساتی کلمات را یاد گرفتن و اقدام به تعیین قطبیت جمله می‌کند. مدل شبکه عصبی هم‌آمیختی ارائه شده توسط گوان و همکاران[۲۷] یک مدل یادگیری دومرحله‌ای با نظارت ضعیف به‌منظور دسته‌بندی احساسات در سطح جمله بدون اعمال روابط معنایی بین کلمات است. در این مدل، در مرحله اول، یک نمایش جمله با نظارت ضعیف و با مرور کلی رتبه‌بندی‌ها آموزش می‌بیند. سپس در مرحله دوم از برچسب‌های سطح جمله برای تنظیمات مدل استفاده می‌کند. میشرا و همکاران[۲۸] از شبکه عصبی هم‌آمیختی برای استخراج خودکار ویژگی‌های شناختی از داده‌های حرکت چشم (خیره نگاه کردن) خواننده‌های انسانی که متن را می‌خوانند استفاده کردند و از آن‌ها برای مشخصات غنی شده همراه با مشخصات متنی برای دسته‌بندی احساسات استفاده کردند. در مدل ارائه شده توسط بیان و همکاران [۲۹]، با بهبود شبکه عصبی پیچشی و با استفاده از ویژگی‌های ساخت‌یافته و غیرساخت‌یافته، سعی در بهبود شناسایی جفت جنبه- نظر[۱۹] در نظرات برخط کاربران هتل به زبان چینی نمودند. آنها در روش پیشنهادی خود، به‌منظور محاسبه مقدار دقیق شدت احساسات کاربران برای هر جنبه به‌جای احساسات مثبت یا منفی از الگوریتم خوشه‌بندی برای جنبه‌ها استفاده نمودند تا ترجیحات کاربران برای ویژگی‌های مختلف هتل‌ها شناسایی شود. نتایج ارزیابی بر روی نظرات برخط کاربران هتل‌ها در چین بیانگر بهبود عملکرد شناسایی جفت جنبه- نظر و ترجیحات کاربران است. این ارزیابی نشان داد که کاربران متفاوت ترجیحات متفاوتی را برای ویژگی‌های مختلف هتل در نظر می‌گیرند. ژانگ و همکاران[۴۴]، یک شبکه عصبی هم‌آمیختی مبتنی بر یادگیری منتقدانه[۲۰] را پیشنهاد دادند. این مدل، از دو پیش‌بینی‌کننده مبتنی بر ویژگی و مبتنی بر قاعده تشکیل شده است. در این روش ابتدا یک پیش‌بینی از ویژگی‌های متن ایجاد می‌شود. سپس، این پیش‌بینی براساس قوانین دانش طراحی شده، آموزش داده می‌شود. در نهایت، از منطق مرتبه اول[۲۱] برای هماهنگی نتایج حاصل از این دو

17- Dynamic CNN (DCNN)
18- Semantic lexical augmented CNN (SCNN)
19- Aspect-opinion pair (AOP) identification
20- Critic learning
21- First-order logic

پیش‌بینی کننده و ســـازگار کردن آن‌ها استفاده شده است. شـــبکه منتقد می‌تواند اهمیت قوانین دانش را بررسی کند. در این صورت، از قوانین دانشـــی که حاوی اشـــتباهات یا نقص‌هایی هستند، به صورت سازگارانه استفاده می‌شود تا به عملکرد خدشـــه‌ای وارد نشود. علاوه بر این، یک راهبرد با فیلتر جدید ایجاد شده اســـت که می‌تواند قوانین پیچیده را در نظر بگیرد. لی و همکاران [٤٥]، ســـه تکنیک یادگیری عمیق شبکه پالایش انتخابی[22]، شبکه‌های عصبی با حافظه کوتاه مدت بلند و شـــبکه عصبی هم‌آمیختی مبتنی بر مدل رگرســـیون چندگانه برای تجزیه و تحلیل احساسات را بر روی مجموعـــه داده‌های نظرات فیلم مقایســـه نمودند. این مجموعه داده بعد از پیش پردازش به عنوان ورودی ســـه روش در نظر گرفته شـــدند تا در مرحله بعد از آموزش از نظر معیار دقت ارزیابی شوند. نتایج ارزیابی نشان می‌دهد که در حجم داده‌های مختلف، شـــبکه‌های عصبی با حافظه کوتاه مدت بلند از شـــبکه پالایش انتخابی و شبکه عصبی هم‌آمیختی دارای دقت بیشتری برای تحلیل احساس است و دو روش شبکه پالایش انتخابی و شبکه عصبی هم‌آمیختی از نظر دقت تحلیل نظر و احساس کاربران دارای عملکردی نســـبتاً مشـــابه اســـت. ماندولا و همکاران [٤٦]، پیش بینی نظرات و احساسات مشتری در مورد محصولات آمازون را با اســـتفاده از شبکه عصبی هم‌آمیختی انجام دادند. آنها در روش پیشـــنهادی خود، برای استخراج کلمات کلیدی و شناسایی موضوعات مربوطه، از یک روش موثر مدل‌سازی تخصیص با خوشـــه‌بندی فازی اســـتفاده نمودند و سپس کلمات کلیدی اســـتخراج شده با اســـتفاده از شبکه عصبی پیچشی مبتنی بر حافظه به سه دسته (مثبت ، منفی و خنثی) طبقه بندی می‌شـــوند. نتیجه آزمایش‌های نشان می‌دهد که سیستم پیشنهادی دقت در تجزیه و تحلیل احساسات را ٦ تا ٢٠ درصد نسبت به سیستم‌های موجود افزایش می‌دهد.

مدل‌های مبتنی بر شبکه‌های عصبی بازگشتی

ژارماگامبـــوف و همـــکاران [٣٠] از ادغام شـــبکه‌های عصبی بازگشتی عمیق با مدل‌های درخت تصمیم[23] در کنار لایه تعبیه‌گذاری کلمات از پیـــش آموزش‌دیده word2vec استفاده نمودند. در این مدل طبقه‌بندی‌کننده جنگل تصادفی، برچسب احساس را به هر جمله اختصاص می‌دهد. هوانگ و همکارانش [٣١] کدگذاری دانش نحوی در شـــبکه عصبی با حافظه کوتاه‌مدت بلند با ســـاختار درختی را برای بهبود نمایش عبارت و جمله پیشـــنهاد دادند. موســـی و همکاران [٣٢] به منظور تغییر ســـاختار شبکه‌های عصبی با حافظه کوتاه‌مـــدت بلند دو طرفه[24] و بـــه منظور یادگیری اطلاعات متنی از یک مدل زبانی اســـتفاده نمودند. آنها از شبکه‌های عصبی بـــا حافظه کوتاه‌مدت بلند دو طرفـــه، برای برآورد توزیع احتمال جداگانه برای هر احساس از داده‌های آموزش و یک مدل تفکیک‌کننده ســـاده بر اساس شبکه‌های عصبی با حافظه کوتاه‌مـــدت بلند دو طرفه بر روی همان مجموعه داده اســـتفاده نمودند. ســـپس برای به دست آوردن نتایج بهتر هر دو مدل ترکیب شـــدند تا یک مدل طبقه‌بندی‌کننده ترکیبی ایجاد کنند. در شـــبکه عصبی با حافظه کوتاه مدت بلند دو طرفه ارائه شده توسط تنگ و همکاران [٣٣] که برای طبقه‌بندی احساسات در زبان چینی ارائه گردید، از لغت‌نامه احســـاس برای طبقه‌بندی مبتنی بر یک مدل مجموع وزنی ساده استفاده شـــده است. وانگ و همکاران [٨]، شبکه‌های عصبی با حافظـــه کوتاه‌مدت بلند[25] را با ســـازوکار توجه برای طبقه‌بندی احساســـات مبتنی بر جنبه های مختلف در یک جمله ادغام نمودند تا عملکـــرد مدل را با درنظرگرفتن ســـازوکار توجه مقایسه نمایند. در این فرایند دو مرحله‌ای ابتدا بردار تعبیه شـــده از جنبه مشخص با تعبیه کلمات به عنوان ورودی‌های شـــبکه‌های عصبی با حافظه کوتاه‌مدت بلند درنظر گرفته می شوند. نتایج ارزیابی بر روی مجموعه داده SemEval 2014 نشـــان داد که این روش عملکرد قابل مقایسه‌ای نســـبت به روش‌های پایه دارد. کیان و همکاران [٣٤] از شبکه عصبی با حافظه کوتاه‌مدت بلند مبتنی بر مدل زبانی اســـتفاده نمودند تا با ادغام شـــبکه عصبی با حافظه

22- Selective Refinement Network

23- DeepRNN + DT
24- Bi-LSTM
25- Long short-term memory (LSTM)

کوتاه‌مدت بلند با منابع زبانی مانند لغت‌نامه احساسات، کلمات نفی و کلمات تشدید، میزان تاثیرگذاری احساسات در جمله را دقیق‌تر دریافت کنند. وانگ و همکاران [۷]، چارچوب TD-Parse برای طبقه‌بندی احساسات چندهدفه را معرفی نمودند. TD-Parse از یک تجزیه‌گر وابستگی نحوی تشکیل شده است که اطلاعات نحوی برای هر هدف را با متن سمت چپ خود ترکیب می‌کند. نتایج بر روی مجموعه داده‌های توییتر نشان داده است چارچوب پیشنهادی نه تنها فرایند یادگیری را کارآمد می‌سازد بلکه می‌تواند بدون طراحی ویژگی دستی و مهندسی معماری سنگین برای مدل‌های عصبی، در دو پیکره‌زبانی تک‌هدفه و چندهدفه بهتر عمل کند. وی و همکاران[٤٧]، شبکه عصبی با حافظه کوتاه مدت بلند دو طرفه را با استفاده از سازوکار توجه چند قطبی[۲۶] به منظور تحلیل احساسات ضمنی بهبود دادند. مدل پیشنهادی، برای بیان احساسات ضمنی مبهم و فاقد هرگونه واژه احساسی صریح، بر روی مدل‌سازی اختلاف وزن سازوکار توجه در بین قطب‌ها، متمرکز است و به کلماتی که احساسات منفی بالاتری نسبت به سایر قطب‌ها دارند، وزن بیشتری اختصاص می‌دهد. دشتی‌پور و همکاران[٤٨]، یک چارچوب ترکیبی و جدید برای تحلیل احساسات در سطح موضوع در زبان فارسی ارائه کردند که قواعد زبانی و یادگیری عمیق را برای بهینه‌سازی تشخیص قطبیت ادغام می‌کند. در نهایت، عملکرد چارچوب پیشنهادی در مقایسه با روش‌های ماشین بردار پشتیبان و رگرسیون لجستیک[۲۷] و طبقه‌بندی‌کننده‌های DNN[۲۸] مانند حافظه کوتاه‌مدت و شبکه‌های عصبی هم‌آمیختی ارزیابی شد. داس و همکاران [٤٩]، طبقه‌بندی احساسات را با استفاده از شبکه عصبی با حافظه کوتاه مدت بلند مدلسازی نمودند. آنها در این پژوهش یک رویکرد آزمایشی را برای تجزیه و تحلیل واکنش‌های احساسات عمومی در توییتر بر اساس کلمات کلیدی ارائه دادند. ارزیابی روش پیشنهادی دقت ٨٤,٥١٪ را در تحلیل احساس کاربران در شبکه اجتماعی نشان می‌دهد.

26- Multipolarity Orthogonal Attention
27- Logistic regression
28- Deep Neural Networks

مدل‌های مبتنی بر شبکه های از پیش آموزش دیده بدون نظارت

رانگ و همکاران [۳۵] یک مدل پیش‌بینی بسته‌بندی[۲۹] مبتنی برخودکدگذاری‌ها[۳۰] ارائه دادند که از خودکدگذاری‌های انباشته شده با چندلایه به‌عنوان یادگیری ویژگی استفاده می‌کند و به بازنمایی سطح بالایی از داده‌ها کمک می‌کند. هر خودکدگذاری انباشته شده، لایه‌های شبکه را با داده‌های بدون برچسب، پیش آموزش می‌دهد و سرانجام شبکه با سازوکار آموزش تحت نظارت تنظیم می‌شود. جین و همکاران [۳٦] شبکه‌های باور عمیق[۳۱] را که توسعه‌یافته مدل آموزش بدون نظارت ماشین بولتزمن محدود[۳۲] است، ارائه نمودند. در ادامه جین و همکاران [۳۷]، اطلاعات موقعیت و ترتیب لغات را نیز به شبکه‌های باور عمیق اضافه نمودند تا در آموزش وزن‌های اولیه به‌صورت بدون نظارت استفاده گردد. ولاچستگریو و همکاران [۳۸] شبکه‌های هم‌آوری مولد[۳۳]را برای یادگیری بازنمایی‌های مفید در پردازش زبان طبیعی، به‌ویژه در تحلیل احساسات، پیاده‌سازی کردند. برخلاف دیگر مدل‌های شبکه‌های هم‌آوری مولد، تفکیک‌کننده شبکه‌های هم‌آوری مولد پیشنهادی که مبتنی بر خودکدگذار حذف‌کننده نوفه است طبقه‌بندی دودویی داده‌های واقعی یا غیرواقعی را انجام نمی‌دهد. در عوض، یک نمره به هر یک از داده‌های دریافت شده از مولد اختصاص می‌دهد. سوچر و همکاران [۳۹] ابتدا یک شبکه خودکدگذار بازگشتی[۳٤] نیمه نظارتی را برای دسته‌بندی احساسات سطح جمله پیشنهاد کردند که نمایش برداری ابعاد کاهش‌یافته را برای یک جمله به دست می‌آورد.

مدل‌های ترکیبی

وانگ و همکارانش [٤٠] یک ساختار شبکه‌های عصبی هم‌آمیختی و شبکه‌های عصبی بازگشتی مشترک را برای طبقه‌بندی احساسات متن‌های کوتاه به‌منظور بهره‌گیری از

29- Bagging
30- Auto-encoder based bagging prediction (AEBPA)
31- Deep Belief Networks (DBN)
32- Restricted Boltzmann Machine (RBM)
33- Generative adversarial networks(GAN)
34- Recursive Autoencoder (RAE)

مزایای ویژگی‌های محلی دانه- درشت ایجاد شده توسط شبکه عصبی هم‌آمیختی و وابستگی‌های مسافت- طولانی آموخته شده از طریق شبکه عصبی بازگشتی ارائه نمودند. در مدل ترکیبی مبتنی بر شبکه عصبی با حافظه کوتاه‌مدت بلند و شبکه عصبی هم‌آمیختی ارائه شده توسط گوگیلا و همکاران [۴۱] از تعبیه کلمات word2vec استفاده شده است تا با در نظر گرفتن رابطه معنایی بین کلمات، دقت پیش‌بینی تعیین قطبیت جملات را افزایش دهد. چن و همکاران [۴۲] رویکرد ترکیبی مبتنی بر شبکه عصبی با حافظه کوتاه‌مدت بلند دوطرفه با یک حوزهٔ تصادفی شرطی[۳۵] و شبکه عصبی هم‌آمیختی یک‌بعدی[۳۶] را برای بهبود تجزیه‌وتحلیل احساسات در سطح جمله ارائه کردند. در این رویکرد ابتدا با استفاده از شبکه عصبی با حافظه کوتاه‌مدت بلند دوطرفه با یک فیلد تصادفی شرطی، عبارات هدف از جمله ورودی استخراج شده و طبق تعداد هدفی که به صراحت بیان شده هر جمله طبقه‌بندی می‌شود. سپس شبکه عصبی هم‌آمیختی یک‌بعدی، قطبیت جملات بدون هدف، یک هدف و چندهدفه را به طور جداگانه پیش‌بینی می‌کند.

عبدی و همکاران [۱۳]، مدلی ترکیبی مبتنی بر شبکه عصبی بازگشتی و شبکه عصبی با حافظه کوتاه‌مدت بلند به‌منظور دسته‌بندی جملات به دوقطبیت ارائه دادند. آنها در روش خود تنها بر روی جملات دوقسمتی (بین این دو جملات، کلماتی مثل اما[۳۷]، درحالی‌که[۳۸] و غیره وجود دارد) با در نظر گرفتن رابطه معنایی بین کلمات متمرکز شدند و جهت تعیین رابطه معنایی بین کلمات از لایه تعبیه‌گذاری کلمات از پیش تعریف شدهٔ Word2vec استفاده نمودند. چاوش و همکاران [۴۳] در تحقیق خود مقایسه‌ای بین شبکه عصبی بازگشتی و شبکه عصبی با حافظه کوتاه‌مدت بلند در صورت استفاده از مدل تعبیه کلمات Word2vec جهت تعیین قطبیت جملات انجام دادند. نتیجه ارزیابی بر روی دو مجموعه‌داده نظرات فیلم[۳۹] و توییت‌های خطوط هوایی[۴۰] نشان داد که شبکه عصبی با حافظه کوتاه‌مدت بلند نتایج بهتری در مقایسه با شبکه عصبی بازگشتی ارائه می‌دهد.

رویز و همکاران[۵۰]، در تحقیق خود BERT[۴۱] و شبکه عصبی با حافظه کوتاه‌مدت بلند دو طرفه را برای تجزیه و تحلیل نظرات در مورد دارو، بررسی نمودند. آن‌ها نشان دادند که مدل ترکیبی شبکه عصبی با حافظه کوتاه مدت بلند دو طرفه و شبکه عصبی هم‌آمیختی بهترین نتایج را ارائه می‌دهد. نقطه ضعف شبکه عصبی هم‌آمیختی عملکرد بسیار پایین آن در مقابل مجموعه داده‌های آموزشی کوچک و مزیت آن نسبت به شبکه عصبی با حافظه کوتاه‌مدت بلند و مدل ترکیبی، زمان آموزش کوتاهتر عنوان شده است. در مقابل مدل ترکیبی شبکه عصبی با حافظه کوتاه مدت بلند دو طرفه و BERT نتایج با دقت بیشتری ارائه می‌دهد اما زمان آموزش بالا و هزینه محاسباتی قابل توجهی دارند. هیکل و همکاران[۵۱]، مدل‌های مختلف یادگیری عمیق را برای داده‌های عربی بررسی نموده تا دقت تحلیل احساسات متون عربی را بهبود بخشند. همچنین، برای پیش‌بینی احساسات توئیت‌های عربی در سطح جمله از یک مدل گروهی متشکل از شبکه عصبی هم‌آمیختی و مدل حافظه کوتاه‌مدت استفاده کردند. این روش از کلمات تعبیه شده که از قبل آموزش داده شده‌اند، استفاده می‌کند و به هیچ ویژگی مهندسی اضافی برای استخراج ویژگی‌های خاص یا ماژول‌های پیچیده نیاز ندارد.

مدل‌های یادگیری ماشین

چرلو و همکاران[۵۲]، تکنیک‌های پیشرفته تحلیل احساسات را با تکنیک مبتنی بر یک واژه‌نامه جدید و توسعه‌یافته مقایسه کردند. سپس، روش جدید را روی مجموعه‌ای از ۷ میلیون توئیت که شامل مکالمات قبل، حین و پس از راه‌اندازی دو محصول جدید در صنعت بازی‌های ویدئویی است با هدف استخراج اطلاعاتی در مورد مزایا

35- LSTM with a Conditional Random Field
36- 1d-CNN
37- But
38- While
39- IMDB
40- Twitter US Airline Sentiment
41- Bidirectional Encoder Representations from Transformers

و ایرادات فناوری‌ها و محصـــولات اعمال کردند. نتایج به دســـت آمده در این مطالعه امیدوارکننده است، اما همچنان تنگناها و مشکلات حل‌نشده‌ای برای استخراج و درک عمیق اطلاعات از رسانه‌های اجتماعی به ویژه توئیتر وجود دارد. ری و همکاران[۵۳]، با استفاده از مدل‌های مختلف یادگیری BERT و طبقه‌بنـــدی جنگل تصادفی روی ویژگی‌های متنی مختلف، احساســـات نظرات در مـــورد هتل‌ها را طبقه‌بندی کردند و نظرات را با توجه به جنبه‌های مختلف آن از جمله تمیزی، خدمات و غیره در دســـته‌های مختلف قرار دادند. دویکا و همکاران[۴۳] شـــهیدی، روشـــگان‌های مختلف را برای تحلیل احساســـات به منظور ارائه کارآمدترین روش برای طبقه‌بندی نظرات، مقایسه کردند، از جمله: رویکردهای یادگیری ماشین[۴۲]، ماشین بردار پشتیبان، تحلیل احساسات n-gram‌ها[۴۳]، روش نیوبیز[۴۴]، طبقه‌بندی حداکثر آنتروپی[۴۵]، KNN[۴۶] و KNN وزن‌دار[۴۷]، تحلیـــل احساســـات چندزبانه[۴۸]، تحلیل احساســـات مبتنی بر ویژگـــی[۴۹]، رویکردهای مبتنی بر قانون[۵۰] و رویکردهای مبتنی بر واژه‌نامه[۵۱]. آنها نشـــان دادند که با در نظر گرفتن معیارهایی مانند عملکرد، کارایی و دقت، رویکرد یادگیری ماشین بهترین نتیجه را به همراه دارد. ســـانگ و همکاران [۵۴]، با معرفـــی مجموعه زبانی احتمالی و نظریه مربوطه، یـــک مدل نمایش متنی جدید را برای تحلیل احساســـات متون کوتاه ارائه دادند. برخلاف تحلیل جملات و اســـناد، تحلیل احساســـات متون کوتاه به دلیل محدود بـــودن اطلاعات، مبهم بـــودن و تعدد معنای کلمات دشـــوار اســـت. در این تحقیق، به منظـــور رفع این مشـــکلات، و نمایش ابهام کلمه، احساسات یک کلمه را به صورت اصطلاحات احتمالی زبانی[۵۲] نشان دادند. سپس به کمک مجموع اصطلاحات احتمالی زبانی هر یک از کلمات، اطلاعات احساســـات یک جمله محاســـبه و با اســـتفاده از ماشـــین بردار پشـــتیبان، یک چارچوب طبقه‌بندی ترکیبی مبتنـــی بر یادگیری بدون ناظر و یادگیری با ناظر و تحلیل احساسات جدید به نام SAPCP ارائه نمودند. در نهایت آنها روش پیشـــنهادی خود را با رویکرد یادگیری ماشـــین و رویکرد مبتنی بر واژه‌نامه روی سه مجموعه داده مختلف، مقایســـه کردند و نتایج ارزیابی بر روی متون کوتاه دقت قابل قبول روش پیشـــنهادی را نشان می‌دهد. حاجی‌پور و همکاران[۵۵]، روشی ترکیبی خودکار مبتنی بر مدل آماری و یادگیری بدون نظارت برای اســـتخراج کلمات کلیدی در زبان فارسی ارائه کردند. در این روش، هم احتمال رخ دادن کلمه در متن و تعداد تکرار آن در نظر گرفته می‌شود و هم بـــا آموزش مـــدل words2vec روی متن، مفهوم و معنای متن درک می‌شود. سپس کلماتی که با سایر کلمات دارای فاصله کمی بوده استخراج شده و با استفاده از هم‌رخدادی و روابـــط آماری، امتیاز هر کلمه محاســـبه می‌شـــود. در نهایت، با استفاده از حدآســـتانه، کلمات با امتیاز بالاتر به عنـــوان کلمات کلیدی در نظر گرفته می‌شـــوند. ارزیابی‌ها بیانگـــر کارایی روش با معیـــار f-score، ۵۳/۹۲٪ و با ۱۱٪ افزایش نســـبت به سایر روش‌های استخراج کلمات کلیدی می‌باشد.

ونـــگ و همـــکاران [۵۶] جهت طبقه‌بندی احساســـات کاربران، از مربع کای[۵۳] به‌منظـــور انتخاب ویژگی با کمک آســـتانه نمره از پیش تعیین شده، استفاده نمودند. همچنین آنهـــا رابطه بین تعداد ویژگی‌های انتخاب شـــده و عملکرد طبقه‌بندی احساســـات را در روش‌های مبتنی بر یادگیری ماشین بررسی نمودند. روش پیشنهادی آنها این مزیت را دارد که ویژگی‌هایی را انتخاب می‌کند که از آستانه اهمیت و تأثیرگذاری بالایی برخوردار اســـت. هـــودار و همکاران [۵۷] استخراج زمینه چندسطحی و همجوشی[۵۴] (تحلیل بر اساس طیف مختلفی از ویژگی‌ها مانند متن، تصویر و غیره) را برای تجزیه‌وتحلیل احساســـات و طبقه‌بندی احساسات

42- Machine learning approach
43- N-gram Sentiment Analysis
44- Naïve Bayes Method
45- Maximum Entropy Classifier
46- K-nearest Neighbor
47- Weighted K-nearest Neighbor
48- Multilingual Sentiment Analysis
49- Feature Driven Sentiment Analysis
50- Rule Based Approach
51- Lexical Based Approach
52- probabilistic linguistic terms
53- Chi-Square
54- Fusion

پیشـــنهاد دادند. در این معماری آنها اطلاعات متن، صدا و تصویر را اســـتفاده نمودند و از ســـه ماژول جداگانه برای تحلیل هر یک از این سه دسته اطلاعات استفاده کردند. آنها در ایـــن پژوهش، از یک طبقه‌بندی ترکیبی از نوع ماشـــین بردار پشـــتیبان برای طبقه‌بندی احساس به ٤ گروه بسیار مثبت، مثبت، منفی و بســـیار منفی اســـتفاده نمودند. نتایج ارزیابی نشان می‌دهد روش پیشنهادی نسبت به روش‌های غیرهمجوشی دارای دقت بیشـــتر و این دقت در حدود ۳٪ بیشتر اســـت. ســـعید و همکاران [۵۸]، یک روش یادگیری بانظارت برای طبقه‌بندی و تحلیل احساســـات متون عربی ارائه نمودند. آنها به‌منظور استخراج ویژگی از متون عربی از روش N-gram و روش‌های کاهش بعد نظیر تجزیه‌وتحلیل مؤلفه اصلی[۵۵] و LDA[۵۶] اســـتفاده نموده و برای طبقه‌بندی از درخت تصمیم اســـتفاده نمودند. روش پیشنهادی با پنج مجموعه‌داده متـــن عربی نظـــرات از حوزه‌های مختلف و اندازه‌های مختلف آزمایش شـــده اســـت. نتایج کلی نشان می‌دهد دقت روش پیشنهادی برای تحلیل احساس با انتخاب ویژگی در حدود ٢٤٪ افزایش داشته است.

ســـریدهاران و همکاران [۵۹]، طبقه‌بندی احساســـات با اســـتفاده از جنگل تصادفـــی و روش گرادیان را ارائه و فرموله نمودند. مزیت این روش، دقت مناسب و چالش مهم آن پیچیدگی بالای روش برای طبقه‌بندی است.

جـــدول ۱، کارهای مرتبط در این زمینه را از منظر نوع روش، ترکیبی بودن مدل و اســـتفاده از رابطه معنایی بین کلمات با هم مقایسه می‌کند. همان‌طور که این جدول نشان می‌دهد، تحقیقات کمی از رابطه معنایی بین کلمات استفاده نموده‌اند، درحالی‌که روابط معنایی بین کلمات در یک جمله می‌تواند تأثیر مثبتی در تعیین قطبیت در سطح جمله داشته باشد.

۳. روش پیشنهادی

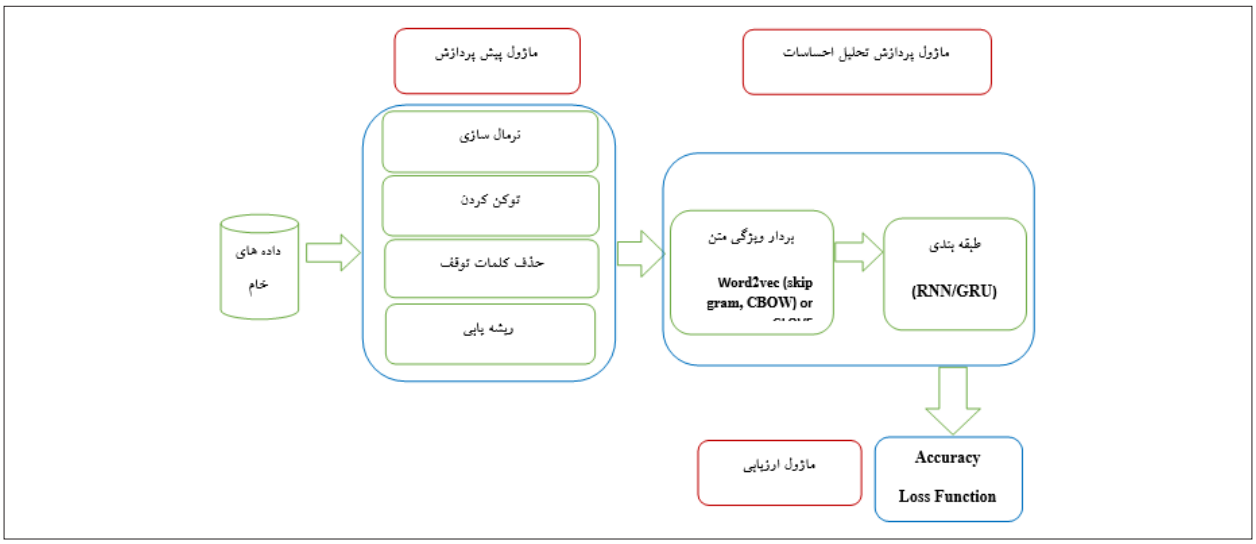
از آنجایی‌که مسئله تشخیص نوع احساس کاربران یک مسئله طبقه‌بندی است، در این تحقیق روشی ترکیبی مبتنی بر دو تکنیک یادگیری عمیق RNN-GRU استفاده شده است. هدف نهایی روش پیشنهادی آن است که تا حد ممکن دقت

جدول ۱- مقایسه کارهای مرتبط

پژوهش	روش	سطح	مدل ترکیبی	رابطه معنایی بین کلمات	تعبیه‌گذاری
کیم و همکاران [۲۱]	شبکه‌های عصبی پیچشی دو کانالی	جمله			
هوانگ و همکاران نیز [۲۲]	بهبود مدل شبکه‌های عصبی هم‌آمیختی	جنبه			
وو و همکاران [۲۳]	بهبود مدل شبکه‌های عصبی هم‌آمیختی	جنبه		✓	
هیون و همکاران [۲۴]	شبکه‌های عصبی بازگشتی	جنبه		✓	
کلاچبرنر و همکاران [۲۵]	شبکه‌های عصبی هم‌آمیختی پویا	جمله		✓	
ین و همکاران [۲۶]	شبکه‌های عصبی هم‌آمیختی واژگانی معنایی	جمله		✓	Word2vec
میشرا و همکاران [۲۸]	شبکه‌های عصبی هم‌آمیختی	جمله			
بیان و همکاران [۲۹]	بهبود مدل شبکه‌های عصبی هم‌آمیختی	جنبه		✓	
گوان و همکاران [۲۷]	بهبود مدل شبکه‌های عصبی هم‌آمیختی	جمله			
. ژانگ و همکاران[۴۴]	شبکه عصبی هم‌آمیختی مبتنی بر یادگیری منتقدانه	جمله			
ژارماگامبوف و همکاران [۳۰]	شبکه‌های عصبی بازگشتی عمیق با مدل‌های درخت تصمیم	جمله	✓	✓	
موسی و همکاران [۳۲]	شبکه‌های عصبی با حافظه کوتاه‌مدت بلند دوطرفه و یک مدل تفکیک‌کننده ساده	جمله	✓		
تنگ و همکاران [۳۳]	شبکه عصبی با حافظه کوتاه‌مدت بلند دوطرفه مبتنی بر مجموع وزنی ساده	جمله		✓	
وانگ و همکاران [۸]	شبکه‌های عصبی با حافظه کوتاه‌مدت بلند	جنبه		✓	
کیان و همکاران [۳۴]	شبکه‌های عصبی با حافظه کوتاه‌مدت بلند	جمله		✓	

55- Principal component analysis (PCA)
56- Latent Dirichlet allocation (LDA)

وی و همکاران[۴۷]	شبکه‌های عصبی با حافظه کوتاه‌مدت بلند دوطرفه	جنبه		✓	
هوانگ و همکاران [۳۱]	شبکه‌های عصبی با حافظه کوتاه‌مدت بلند	جمله			word2vec
. ماندولا و همکاران [۴۶]	شبکه عصبی پیچشی مبتنی بر حافظه	جمله			
داس و همکاران [۴۹]	شبکه‌های عصبی با حافظه کوتاه‌مدت بلند	جمله			
رانگ و همکاران [۳۵]	مدل پیش‌بینی بسته‌بندی مبتنی بر خودکدگذارها	جنبه		✓	
وانگ و همکارانش [۴۰]	شبکه‌های عصبی هم‌آمیختی و شبکه‌های عصبی بازگشتی	جمله			
گوگیلا و همکاران	شبکه‌های عصبی با حافظه کوتاه‌مدت بلند و شبکه‌های عصبی هم‌آمیختی	جمله	✓	✓	word2vec
چن و همکاران [۴۲]	شبکه‌های عصبی با حافظه کوتاه‌مدت بلند دوطرفه و شبکه‌های عصبی هم‌آمیختی یک‌بعدی	جمله			
عبدی و همکاران [۱۳]	شبکه‌های عصبی بازگشتی و شبکه‌های عصبی با حافظه کوتاه‌مدت بلند	جملات دوقسمتی	✓	✓	word2vec
چاوش و همکاران [۴۳]	شبکه‌های عصبی با حافظه کوتاه‌مدت بلند	جمله	✓	✓	word2vec
. هیکل و همکاران[۵۱]	شبکه عصبی هم‌آمیختی و مدل حافظه کوتاه‌مدت استفاده	جمله	✓	✓	
سانگ و همکاران[۵۴]	مجموعه زبانی احتمالی و نظریه مربوطه و ماشین بردار پشتیبان	جمله			
حاجی‌پور و همکاران[۵۵]	مدل آماری و یادگیری بدون نظارت	جمله	✓	✓	Word2vec
سریدهاران و همکاران [۵۹]	جنگل تصادفی و روش گرادیان	جمله			
هودار و همکاران [۵۷]	ماشین بردار پشتیبان	چندسطحی			
سعید و همکاران [۵۸]	N-gram و روش‌های کاهش بعد و درخت تصمیم	جمله			
رویز و همکاران[۵۰]	BERT و شبکه‌های عصبی با حافظه کوتاه‌مدت بلند دوطرفه	جمله	✓	✓	
ری و همکاران[۵۳]	BERT و طبقه‌بندی جنگل تصادفی	جنبه	✓	✓	



شکل ۱: معماری روش پیشنهادی

تعیین قطبیت نظرات افزایش یابد. مطابق شکل ۱، روش پیشنهادی یک فرآیند چندمرحله‌ای به شرح زیر است:

- پیش‌پردازش متن: خروجی این مرحله مجموعه‌ای از کلمات استخراج شده از هر جمله است.
- تعبیه‌گذاری کلمات: استخراج ویژگی‌ها و یک ماتریس تعبیه کلمات که نشان‌دهنده رابطه معنایی بین آنها است.
- استفاده از الگوریتم یادگیری عمیق RNN-GRU به‌منظور تعیین قطبیت جملات
- ارزیابی و اعتبارسنجی روش پیشنهادی و مقایسه با روش‌های دیگر

۳-۱. پیش‌پردازش

هدف این مرحله کاهش پیچیدگی محاسبات و

پردازش در مراحل بعدی الگوریتم است. متن خام ابتدا به‌عنوان ورودی به مرحله پیش‌پردازش داده می‌شود. در این مرحله، هر سند به چند پاراگراف، هر پاراگراف به چند جمله و هر جمله به‌صورت مجزا به چند کلمه تجزیه می‌شود. در ادامه نرمال‌سازی متون و حذف کلماتی با بار معنایی کم و سپس ریشه‌یابی هر کلمه انجام می‌شود. خروجی به‌دست‌آمده از این فرآیند، یک مجموعه پالایش شده است که می‌تواند برای گام‌های بعدی یعنی تعبیه کلمات و آموزش الگوریتم‌های متن‌کاوی استفاده شود.

- هدف از **نرمال‌سازی** متن، تمیز و مرتب‌کردن متن و یکسان‌سازی نویسه‌ها با جایگزین‌کردن نویسه‌های استاندارد در متن ورودی است. در واقع، قبل از پردازش متون جهت استانداردسازی حروف و فاصله‌ها لازم است که پیش‌پردازش‌هایی از قبیل اصلاح نویسه‌ها، فاصله و نیم‌فاصله‌ها، وندها یا کلمات مرکب جدا نوشته شده، تبدیل کلمات محاوره‌ای و نویسه‌های حسی (ایموجی) به شکل استاندارد روی آن‌ها انجام شود. در این مرحله بایستی همهٔ حروف متن با جایگزین‌شدن با معادل استاندارد خود، یکسان‌سازی شوند.
- هدف از **تقطیع جملات و واژه‌ها**، تشخیص جملات در متن ورودی یا به عبارتی جداسازی جملات ساده و مرکب، واژه‌ها و عبارات خاص از یکدیگر است. برای این کار از ابزار تشخیص‌دهنده جملات یعنی علائم تمام‌کننده جمله از قبیل: «.»، «؛»، «!»، «؟»، به‌کارگیری برخی قواعد دستوری زبان و درنظرگرفتن حروف ربط یا برخی لغات آغازکننده جملات مرکب (از قبیل حروف ربط مانند اما، درحالی‌که، زیرا، سپس و غیره در زبان انگلیسی)، استفاده می‌شود.
- **ایست‌واژه‌ها**[57]، کلمات پرتکراری هستند که شامل عمومی‌ترین افعال، ضمایر، قیدها، حروف ربط و حروف اضافه می‌باشند. ازآنجایی‌که این کلمات بار معنایی خاصی ندارند و محتوای معنایی قابل‌توجهی را انتقال نمی‌دهند، معمولاً از داده‌های متنی حذف می‌شوند. همچنین، در بسیاری از کاربردهای تحلیل احساسات، حذف لغات کم‌اهمیت که شاخصه متن نیستند، می‌تواند بدون ازبین‌بردن معنا باعث بهبود دقت و سرعت الگوریتم‌های متن‌کاوی شود. به همین دلیل، این کلمات غالباً در مرحله پیش‌پردازش حذف می‌شوند. برای حذف ایست‌واژه‌ها، عموماً فهرستی از این کلمات از پیش تهیه می‌شود و سپس در صورت رخداد این کلمات در متن از سند حذف می‌شوند.
- ریشه‌یابی کلمات یکی از مهم‌ترین عملیات پیش‌پردازش متون در پردازش زبان‌های طبیعی است. منظور از ریشه صورت‌های گوناگون یک کلمه است که دارای ریشه‌های یکسانی هستند. در زبان انگلیسی، دو الگوریتم عمده‌ای که جهت بازگرداندن کلمات به شکل ریشه‌ای مورداستفاده قرار می‌گیرند، الگوریتم‌های Porter و Lancaster هستند.
- ریشه‌یابی و بن‌واژه‌یابی هر دو کار یکسان ولی به روش‌های مختلف انجام می‌دهند. بااین‌حال، برخلاف عملیات ریشه‌یابی فرآیند بن‌واژه‌یابی وندهای کلمات را حذف نمی‌کند، بلکه از پایگاه‌های دانش لغوی جهت پیداکردن ریشه صحیح کلمات استفاده می‌کند. همچنین، برخلاف ریشه‌یابی، بن‌واژه‌یابی شناسایی صحیح بخشی از گفتار و معنای یک کلمه در یک جمله و همچنین در محدوده اطراف آن جمله، جملات همسایه یا حتی کل سند می‌باشد.

۳-۲. نمایش برداری کلمات

در این مرحله به‌منظور نمایش بردار کلمات از تعبیه کلمات استفاده می‌شود تا کلمه هدف از بین کلمات محتوایی منبع پیش‌بینی شود. در این مرحله خروجی مرحله قبل را که یک ماتریس کلمات (هر سطر کلمات کلیدی یک جمله است) است، دریافت نموده و رابطه معنایی بین آنها مشخص می‌شود. شکل ۲-الف نمونه‌ای از تبدیل جملات متن را به بردار عددی و شکل ۲-ب نمونه‌ای از رابطه معنایی بین کلمات یک جمله را نشان می‌دهد.

57- Stop- word

	angry	bird	beautiful	crow	...	noisy	sweet	parrot	Ugly
about the bird	0	1	0	0		0	0	0	0
this bird is angry	1	1	0	0		0	0	0	0
this bird is angry and beautiful	1	1	1	0		0	0	0	0
.crow is a noisy and ugly bird	0	1	0	1		1	0	0	1
.parrot is a sweet-talking bird	0	1	0	0		0	1	1	0
الف									
	angry	bird	beautiful	crow	...	noisy	sweet	parrot	ugly
angry	1	0.7	0.6	0.69		0.8	0.1	0.3	0.45
bird	0.7	1	0.78	0.94		0.42	0.52	0.94	0.38
beautiful	0.6	0.78	1	0.89-		0.57	0.73	0.91	0.99-
crow	0.69	0.94	0.89-	1		0.91	0.56-	0.49	0.83
...									
noisy	0.8	0.42	0.57	0.91		1	0.95-	84/0-	0.4
sweet	0.1	0.52	0.73	0.56-		0.95-	1	0.91	0.12
Parrot	0.3	0.94	0.91	0.49		84/0-	0.91	1	0.37-
ب									

شکل ۲: بردار عددی کلمات و رابطه معنایی بین کلمات

هدف آمـوزش در لایـه تعبیه کلمات، بیشینه‌سـازی احتمال شـرطی مشـاهده کلمه خروجی واقعـی به‌ازای کلمات محتوایی ورودی، با توجه به وزن آنهاست. در این لایـه، ویژگی‌های نحوی و معنایی مفید در مورد کلمات به دست می‌آید. از آنجایی که برای کارآمد بودن بردار تعبیه کلمات به لغت‌نامه‌ای با تعداد زیادی کلمه نیاز اسـت و در صورت نداشـتن تعداد لغات زیـاد رابطه معنایی به‌خوبی پیدا نخواهد شـد بـه همین علت بهتر اسـت از روش‌های پیـش آمـوزش دیده اسـتفاده نمود. روش‌هـای از پیش آموزش‌دیده متنوعی مثـل Word2vec[۱۷], GloVe [۱۸], FastText [۲۰] and BERT[۱۹] وجود دارد که در این تحقیق از دو روش عمومی تعبیه کلمه در سطح جمله Word2vec و gloVe اسـتفاده شده اسـت تا عملکرد آنها نسبت به هم مقایسـه شـود. مدل تعبیه‌گذاری Word2vec شـامل دو مدل CBOW[۵۸] و Skip gram اسـت. در مدل CBOW، کلمه هدف[۵۹] با جایگذاری کلمات محتوایی[۶۰] پیش‌بینی می‌شـود و مدل Skip gram برعکس عمل می‌کند؛ یعنی با اسـتفاده از کلمـه هدف به کلمات محتوایی دسـت پیدا می‌کند. مدل GloVe که توسـعه‌یافته Word2vec است، رویکردی برای اعمال قاعده‌مند و صریح روابط نحوی و معنایی بین کلمات اسـت. GloVe برخلاف Word2vec به‌جای استفاده از یک پنجره برای تعریـف زمینه محلی، یک ماتریس هم‌رخداد[۶۱] را با استفاده از تحلیل آماری در کل مجموعه متن[۶۲] ایجاد می‌کند تا یک مدل یادگیری ایجاد شـود که منجر به تعبیه بهتر کلمات شود. این مدل از سایر مدل‌ها در قیاس کلمات، شباهت کلمات و وظایف تشـخیص موجودیت نام‌گذاری شده بهتر عمل می‌کند.

۳-۳. پردازش

در این تحقیق از ترکیب RNN-GRU برای تعیین قطبیت استفاده شـده تا عملکرد آن نسبت به RNN-LSTM [۱۳] و بقیه الگوریتم‌های ترکیبی یادگیری عمیق مقایسـه شـود. این مرحله شـامل چهـار لایه بـردار ورودی، لایه -RNN

58- Continuous Bag-of-Words model
59- Target
60- Context

61- Co-occurrence matrix
62- Corpus

GRU، لایه الحاق و لایه با اتصالات کامل[۶۳] است. در بخش بردار ورودی ابتدا جمـــلات از طریق مرحله پیش‌پردازش به جملات اســـتاندارد تبدیل شده‌اند و تنها حاوی اطلاعات مهم و رابطه معنایی بین آنها در زمینه تحلیل احساســـات هســـتند. در نتیجه ترکیب تعبیه سطح کلمات، احساسات و ویژگی‌های سطح کلمه به لایه RNN-GRU ارسال می‌گردد.

از آنجایـــی که اطلاعات ترتیبی کلمات و روابط معنایی بین آنها تأثیر مهمی روی عملکرد دســـته‌بندی احساسات دارد، شبکه عصبی بازگشـــتی در بعضی موارد با مشکل مواجه می‌شود. به‌عنوان‌مثال می‌تواند قطبیت کلمات منفی مثل not و bad را به‌خوبی تشخیص دهد؛ اما عبارتی مثل not bad کـــه ترکیبی از دو کلمه قبلی هســـت را نمی‌تواند به‌خوبی تعییـــن قطبیت نماید. از طرفـــی طول جملاتی که این شـــبکه می‌تواند پردازش کند محدود است و یادگیری کلماتی که به‌هم‌وابســـته بـــوده؛ ولی از هـــم در یک جمله فاصله زیادی دارند مشـــکل خواهد بود. به عبارتی یکی از مشکلات اصلی در شبکه عصبی بازگشتی سنتی این است که در این شـــبکه محتویات گام زمانی فعلی همیشه با یک مقدار جدیـــد از ورودی و حالت قبلی جایگزین می‌شـــوند و این‌طور اساســـاً قابلیت حفظ یـــک ویژگی از چندین گام زمانی خیلی عقب‌تر ممکن نیســـت. به همیـــن علت در این تحقیق خروجی شـــبکه عصبی بازگشتی به شبکه عصبی واحد بازگشـــتی دروازه‌دار داده می‌شـــود تا این مشـــکل برطرف شـــود. در این شـــبکه از یک واحد حافظه استفاده می‌شـــود تا حالت را در مدت‌زمان طولانی حفظ کند. شبکه عصبی واحد بازگشـــتی دروازه‌دار برای رســـیدن به این هـــدف از دو دروازه به‌روزرســـانی و دروازه بازنشـــانی اســـتفاده می‌کند. این دو دروازه در اصل دو بردار هستند که با اســـتفاده از آنها تصمیم گرفته می‌شود چه اطلاعاتی به خروجی منتقل شـــده و چه اطلاعاتی منتقل نشود. نکته خاص درباره این دروازه‌ها این اســـت که این دروازه‌ها را می‌توان آموزش داد تا این‌طور اطلاعات مربوط به گام‌های زمانی بســـیار قبل را بدون آنکه در حیـــن گذر زمان (طی گام‌های زمانی مختلف) دســـتخوش تغییر شوند حفظ کند. این نوع شبکه بسیار قدرتمند بوده و به‌واسطه سربار کمتر آنها نسبت به شـــبکه‌های عصبی با حافظه کوتاه‌مدت بلند و قدرت بیشـــتر آنها نسبت به شبکه‌های عصبی بازگشتی سنتی مورد استفاده گسترده قرار گرفته‌اند. در لایه الحاق، نمایش برداری استخراج شده از سلول شبکه عصبی واحد بازگشتی دروازه‌دار با ویژگی‌های احساسی و دانش زبانی (ویژگی سطح جمله) تقویت می‌شود تا یک نمایش برداری نهایی برای هر جمله ایجاد گـــردد. این بردار به لایه کاملاً متصل منتقل می‌شود تا با اعمال تابع «سیگموئید» بر روی آن قطبیت جمله مشـــخص شود. الگوریتم ۱، مراحل روش پیشنهادی را نشان می‌دهد.

```
Algorithm 1:
Input: set of sentences
Output: word embedding matrix
Let us denote S= {s1, s2, …, sn} as the set of sentences that Each Si refers to a sentence.
Also each si is si={w1, w2, …, wn} as the set of words in si that each wi refers to a word
1- Preprocessing step:
        W=NULL
        For each si in S
         //Preprocess si and make
         a set of wi :{wi1, wi2, …, win}
         si = Tokenize (si)
         si = removestopwords(si)
         si = lowercaseconversion(si)
         wi=lemmatizeandrootextraction(si)
         W= W + wi
         W = Padding(W)   /padding for
         maintaining fixed length
2- Word embedding step
Wematrix = Apply the word embedding vector
 to W matrix
W2v = Word2vec embedding(wematrix)
Ge = GloVe embedding(wematrix)
3- Processing step:
// let us denote DL1 as the first classifier and DL2 as the second classifier
Output: set of classification results: results =
```

63- Fully connected

{sentence, sentiment} and
Accuracy

(traindataset, testdataset) = devidedataset(W)
DL1 = Create(classifier1)
RDL1 = train(traindataset, DL1, p) //Set of the first algorithm results, obtained after performing Deep learning algorithm DL1 classification;
P: probability of classification.

DL2 = Create(classifier2)
RDL2 = train(RDL1, DL2, v) //Set of the first algorithm results, obtained after performing Deep learning algorithm DL2 classification;
v: DL2 result value: contains “positive”, “negative” or “neutral” sentiment.

۴. ارزیابی روش پیشنهادی

در این بخش روش پیشنهادی ارزیابی شده و نتایج آن نمایش داده می‌شود. برای انجام ارزیابی از زبان برنامه‌نویسی پایتون بر روی یک رایانه همراه دارای پردازنده intel i7 3210M با ۳۲ گیگابایت حافظه اصلی و حافظه جانبی SSD استفاده شده است. در این تحقیق، دو مجموعه دادۀ توییت‌های خطوط هوایی[64] و نظرات فیلم[65] برای ارزیابی الگوریتم‌های پیشنهادی به کار گرفته شدند. مجموعه داده نظرات فیلم حاوی ۵۰۰۰۰ نظر در رابطه با نظرات فیلم‌ها است که هر نظر حاوی برچسب‌های مثبت یا منفی است. مجموعه داده توییت‌های خطوط هوایی نیز حاوی یک میلیون و ۶۰۰ هزار نظر با ۳ برچسب مثبت، منفی و خنثی هستند. پیش‌پردازش نظرات این مجموعه داده‌ها مطابق بخش ۳ انجام شد. بعد از آماده‌سازی اولیه داده‌ها، ۸۰ درصد داده‌ها برای آموزش و ۲۰ درصد برای آزمایش در نظر گرفته شدند. در ادامه ازآنجایی‌که طول جملات متفاوت است از تابع padding استفاده شده است تا طول جملات با اضافه‌کردن نویسۀ خاص به ابتدا یا انتهای جمله یکسان شود. حداکثر طول جمله، ۵۰ کلمه در نظر گرفته شده است.

ورودی لایه تعبیه، داده glove و word2vec با طول کلمات ۱۰۰۰۰ هست. این داده‌ها بایستی به یک ماتریس وزن داده شوند که برای هر کلمه یک سطر داشته باشد و به تعداد ابعاد هم ستون داشته باشد. این ماتریس به‌عنوان ماتریس وزن به مدل‌های یادگیری عمیق در لایه اول مرحله پردازش داده می‌شود تا شبکه از یک مدل از پیش آموزش‌دیده شده استفاده کند.

در مرحله پردازش مدل‌های ترکیبی زیر پیاده‌سازی و با هم مقایسه شده‌اند:

۱. لایه تعبیه‌گذاری از Word2vec استفاده کرده باشد، لایه دوم شبکه عصبی بازگشتی و لایه سوم شبکه عصبی با حافظه کوتاه‌مدت بلند [۱۳]
۲. لایه تعبیه‌گذاری از GloVe استفاده کرده باشد، لایه دوم شبکه عصبی بازگشتی و لایه سوم شبکه عصبی واحد بازگشتی دروازه‌دار (روش پیشنهادی)
۳. لایه تعبیه‌گذاری از GloVe استفاده کرده باشد، لایه دوم شبکه عصبی بازگشتی و لایه سوم شبکه عصبی با حافظه کوتاه‌مدت بلند
٤. لایه تعبیه‌گذاری از Word2vec استفاده کرده باشد، لایه دوم شبکه عصبی بازگشتی و لایه سوم شبکه عصبی واحد بازگشتی دروازه‌دار (روش پیشنهادی)
۵. لایه تعبیه‌گذاری از Word2vec استفاده کرده باشد، لایه دوم شبکه عصبی بازگشتی
٦. لایه تعبیه‌گذاری از Word2vec استفاده کرده باشد، لایه دوم شبکه عصبی با حافظه کوتاه‌مدت بلند
۷. لایه تعبیه‌گذاری از Word2vec استفاده کرده باشد، لایه دوم شبکه عصبی واحد بازگشتی دروازه‌دار
۸. لایه تعبیه‌گذاری از GloVe استفاده کرده باشد، لایه دوم شبکه عصبی بازگشتی
۹. لایه تعبیه‌گذاری از GloVe استفاده کرده باشد، لایه

64- https://www.kaggle.com/datasets/crowdflower/twitter-airline-sentiment
65- https://www.kaggle.com/datasets/lakshmi25npathi/imdb-dataset-of-50k-movie-reviews

دوم شبکه عصبی با حافظه کوتاه‌مدت بلند

۱۰. لایه تعبیه‌گذاری از GloVe استفاده کرده باشد، لایه دوم شبکه عصبی واحد بازگشتی دروازه‌دار

در لایه پردازش در مدل یادگیری عمیق اول تعداد نرون‌ها به‌اندازه طول جمله یعنی ۵۰ در نظر گرفته شده است و تابع فعال‌سازی آن Relu در نظر گرفته شده است و در لایه بعدی تعداد نرون‌های ورودی آن ۳۲ و تابع فعال‌سازی آن Relu در نظر گرفته شده است. تعداد نرون‌ها در این لایه به‌خاطر مواجه نشدن با بیش‌برازش[66] ۳۲ انتخاب شده است. در ادامه یک لایه متراکم[67] با تابع فعالیت softmax تعریف شده است تا خروجی این لایه که ۳ نرون هست را تعریف کند. این ۳ نرون خروجی همان قطبیت جمله است.

جهت تعیین عملکرد روش پیشنهادی به دلیل متوازن بودن داده‌ها از نظر برچسب از معیار صحت[68] و تابع زیان[69] آنتروپی متقابل[70] استفاده شده است.

۴-۱. مقایسه روش‌ها بر روی مجموعه‌داده توییت‌های هواپیمایی

در این بخش روش‌های مطرح شده بر روی مجموعه‌داده tweet.csv اجرا شده و نتایج زیر را تولید نمودند.

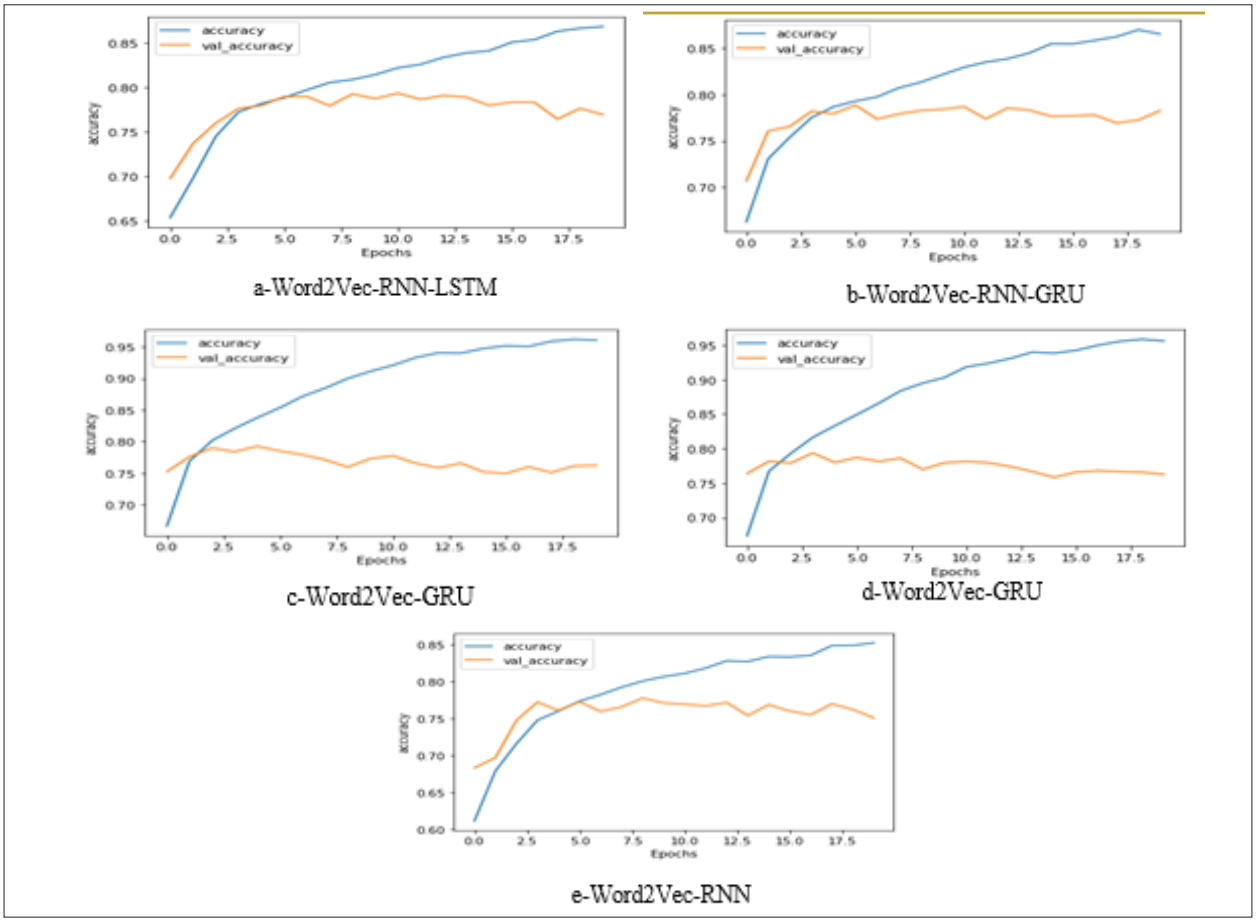
ارزیابی روش‌ها مبتنی بر تعبیه‌گذاری Word2vec

مطابق با شکل a-۳، در صورت استفاده از لایه تعبیه word2vec به همراه دو لایه شبکه عصبی بازگشتی و سپس شبکه عصبی با حافظه کوتاه‌مدت بلند [۱۳]، دقت الگوریتم بر روی داده‌های آموزش تقریباً ۸۵٪ و بر روی داده‌های اعتبارسنجی تقریباً ۷۸٪ است. مطابق با شکل b-۳، در صورت استفاده از لایه تعبیه word2vec به همراه دو لایه شبکه عصبی بازگشتی و سپس شبکه عصبی واحد بازگشتی دروازه‌دار، دقت الگوریتم بر روی داده‌های آموزش تقریباً ۸۵٪ و بر روی داده‌های اعتبارسنجی تقریباً ۷۸٪ است. مطابق با شکل c-۳ در صورت استفاده از لایه تعبیه word2vec به همراه لایه شبکه عصبی واحد بازگشتی دروازه‌دار، دقت الگوریتم بر روی داده‌های آموزش تقریباً ۹۵٪ و بر روی داده‌های اعتبارسنجی تقریباً ۷۹٪ است. مطابق با شکل d-۳، در صورت استفاده از word2vec به همراه لایه شبکه عصبی با حافظه کوتاه‌مدت بلند، دقت الگوریتم بر روی داده‌های آموزش تقریباً ۹۶٪ و بر روی داده‌های اعتبارسنجی تقریباً ۷۶٪ است. مطابق با شکل e-۳، در صورت استفاده از لایه تعبیه word2vec به همراه لایه شبکه عصبی بازگشتی، دقت الگوریتم بر روی داده‌های آموزش تقریباً ۸۵٪ و بر روی داده‌های اعتبارسنجی تقریباً ۷۵٪ است.

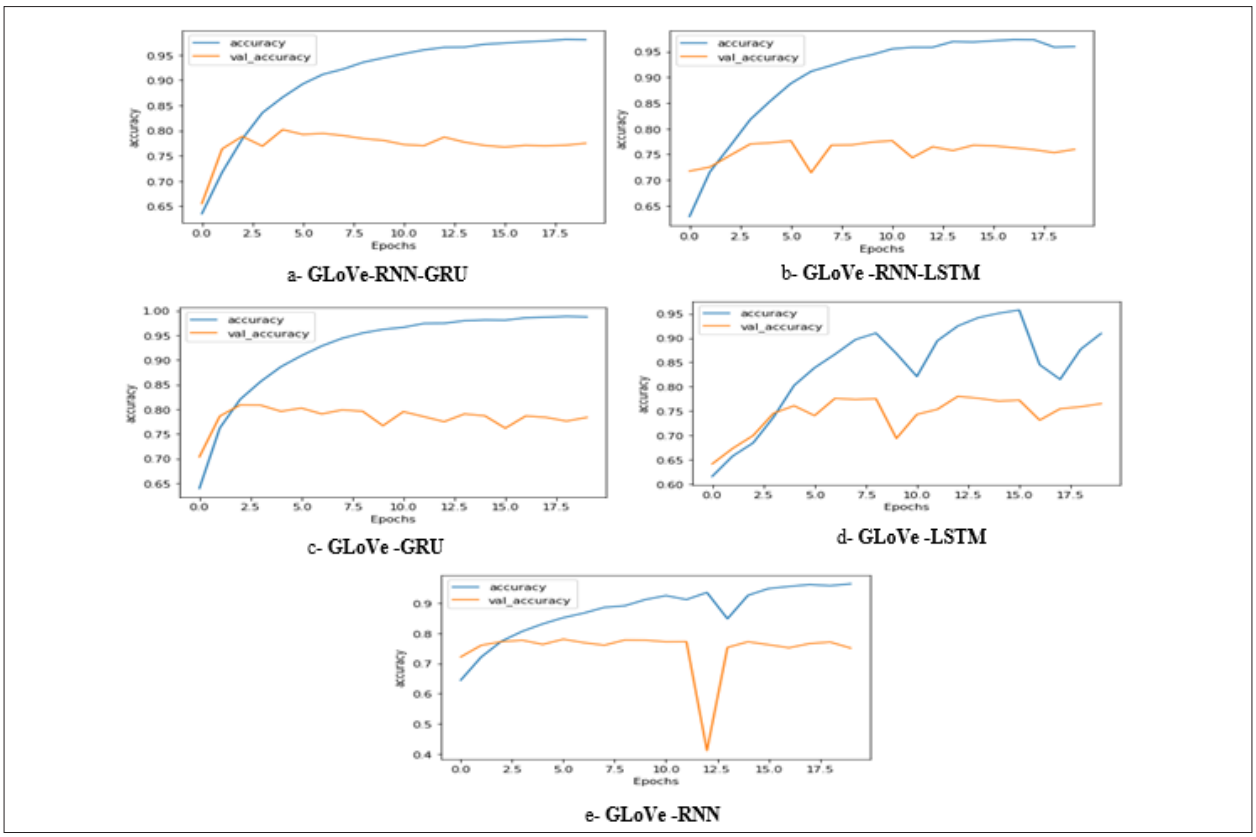
ارزیابی روش‌ها مبتنی بر تعبیه گذاری GloVe

مطابق با شکل a-٤، در صورت استفاده از لایه تعبیه GloVe به همراه دو لایه شبکه عصبی بازگشتی و شبکه عصبی واحد بازگشتی دروازه‌دار، دقت الگوریتم بر روی داده‌های آموزش تقریباً ۹۸٪ و بر روی داده‌های اعتبارسنجی تقریباً ۷۷٪ است. مطابق با شکل b-٤، در صورت استفاده از لایه تعبیه GloVe به همراه دو لایه شبکه عصبی بازگشتی و شبکه عصبی با حافظه کوتاه‌مدت بلند، دقت الگوریتم بر روی داده‌های آموزش تقریباً ۹۵٪ و بر روی داده‌های اعتبارسنجی تقریباً ۷۵٪ است. مطابق با شکل c-٤، در صورت استفاده از لایه تعبیه GloVe به همراه لایه شبکه عصبی واحد بازگشتی دروازه‌دار، دقت الگوریتم بر روی داده‌های آموزش تقریباً ۹۸٪ و بر روی داده‌های اعتبارسنجی تقریباً ۷۸٪ است. مطابق با شکل d-٤، در صورت استفاده از لایه تعبیه GloVe به همراه لایه شبکه عصبی با حافظه کوتاه‌مدت بلند، دقت الگوریتم بر روی داده‌های آموزش تقریباً ۹۱٪ و بر روی داده‌های اعتبارسنجی تقریباً ۷۶٪ است. مطابق با شکل e-٤، در صورت استفاده از لایه تعبیه GloVe به همراه لایه شبکه عصبی بازگشتی، دقت الگوریتم بر روی داده‌های آموزش تقریباً ۹۶٪ و بر روی داده‌های اعتبارسنجی تقریباً ۷۵٪ است.

66- overfit
67- Dense
68- Accuracy
69- Loss Function
70- Cross-entropy



شکل ۳: مقایسه روش‌ها بر روی مجموعه‌داده‌های توییت‌های هواپیمایی در صورت استفاده از لایه تعبیه Word2vec



شکل ۴: مقایسه روش‌ها بر روی مجموعه‌داده‌های توییت‌های هواپیمایی در صورت استفاده از لایه تعبیه GloVe

۴-۱. مقایسه کلی روش‌ها بر روی دو مجموعه‌داده

در این بخش روش پیشنهادی با شبکه عصبی بازگشتی، شبکه عصبی با حافظه کوتاه‌مدت بلند، شبکه عصبی واحد بازگشتی دروازه‌دار و ترکیب اینها در دو حالت تعبیه گذاری Word2vec و GloVe بر روی دو مجموعه داده توییت‌های خطوط هوایی و نظرات فیلم‌ها انجام شده است. جدول ۲ این ارزیابی را نشان می‌دهد.

همان‌طور که جدول نشان می‌دهد روش پیشنهادی در حالت تعبیه‌گذاری Word2vec از همه روش‌ها دقت بالاتری دارد؛ ولی با استفاده از تعبیه گذاری GloVe بهبود قابل‌توجهی نداشته است.

جدول ۲: مقایسه روش‌ها بر روی دو مجموعه‌داده توییت‌های هواپیمایی و نظرات فیلم‌ها

	Airline Tweet		IMDB	
	Loss	accuracy	Loss	Accuracy
W-RNN-LSTM [13]	0.67	0.77	1.3	0.5
W-RNN-GRU (proposed)	0.58	0.78	0.4	0.89
W-GRU	1.3	0.76	0.5	0.88
W-LSTM	1.19	0.76	0.3	0.88
G-RNN-GRU (proposed)	1.19	0.77	0.4	0.86
G-RNN-LSTM	1	0.75	0.69	0.51
Glove-GRU	1.17	0.78	0.87	0.84
G-LSTM	0.77	0.76	0.6	0.85
G-RNN	1.3	0.75	0.6	0.57
W-RNN	0.7	0.75	0.6	0.63

۵. نتیجه‌گیری

رشد وب و گسترش شبکه‌های اجتماعی منجر به تولید حجم عظیمی از داده‌ها شده است. تحلیل این داده‌ها در زمینه‌های مختلف، می‌تواند بسیار مفید باشد. بر همین اساس، تحلیل احساسات به‌منظور کشف اطلاعات ارزشمند بسیار حائز اهمیت است. در این پژوهش برای بهبود دقت در تعیین قطبیت نظرات مبتنی بر متن از ترکیب دو الگوریتم یادگیری عمیق شبکه عصبی بازگشتی و شبکه عصبی واحد بازگشتی دروازه‌دار به همراه دو روش تعبیه‌گذاری Word2vec و GloVe استفاده شده است. نتایجی که در این تحقیق حاصل شد نشان می‌دهد که روش پیشنهادی نسبت به روش‌های دیگر، دقت طبقه‌بندی کلمات را بهبود می‌بخشد. همچنین، با اجرای روش پیشنهادی روی مجموعه‌داده توییت‌های هواپیمایی و نظرات فیلم به‌منظور تشخیص سه قطبیت مثبت، منفی و خنثی در صورت استفاده از تعبیه‌گذاری Word2vec به‌دقت ۰/۷۸ و در صورت استفاده از تعبیه‌گذاری Glove به‌دقت ۰/۷۷ دست یافته است.

با ارزیابی و مقایسه روش پیشنهادی با روش‌های دیگر می‌توان به نتایج زیر دست‌یافت:

- شبکه عصبی RNN-GRU در تحلیل/طبقه‌بندی احساسات سطح جمله دقت را نسبت به شبکه‌های عصبی سنتی عمیق بهبود بخشید.
- شبکه عصبی RNN-GRU در تحلیل/طبقه‌بندی احساسات سطح جمله در صورت استفاده از تعبیه گذاری کلمات Word2vec نسبت به Glove دقت بیشتری دارد.
- شبکه عصبی بازگشتی در تحلیل/ طبقه‌بندی احساسات سطح جمله در هر دو حالت استفاده از تعبیه کلمات Word2vec و GloVe نسبت به بقیه روش‌ها پایین‌ترین دقت را داشتند.
- استفاده از شبکه عصبی واحد بازگشتی دروازه‌دار در صورت استفاده از تعبیه کلمات Word2vec و شبکه عصبی با حافظه کوتاه‌مدت بلند در هر دو حالت استفاده از تعبیه کلمات Word2vec و Glove دقت مشابهی داشتند و در مقایسه با شبکه عصبی بازگشتی دقت بالاتری داشتند
- استفاده از شبکه عصبی واحد بازگشتی دروازه‌دار در صورت استفاده از تعبیه کلمات GloVe دقتی مشابه با روش پیشنهادی در صورت استفاده از تعبیه گذاری کلمات Word2vec دارد.

در ادامه این پژوهش می‌توان روش پیشنهادی را بر روی نظرات فارسی اعمال نمود. همچنین می‌توان درجه‌بندی قطبیت احساسات به دسته‌های بیشتر (خیلی بد، بد، خنثی، خوب و خیلی خوب) به‌منظور نشان‌دادن اهمیت

نظـــر را در نظر گرفت. در نهایت اســـتفاده از طبقه‌بندهای جدید مثل شـــبکه‌های کپســـوله در ترکیب بـــا روش‌هایی استفاده شده در این پژوهش و استفاده از روش پیشنهادی در تحلیل احساســـات مبتنی بر جنبه را می‌توان از کارهای آتی نام برد.

مراجع

1. Alshuwaier, F., Areshey, A., & Poon, J. Applications and Enhancement of Document-Based Sentiment Analysis in Deep learning Methods: Systematic Literature Review. Intelligent Systems with Applications, 2022.
2. Appel. O., Chiclanaa. F., Carter. J., Fujita. H., Successes and challenges in developing a hybrid approach to sentiment analysis, Appl. Intell. vol.48, 1176–1188, 2018.
3. Cambria. E., Affective computing and sentiment analysis, IEEE Intell. Syst. Vol. 31, 102–107, 2016.
4. Gupte, A., Joshi, S., Gadgul, P., Kadam, A., & Gupte, A. Comparative study of classification algorithms used in sentiment analysis. International Journal of Computer Science and Information Technologies, 5(5), 6261-6264, 2014.
5. Devika, M. D., Sunitha, C., & Ganesh, A. Sentiment analysis: a comparative study on different approaches. Computer Science Procedia, 87, 44-49, 2016.
6. Schmidhuber, J. Deep learning in neural networks: An overview. Neural networks, 61, 85-117, 2015.
7. Wang. B., Liakata .M., Zubiaga. A., and Procter.R., Tdparse: Multi-target-specific sentiment recognition on twitter, The 15th Conference of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics, Vol.1, 483–493, 2017.
8. Wang, Y., Huang, M., Zhao, L., & Zhu, X., Attention-based LSTM for Aspect-level Sentiment Classification, The Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP), 606–615, 2016.
9. Wang, J., Sun, C., Li, S., Wang, J., Si, L., Zhang, M., ... & Zhou, G. Human-like decision making: Document-level aspect sentiment classification via hierarchical reinforcement learning. arXiv preprint arXiv:1910.09260, 2019.
10. Wu C, Xiong Q, Gao M, Li Q, Yu Y, Wang K. A relative position attention network for aspect-based sentiment analysis. Knowledge and Information Systems. 1-5, 2020.
11. Shuang K, Yang Q, Loo J, Li R, Gu M. Feature distillation network for aspect-based sentiment analysis. Information Fusion. Vol.61, 13-23, 2020.
12. Tay, Y., Tuan, L. A., & Hui, S. C., Dyadic Memory Networks for Aspect-based Sentiment Analysis. The ACM Conference on Information and Knowledge Management, 107-116, 2017.
13. Abdi A, Shamsuddin SM, Hasan S, Piran J. Deep learning-based sentiment classification of evaluative text based on Multi-feature fusion. Information Processing & Management, Vol. 56(4), 1245-59, 2019.
14. Mercha, E. M., & Benbrahim, H. Machine learning and deep learning for sentiment analysis across languages: A survey. Neurocomputing, 531, 195-216, 2023.
15. Otter, D. W., Medina, J. R., & Kalita, J. K. A survey of the usages of deep learning for natural language processing. IEEE transactions on neural networks and learning systems, 32(2), 604-624, 2020.
16. Almeida, F., & Xexéo, G. Word embeddings: A survey. arXiv preprint arXiv:1901.09069, 2019.
17. Church, K. W. Word2Vec. Natural Language Engineering, 23(1), 155-162, 2017.
18. Pennington, J., Socher, R., & Manning, C. D. Glove: Global vectors for word representation, The 2014 conference on empirical methods in natural language processing (EMNLP), 1532-1543, 2014.
19. Tanaka, H., Shinnou, H., Cao, R., Bai, J., & Ma, W. Document classification by word embeddings of bert. In Computational Linguistics: 16th International Conference of The Pacific Association for Computational Linguistics, 145-154, 2020.
20. Gaikwad, V., & Haribhakta, Y. Adaptive glove and fasttext model for hindi word embeddings. The 7th ACM IKDD CoDS and 25th COMAD, 175-179, 2020.
21. Kim Y. Convolutional neural networks for sentence classification. The Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP), Doha,1746–1751, 2014.
22. Huang. B. and Carley .K., Parameterized convolutional neural networks for aspect level sentiment classification, The Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, 1091–1096, 2018.
23. Wu C, Xiong Q, Gao M, Li Q, Yu Y, Wang K. A relative position attention network for aspect-based sentiment analysis. Knowledge and Information Systems. 1-5, 2020.
24. Hyun D, Park C, Yang MC, Song I, Lee JT, Yu H. Target-aware convolutional neural network for target-level sentiment analysis. Information Sciences. Vol. 491, 166-178, 2019.
25. Kalchbrenner N, Grefenstette E, Blunsom P. A convolutional neural network for modeling sentences. The 52nd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, 655–665, 2014.
26. Yin, R., Li, P., & Wang, B. Sentiment lexical-augmented convolutional neural networks for sentiment analysis. IEEE Second International Conference on Data Science in Cyberspace (DSC), 630-635, 2017.
27. Guan Z, Chen L, Zhao W, Zheng Y, Tan S, and Cai D. Weakly-supervised deep learning for customer review sentiment classification. The International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI), 3719-3725, 2016.
28. Mishra A, Dey K, Bhattacharyya P. Learning cognitive features from gaze data for sentiment and sarcasm classification using convolutional neural network. The 55th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, 377-387, 2017.
29. Bian, Y., Ye, R., Zhang, J., & Yan, X. Customer preference identification from hotel online reviews: A neural network based fine-grained sentiment analysis. Computers & Indus-

for optimizing convolutional neural networks with rules. Neurocomputing, 2019. 356: p. 21-30.
45. Li, L., Goh, T. T., & Jin, D. (2020). How textual quality of online reviews affect classification performance: a case of deep learning sentiment analysis. Neural Computing and Applications, 32(9), 4387-4415.
46. Mandhula, T., Pabboju, S., & Gugulotu, N. (2019). Predicting the customer's opinion on amazon products using selective memory architecture-based convolutional neural network. The Journal of Supercomputing, 1-25.
47. Wei, J., et al., BiLSTM with multi-polarity orthogonal attention for implicit sentiment analysis. Neurocomputing, 2020. 383: p. 165-173.
48. Dashtipour, K., et al., A hybrid Persian sentiment analysis framework: Integrating dependency grammar based rules and deep neural networks. Neurocomputing, 2020. 380: p. 1-10.
49. Das, S., Das, D., & Kolya, A. K. (2020). Sentiment classification with GST tweet data on LSTM based on polarity-popularity model. Sādhanā, 45, 1-17.
50. Colón-Ruiz, C. and I. Segura-Bedmar, Comparing deep learning architectures for sentiment analysis on drug reviews. Journal of Biomedical Informatics, 2020. 110: p. 103539.
51. Heikal, M., M. Torki, and N. El-Makky, Sentiment analysis of Arabic tweets using deep learning. Procedia Computer Science, 2018. 142: p. 114-122.
52. Chiarello, F., A. Bonaccorsi, and G. Fantoni, Technical sentiment analysis. Measuring advantages and drawbacks of new products using social media. Computers in Industry, 2020. 123: p. 103299.
53. Ray, B., A. Garain, and R. Sarkar, An ensemble-based hotel recommender system using sentiment analysis and aspect categorization of hotel reviews. Applied Soft Computing, 2021. 98: p. 106935.
54. Song, C., et al., SACPC: A framework based on probabilistic linguistic terms for short text sentiment analysis. Knowledge-Based Systems, 2020. 194: p. 105572.
55. Hajipour, O., Sadidpour, S. S., Automatic extraction of keywords from Persian short texts using word2vec., Electronic and cyber defense journal, 2020, 8(2), p. 105-114 (in persian).
56. Wang, Z., & Lin, Z. (2020). Optimal feature selection for learning-based algorithms for sentiment classification. Cognitive Computation, 12(1), 238-248.
57. Huddar, M. G., Sannakki, S. S., & Rajpurohit, V. S. (2019). Multi-level context extraction and attention-based contextual inter-modal fusion for multimodal sentiment analysis and emotion classification. International Journal of Multimedia Information Retrieval, 1-10.
58. Saeed, R. M., Rady, S., & Gharib, T. F. (2021). Optimizing Sentiment Classification for Arabic Opinion Texts. Cognitive Computation, 13(1), 164-178.
59. Sridharan, K., & Komarasamy, G. (2020). Sentiment classification using harmony random forest and harmony gradient boosting machine. Soft Computing, 24(10), 7451-7458.

trial Engineering, 172, 2022.
30. Zharmagambetov AS, Pak AA. Sentiment analysis of a document using deep learning approach and decision trees. In Twelve international conference on electronics computer and computation (ICECCO), 1-4, 2015.
31. Huang M, Qian Q, Zhu X. Encoding syntactic knowledge in neural networks for sentiment classification. ACM Transactions on Information Systems (TOIS). 35(3), 1-27, 2017.
32. Mousa A, Schuller B. Contextual bidirectional long short-term memory recurrent neural network language models: a generative approach to sentiment analysis. The 15th Conference of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics, Valencia, 1023–1032, 2017.
33. Teng Z, Vo DT, Zhang Y. Context-sensitive lexicon features for neural sentiment analysis. The conference on empirical methods in natural language processing, 1629-1638, 2016.
34. Qian Q, Huang M, Lei J, and Zhu X. Linguistically regularized LSTM for sentiment classification. The Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, 1365-1374, 2017.
35. Rong W, Nie Y, Ouyang Y, et al. Auto-encoder based bagging architecture for sentiment analysis. J Visual Lang Comput, Vol, 25, 840–849, 2014.
36. Jin Y, Zhang H, Du D L. Improving deep belief networks via delta rule for sentiment classification. The 28th International Conference on Tools with Artificial Intelligence, 410–414, 2016.
37. Jin Y, Zhang H, Du D L. Incorporating positional information into deep belief networks for sentiment classification, Industrial Conference on Data Mining, pp.1–15, 2017.
38. Vlachostergiou A, Caridakis G, Mylonas P, et al. Learning representations of natural language texts with generative adversarial networks at document, sentence, and aspect level. Algorithms, Vol.11: 164, 2018.
39. Socher R, Pennington J, Huang EH, Ng AY, Manning CD. Semi-supervised recursive autoencoders for predicting sentiment distributions. The conference on empirical methods in natural language processing, 151-161, 2011.
40. Wang X, Jiang W, Luo Z. Combination of convolutional and recurrent neural network for sentiment analysis of short texts. The 26th international conference on computational linguistics: Technical papers, 2428-2437, 2016.
41. Guggilla C, Miller T, Gurevych I. CNN-and LSTM-based claim classification in online user comments. The 26th International Conference on Computational Linguistics: Technical Papers, 2740-2751, 2016.
42. Chen T, Xu R, He Y, Wang X. Improving sentiment analysis via sentence type classification using BiLSTM-CRF and CNN. Expert Systems with Applications. Vol. 72, 221-30, 2017.
43. Chavosh, N., Emadi, S, Improving Sentence Polarity Determination in Sentiment Analysis based on RNN andLSTM Deep Learning Algorithm, Applied and Basic Machine Intelligence Research, 1(1), 108-115, 2022.
44. Zhang, B., et al., Sentiment analysis through critic learning