نهمین همایش بین المللی
مهندسی فناوری اطلاعات کامپیوتر و مخابرات ایران
9th International Conference
on Information Technology Engineering, Computer Sciences and Telecommunication of Iran
www.ict.bcnf.ir

چارچوب ترکیبی مبتنی بر NLP و یادگیری عمیق برای تحلیل احساسات کاربران در اینترنت اشیاء اجتماعی

پریسا دلفانی[۱]، پرستو بهی[۲]، مهشید علیان[۳]، مائده فلزی نصیری[۴]

۱- گروه مهندسی کامپیوتر، دانشگاه ملی مهارت، تهران، ایران Parisa.delfani.16768@gmail.com
۲- گروه مهندسی کامپیوتر، دانشگاه ملی مهارت، تهران، ایران Parastoobehi@gmail.com
۳- گروه مهندسی کامپیوتر، دانشگاه ملی مهارت، تهران، ایران Mahshidalian1383@gmail.com
٤- گروه مهندسی کامپیوتر، دانشگاه ملی مهارت، تهران، ایران maedenasiri84@gmail.com

چکیده

این پژوهش به طراحی و ارائه یک چارچوب ترکیبی از مدل های یادگیری ماشین و یادگیری عمیق ، برای تحلیل احساسات و درک بهتر نظرات کاربران در بستر اینترنت اشیاء اجتماعی می‌پردازد. در طراحی این چارچوب ، مطالعات پیشین نیز مورد بررسی قرار گرفتند؛ از جمله پژوهشی بر پلتفرم Tokopedia که در آن ۵۰۰۰ نظر کاربران با استفاده از الگوریتم هایSVM و Naive Bayes تحلیل شده و مطالعات دیگری در مورد داده‌های استخراج‌شده از توییتر با مجموع ۱۱۹۹۷ توییت و داده‌های گرفته شده از آمازون با مجموع ۱۰۰۰ داده ، که با استفاده از SVM و Random Forest و ترکیب آن دو تحلیل شده اند . همچنین به مدل‌های عمیق از جمله CNNها ، RNNها و مدل های مبتنی بر ترنسفورمر می پردازیم. با توجه به مقایسه های انجام شده در مطالعات پیشین ، الگوریتم ترکیبی RFSVM با روش وزن دهی TF-IDF و مدل های مبتنی بر ترنسفورمر در مقایسه با مدل ها و الگوریتم های دیگر عملکرد بهتری داشته اند. در نهایت، چارچوبی ترکیبی از RFSVM و مدل های مبتنی بر ترنسفورمر BERT و GPT پیشنهاد میشود که عملکرد بهتری در تجزیه جزئیات مربوط به احساسات کاربران در IOT اجتماعی دارند.

کلید واژه : تحلیل احساسات, اینترنت اشیاء, یادگیری ماشین, پردازش زبان طبیعی, تحلیل بلادرنگ احساسات, شهر هوشمند

۱. مقدمه:

در این مقاله به چگونگی تجزیه تحلیل نظرات و احساسات کاربران ، استخراج اطلاعات مفید و استفاده از آنها در زمینه‌های مختلف پرداخته می شود. در این زمینه ما با مسائلی همچون مشکلات مربوط به حفظ حریم خصوصی ، داده‌های تکراری یا نویز دار ، غلط‌های املایی ، متون کوتاه و غیررسمی ، تشخیص کنایه ها و مواردی که در ادامه به آن‌ها اشاره خواهد شد مواجه هستیم.

در این مقاله، نقش فناوری‌های زبان طبیعی و هوش‌مصنوعی در استخراج اطلاعات احساسی از نظرات کاربران مورد بررسی قرار می‌گیرد. همچنین، یک چارچوب ترکیبی برای تحلیل احساسات در بستر داده‌های اجتماعی اینترنت اشیاء ارائه خواهد شد که با روش‌های پیشرفته‌ی NLP و الگوریتم‌های یادگیری ماشین، بتواند احساسات کاربران را پردازش و طبقه‌بندی کند.

با افزایش داده‌ها در بستر اینترنت اشیاء، تحلیل احساسات به ابزاری کلیدی در خدمات هوشمند تبدیل شده است. ترکیب NLP و یادگیری ماشین، امکان درک عمیق‌تر نیازهای کاربران را فراهم می‌سازد و در حوزه‌هایی مانند شهر هوشمند و خدمات مشتری اهمیت دارد.

در بخش دوم ، علاوه بر مرور کلی بر چالش ها ، فرصت ها و خلاء های پژوهشی ، توضیحات جامعی در رابطه با تحلیل احساسات و پردازش زبان طبیعی ارائه داده ایم و در نهایت به مدل های هوش مصنوعی در تحلیل احساسات و کاربرد آنها در IOT پرداخته ایم. در بخش سوم کاربرد های تحلیل احساسات در شهر هوشمند، اینترنت اشیا ، خدمات مشتری هوشمند و همچنین اپلیکیشن های موبایل را مورد بررسی قرار خواهیم داد. در بخش چهارم در چهارچوب پیشنهادی ارائه شده ، مراحل فرآیند تحلیل احساسات را از جمع‌آوری داده تا ارزیابی مدل بررسی خواهیم کرد. بخش پنجم شامل مقایسه ی مدل‌های یادگیری ماشین با داده‌های واقعی از پلتفرم‌های توییتر، آمازون و Tokopedia و همچنین مقایسه الگوریتم های یادگیری عمیق با یکدیگر می‌باشد. در نهایت، بخش ششم به نتیجه‌گیری، تحلیل نتایج و پیشنهادهایی برای پژوهش‌های آینده اختصاص دارد.

۲. مرور ادبیات

۲/۱. چالش ها و فرصت ها

فرصت ها:

یکی از فرصت‌های مهم، پیشرفت تحلیل‌های چندوجهی است، جایی که داده‌های صوتی، تصویری و متنی به‌صورت هم‌زمان برای درک عمیق‌تر احساسات کاربران ترکیب می‌شوند. این رویکرد می‌تواند تا حدود 10.5% به کاهش خطا و افزایش دقت مدل‌ها منجر شود.[3]

فرصت بعدی استفاده از یادگیری فدرال (Federated Learning) است. این روش به سیستم‌ها امکان می‌دهد بدون انتقال داده‌های خام و با حفظ حریم خصوصی، مدل‌های تحلیلی را به‌صورت توزیع‌شده آموزش دهند. در این چارچوب، داده‌های کاربران روی دستگاه‌های خود باقی می‌مانند و تنها پارامترهای به‌روزرسانی‌شده‌ی مدل‌ها به اشتراک گذاشته می‌شوند .[4]

همچنین رایانش احساسی، حوزه‌ای نوظهور در این زمینه است که هدف آن توسعه ی سامانه‌هایی است که قادرند از طریق داده‌هایی مانند سیگنال‌های فیزیولوژیکی، صوت یا تصویر؛ احساسات کاربران را شناسایی و به آن‌ها واکنش مناسب نشان دهند. [3]

فرصت دیگر، سامانه‌هایی هستند که بتوانند به صورت بلادرنگ به محتوای احساسی تولیدشده در شبکه‌های اجتماعی واکنش نشان دهند.[6]

چالش ها :

تحلیل احساسات شامل فرآیند شناسایی نگرش کاربران است که دارای بار احساسی مثبت، منفی یا خنثی است. اولین چالش ، وجود همین جملات خنثی است که مدل‌های تحلیل احساسات توانایی تشخیص دقیق آن‌ها را ندارند.[1]

یکی دیگر از چالش‌ها ، شناسایی طعنه و کنایه در متن است که با نشانگرهای زبانی مانند بیان‌های اغراق‌آمیز و علائم نگارشی شناسایی می‌شوند. چون مدل‌های سنتی در این زمینه ناتوان هستند، چندین مجموعه‌داده ی حاشیه‌نویسی‌شده برای تسهیل تحقیقات در حوزه طعنه، کنایه و ابهام ایجاد شده‌اند؛ اما حاشیه‌نویسی نیز چالش‌های مختص به خود را دارد. [9]

از طرفی در تحلیل احساسات مبتنی بر شبکه‌های اجتماعی، وجود نویز، غلط‌های املایی، داده‌های تکراری و اسپم از جمله مشکلاتی است که دقت مدل‌ها را تحت تأثیر قرار می‌دهد.[3] .یکی از عوامل ایجاد نویز، تغییر زبان (کدسوئیچینگ) است که در آن چند زبان در یک جمله استفاده می‌شود که روندهای سنتی NLP را مختل می‌کند. [9]

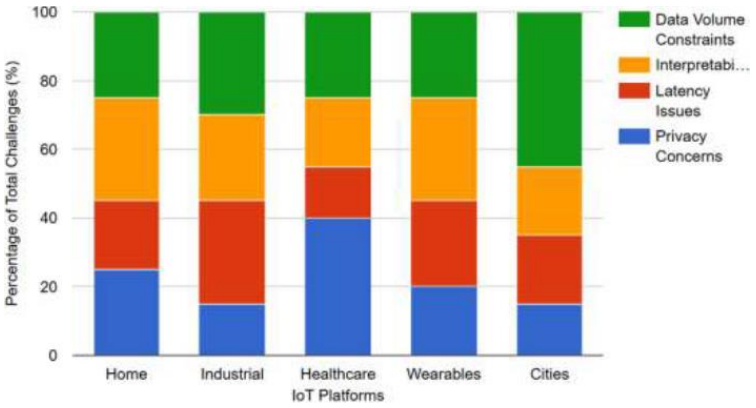
چالش‌های مربوط به حفظ حریم خصوصی نیز اهمیت دارند. برای مثال در صورت عدم حفاظت از داده‌ها، امکان نقض حریم خصوصی، جریمه‌های قانونی و از بین رفتن اعتماد کاربران وجود دارد .[3] سازمان‌ها در راستای مقرراتی مانند GDPR وCCPA موظفند تنهل داده‌های ضروری را جمع‌آوری و آنها را به‌صورت ایمن ذخیره کنند.[4]

کمبود ابزارهای پردازش زبان طبیعی برای زبان‌های غیرانگلیسی، چالش‌های مهمی را در تحلیل احساسات چندزبانه ایجاد می‌کند .[3] بسیاری از ابزارها و فرهنگ لغت تحلیل احساسات عمدتاً برای زبان انگلیسی توسعه یافته‌اند که منجر به کاهش عملکرد و قابلیت انتقال به زبان‌های دیگر می‌شود. همچنین متون غیرانگلیسی اغلب واژگان غیررسمی هستند که در داده‌های آموزشی استاندارد وجود ندارند و باعث ناهماهنگی در تشخیص احساسات بین زبان‌ها می‌شود.[9]

لازم به ذکر است روش‌های سنتی غالباً در مواجهه با چندمعنایی‌بودن زبان غیررسمی شبکه‌های اجتماعی و اصطلاحات اینترنتی یا مخففها ، دچار مشکل می‌شوند و مدل‌هایی که روی منابع رسمی مانند مقالات خبری یا ویکی‌پدیا آموزش دیده‌اند، اغلب در داده‌های غیررسمی عملکرد ضعیفی دارند. بنابراین، عبارات اصطلاحی و محاوره‌ای نیازمند مدل‌های معنایی آموزش‌دیده روی پیکره‌های غیررسمی هستند. [9]

در حوزه ی اینترنت اشیا نیز تحلیل احساسات با چالش‌هایی روبه‌روست؛ در شبکه های گسترده یIoT ، دستگاه ها به صورت مداوم داده تولید می‌کنند و این داده ها باید به صورت بلادرنگ تحلیل شوند تا بتوان از آنها استفاده کرد. الگوریتم های سنتی تحلیل احساسات برای این کار کند هستند و نمیتوانند به موقع نتیجه دهند.[6] علاوه بر این، چندوجهی بودن داده‌ها موجب پیچیدگی در طراحی الگوریتم‌های تحلیل احساسات در محیط‌های اجتماعی مبتنی بر IoT می‌شود.[3]

در شکل ۱، توزیع چالش‌های اصلی در پنج پلتفرم رایج IoT شامل خانه‌های هوشمند، صنعت، سلامت، پوشیدنی‌ها و شهرهای هوشمند نشان داده شده است. این نمودار سهم نسبی مشکلاتی چون نگرانی‌های حریم خصوصی، تأخیر در پاسخ‌گویی، سختی تفسیر مدل‌ها و محدودیت‌های حجم داده را در هر حوزه مشخص می‌سازد.[6]



شکل ۱ - توزیع درصدی چالش‌های اصلی در پلتفرم‌های مختلف IoT (نگرانی‌های حریم خصوصی، تأخیر، تفسیرپذیری، و حجم داده).[6]

۲/۲. خلاء پژوهش

با وجود پیشرفت‌های روزافزون در حوزه‌ی تحلیل احساسات، همچنان خلأهای قابل‌توجهی در این زمینه وجود دارد. بخش عمده‌ای از پژوهش‌های انجام‌شده، تمرکز خود را بر تحلیل داده‌های متنی ساختاریافته ، نظیر نظرات کاربران در شبکه‌های اجتماعی یا پلتفرم‌های فروش محدود کرده‌اند، در حالی که تحلیل احساسات در داده‌های غیرساختاریافته یا رفتاری، به‌ویژه داده‌های تولیدشده توسط دستگاه‌های IoT، تا حد زیادی نادیده گرفته شده است. علاوه بر این در بسیاری از پژوهش ها تحلیل احساسات به صورت آفلاین انجام می‌شود و کمتر به تحلیل بلادرنگ در بسترهای پویا مانند شهر هوشمند، خدمات مشتری هوشمند و اپلیکیشن‌های دیجیتال پرداخته شده است. یکی دیگر از خلأهای اساسی، نبود یک چارچوب ترکیبی، ماژولار و بلادرنگ است که بتواند داده‌های متنی، رفتاری و حسگری را به‌صورت یکپارچه و هم‌زمان تحلیل کند. در این پژوهش، تلاش می‌شود این شکاف‌ها شناسایی و با ارائه‌ی چارچوبی پیشنهادی، تا حد امکان برطرف شوند.

۲/۳. پردازش زبان طبیعی (NLP – Natural language processing)

پردازش زبان طبیعی (NLP) ستون فقرات سیستم‌های خدمات مشتری مبتنی بر هوش مصنوعی است که به ماشین‌ها امکان می‌دهد زبان انسانی را پردازش و درک کنند. با بهره‌گیری ازNLP ، سیستم‌های هوش مصنوعی قادر به انجام گفت‌وگوهای پیچیده و مبتنی بر زمینه (context) هستند، که برای ارتقاء تعاملات مشتری حیاتی است. این سیستم ها مزایای متعددی از جمله

شخصی سازی، کارایی محاسباتی، مقیاس پذیری و دسترسی ۷/۲۴، ارائه می‌دهند. تکنیک‌های کلیدی NLP مانند تحلیل احساسات(sentiment analysis) ، پایه‌های پلتفرم‌های خدمات مشتری مبتنی بر هوش مصنوعی را شکل می‌دهند و به کسب وکارها کمک می‌کنند تا تعاملات پیچیده را در مقیاس بالا مدیریت کنند.[4]

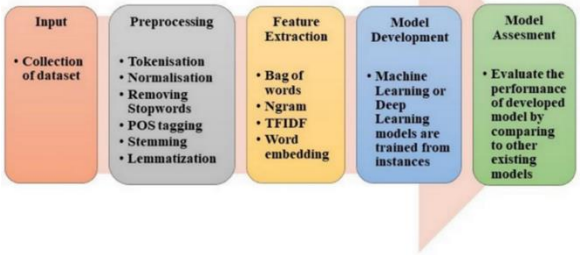
پردازش زبان طبیعی از طریق ترکیب لایه‌های مختلف دانش زبانی این امکان را پیدا میکند تا پرسش‌های مشتری را به‌طور دقیق تفسیر کرده و پاسخ‌های مرتبط تولید کند. این لایه ها عبارتند از:

- تحلیل نحوی(Syntactic Analysis) : تحلیل نحوی ساختار گرامری جملات را بررسی می‌کند. این تحلیل از روش‌های تجزیه‌گر مانند تحلیل سازه ای و تحلیل وابستگی، برای برقراری ارتباط میان واژه‌ها در یک عبارت استفاده می‌کند.[4]
- تحلیل معناشناختی(Semantic Analysis) : تحلیل معناشناختی، سعی میکند معنای دقیق واژه ها و عبارات را در بستر جمله تشخیص دهد.[4]
- تحلیل کاربردشناختی(Pragmatic Analysis) : تحلیل کاربردشناختی، بر نیت گوینده و بافت گفتگو تمرکز دارد؛ یعنی بررسی میکند که کاربر با بیان یک جمله دقیقاً چه هدفی دارد و چگونه باید به آن پاسخ داده شود.[4]

۲/۴. تحلیل احساسات (Sentiment Analysis)

تحلیل احساسات که با عنوان استخراج نظر (opinion mining) نیز شناخته می‌شود، به یکی از روش‌های کلیدی در استخراج اطلاعات ذهنی از متن تبدیل شده است، به‌ویژه در رسانه‌های اجتماعی که کاربران مرتباً احساسات و نظرات را ابراز می‌کنند.[9] تحلیل احساسات، زیرمجموعه ای ازNLP به شمار میرود که هدف آن استخراج و دسته بندی خودکار احساسات موجود در متن، صوت یا داده های دیگر است.[6] این تحلیل معمولاً احساسات را در سه دسته ی مثبت، منفی و خنثی طبقه بندی میکند.[4]

تحلیل احساسات با بهره گیری از لایه های نحوی، معنایی و کاربردشناختی، امکان درک عمیق تری از زبان را فراهم میسازد و به سیستم های هوش مصنوعی کمک میکند تا پاسخ هایی متناسب با نیت و زمینه ی کاربر ارائه دهند. مدل‌های پیشرفته ی هوش مصنوعی ویژگی‌های معنایی مرتبط با احساس را از متن مشتری استخراج کرده و با استفاده از طبقه‌بندهای یادگیری ماشین نوع احساس را مشخص می‌کنند. برای مثال، اگر مشتری بازخوردی مانند« من از خدمات شما بسیار ناراضی



هستم» ثبت کند، سیستم می‌تواند کلمه ی «ناراضی» را به‌عنوان نشانگر قوی احساس منفی شناسایی کند.[4] شکل ۲ به پنج مرحله‌ی پایه تحلیل و شناسایی احساسات میپردازد.

شکل ۲- مراحل پایه برای انجام تحلیل احساسات و شناسایی احساسات[9]

فراتر از داده‌های متنی، شناسایی احساسات به تحلیل چندوجهی گسترش یافته است که با ادغام داده‌های بصری، صوتی و متنی، دقت را افزایش می‌دهد. محتوای شبکه‌های اجتماعی اغلب شامل تصاویر، ایموجی‌ها، میم‌ها و ویدیوهایی است که احساسات متنی را تکمیل کرده و موقعیت‌های تفسیری پیچیده‌ای ایجاد می‌کنند . تحلیل احساسات چندوجهی با ترکیب حالت‌های اضافی مانند ایموجی‌ها، هشتگ‌ها، تصاویر و ویدئوها، شناسایی احساسات متنی را تقویت می‌کند.[9]

۲/۵. مدل های هوش مصنوعی در تحلیل احساسات مشتری

تحول در مدل‌ها و چارچوب‌های هوش مصنوعی، اتوماسیون خدمات مشتری را با فراهم کردن توانایی مدیریت حجم بالای تعاملات با کارایی، شخصی‌سازی و مقیاس‌پذیری بیشتر دگرگون کرده است. این پیشرفت‌ها به سیستم‌ها امکان می‌دهد نیازهای مشتری را پیش‌بینی کنند و وظایف روتین را خودکار سازند. در هسته ی این تحول سه نوع مدل وجود دارد: [4]

- **یادگیری ماشین**

مدل‌های یادگیری ماشین در وظایفی مانند دسته‌بندی پرسش‌ها، تحلیل احساسات و پیش‌بینی رفتار مشتری کارآمد هستند. هر مدل اصول یادگیری متمایزی را برای حل مسائل دسته‌بندی، رگرسیون و پیش‌بینی در جریان کار خدمات مشتری به کار می‌گیرد.[4]

مدل‌های کلیدی یادگیری ماشین که در اتوماسیون خدمات مشتری کاربرد دارند:

*جنگل تصادفی (Random Forest): الگوریتم جنگل تصادفی قادر است حجم زیادی از داده‌ها را با دقت بالا طبقه‌بندی کند. این الگوریتم در زمان آموزش، چندین درخت تصمیم ایجاد می‌کند و کلاسی را به‌عنوان خروجی ارائه می‌دهد که بیشترین تعداد دفعات انتخاب شده توسط درخت‌های منفرد ، باشد. [1]

* ماشین بردار پشتیبان(Support Vector Machine - SVM) : الگوریتم SVM یک مرز تصمیم‌گیری بهینه ایجاد کند که داده‌های مربوط به کلاس‌های مختلف را با بیشترین فاصله از یکدیگر جدا کند.این الگوریتم به دلیل دقت بالا و مقاومت در برابر بیش‌برازش (Overfitting)، به‌ویژه در داده‌های متنی، کاربرد گسترده‌ای در پژوهش‌های تحلیل احساسات دارد. [2]

* نایو بیز(Naive Bayes) : الگوربتم نایو بیز بر اساس قانون بیز و فرض استقلال بین ویژگی‌ها عمل می‌کند. این الگوریتم بر اساس احتمال تصمیم می‌گیرد که یک متن به کدام دسته ی احساسی تعلق دارد: مثبت یا منفی. الگوریتم نایو بیز در کاربردهایی مانند تحلیل احساسات متون کوتاه یا داده‌های حجیم، به دلیل سادگی و سرعت بالا، بسیار مفید واقع می‌شود. [2]

- **یادگیری عمیق**

یادگیری عمیق تحول بزرگی در تحلیل احساسات ایجاد کرده است چرا که امکان یادگیری نمایه‌های سلسله‌مراتبی و متنی را بدون نیاز به مهندسی دستی ویژگی‌ها فراهم می‌کند. معماری‌های یادگیری عمیق برای وظایفی مانند هوش مصنوعی مکالمه‌ای، تحلیل احساسات و حل پرسش‌ها کارآمدند. سه دسته کلیدی مدل‌های یادگیری عمیق عبارتند از:

* شبکه‌های عصبی کانولوشنی (CNN): CNN ها که در ابتدا برای شناسایی تصویر طراحی شده بودند، با موفقیت برای وظایف NLP، به‌ویژه در کشف الگوهای محلی متن مانند n-gram های حاوی احساس به‌کار می‌روند.[9]

با اعمال فیلترهای کانولوشن بر کلمات، CNNها قادر به شناسایی وابستگی‌های مکانی و ویژگی‌های موقعیت‌ناپذیر مرتبط با طبقه‌بندی احساس هستند. مطالعات نشان داده‌اند CNNها در متن‌های کوتاه مانند توییت‌ها یا نقدهای محصول که در آنها الگوهای موضعی مانند منفی‌سازی، شدت‌دهنده‌ها یا تعدیل‌کننده‌های احساس نقش اصلی دارند، عملکرد خوبی دارند.[9]

* شبکه‌های عصبی بازگشتی (RNN) :

RNN-Recurrent Neural Network: شبکه‌های RNN از اولین مدل‌های یادگیری عمیق بوده اند که برای پردازش داده‌های دنباله‌ای طراحی شده اند. این مدل‌ها ساختاری دارند که اطلاعات ورودی‌های قبلی را در حافظه داخلی نگه می‌دارند و هر ورودی جدید را در زمینه آن اطلاعات پردازش می‌کنند. [4] RNN ها به ویژه برای تحلیل احساسات مناسب هستند چون توانایی پردازش داده‌های ترتیبی و حفظ اطلاعات در طول گام‌های زمانی را دارند. [9]

با این حال، RNNهای استاندارد به مشکل ناپدید شدن گرادیان دچارند و وقتی دنباله‌ها طولانی می‌شوند، مدل توانایی حفظ وابستگی‌های بلندمدت را از دست می‌دهد که محدودیتی برای پردازش مکالمات پیچیده یا چند مرحله‌ای است.[4] همچنین شبکه‌های بازگشتی دوطرفه (Bi-RNN) پیشنهاد شده‌اند تا هم بافت گذشته و هم آینده را درک کنند و بدین ترتیب دقت طبقه‌بندی احساسات را افزایش دهند. [9]

LSTM-Long Short Term Memory: برای غلبه بر محدودیت‌های RNN ها، شبکه‌های LSTM توسعه یافته‌اند. شبکه‌های حافظه بلندمدت (LSTM) با مکانیسم‌های دروازه‌دار ، محدودیت‌های RNNهای سنتی را برطرف کرده‌اند و امکان نگهداری و فراموشی انتخابی اطلاعات در توالی‌های طولانی را فراهم می‌کنند.[9] این باعث می‌شود معماری‌های مبتنی بر LSTM در کاربردهای چت‌بات ها مؤثر باشند، جایی که حفظ پیوستگی دیالوگ و درک قصد کاربر در چند پیام اهمیت دارد.[4]

GRU- Gated Recurrent Unit: واحدهای بازگشتی دروازه‌دار (GRU) معماری ساده‌تری نسبت به LSTM دارند، به‌طوری که در آنها دروازه فراموشی و ورودی در یک دروازه به نام دروازه به‌روزرسانی ترکیب شده‌اند و در عین حال عملکرد مشابهی در وظایف احساسات ارائه می‌دهند.GRUهای دوطرفه (Bi-GRU) با در نظر گرفتن جریان معنایی جلو و عقب، به ویژه در داده‌های چندزبانه یا کدمیکس شده، پیش‌بینی احساسات را بهبود می‌بخشند . [9]

*معماری‌های مبتنی بر ترنسفورمر:

معماری‌های مبتنی بر ترنسفورمر که با مدل‌هایی مانند BERT و GPT معرفی شدند، با استفاده از رویکرد پردازش موازی، انقلابی در پردازش زبان طبیعی (NLP) ایجاد کردند.[4]

BERT: مدلی رمزگذار محور است که متن را به صورت دوطرفه (هم از چپ به راست و هم از راست به چپ) تحلیل میکند. این ویژگی باعث درک بهتر زمینه ی معنایی واژه ها میشود . کاربرد های اصلی BERT شامل دسته بندی پرسش ها، شناسایی موجودیت های نامدار و تحلیل احساسات میشود.[4]

GPT: مدل‌های GPT در تولید پاسخ‌های شبیه به انسان تخصص دارند و در تولید متن منسجم با پیش‌بینی هر کلمه بر اساس زمینه ی پیشین ، بسیار قوی هستند.GPT در برنامه‌های مکالمه‌ای که حفظ جریان طبیعی گفت‌وگو اهمیت دارد، بسیار موثر است و بر خلاف BERT که بیشتر برای درک زبان طراحی شده است، در وظایف تولید متن عملکرد برجسته‌ای دارد. [4]

معماری‌های مبتنی بر ترنسفورمر با بهره‌گیری از مکانیزم‌های خود-توجه و رمزگذاری دوسویه بافت عملکردی در سطح عالی به‌دست آورده‌اند. این مدل‌ها روی پیکره‌های عظیم آموزش داده شده و برای وظایف طبقه‌بندی احساسات تنظیم‌دقیق (fine-tune) شده‌اند، که منجر به بهبود عملکرد در مجموعه‌داده‌های مرجع شده است .یادگیری انتقالی و مدل‌های زبانی از پیش آموزش‌دیده، به‌ویژه BERT، RoBERTa، و XLNet، امکان تشخیص دقیق‌تر احساسات را فراهم کرده‌اند.[9]

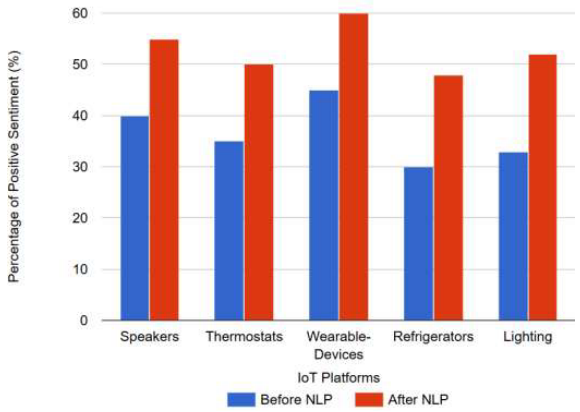
- **یادگیری تقویتی (Reinforcement Learning)**

یادگیری تقویتی (RL) یک الگوی یادگیری پویا برای سیستم‌های هوش مصنوعی است که به پلتفرم‌های خدمات مشتری این امکان را می‌دهد تا از بازخوردها برای بهبود تدریجی نتایج تعاملات استفاده کنند. این نوع یادگیری، به سیستم اجازه می‌دهد بر اساس پاداش یا جریمه‌ای که از اقداماتش دریافت می‌کند، بهترین روش برای مدیریت یک موقعیت خاص را یاد بگیرد. [4]

۲،۶. تحلیل احساسات در IOT :

داده ها، عموما به دو دسته ی ساختاریافته و بدون ساختار تقسیم میشوند. در داده های ساختار یافته ،کاربران مستقیما نظر خود را گفته اند، مانند پست‌های شبکه‌های اجتماعی، نظرات محصول یا پاسخ‌های نظرسنجی؛ تفسیر و دسته بندی این نوع داده ها ساده است. اما تحلیل داده های بدون ساختار مانند اندازه‌گیری‌های حسگرها، سیگنال‌های رفتاری یا لاگ وضعیت دستگاه‌ها که ممکن است نشان دهنده رضایت یا نارضایتی کاربر باشند، پیچیده تر است. این نوع داده‌ها ممکن است اطلاعات احساسی در خود داشته باشند، اما مانند بازخوردهای متنی واضح نیستند. به عنوان مثال افزایش دمای تنظیم‌شده روی ترموستات هوشمند ممکن است نشان دهنده ناراحتی کاربر باشد ، یا تکرار زیاد یک فرمان صوتی به دستیار هوشمند ممکن است نشان‌دهنده این باشد که کاربر از پاسخ‌دهی دستگاه راضی نیست. این نوع داده‌ها اگرچه مثل متن مستقیم نیستند، ولی اگر به درستی تحلیل بشوند، می‌توانند نتایج مفیدی ارائه بدهند. تحلیل احساسات در ابتدا بر داده های متنی ساختار یافته متمرکز بود، اما با پیشرفتهای اخیر در مدلهای مبتنی بر ترنسفورمر مانند BERT و GPT ، این قابلیت ها به طور چشمگیری توسعه یافته اند و توانایی تحلیل داده

های بدون ساختار IOT را پیدا کرده اند.[6]در شکل۳ مقایسه ای از درصد احساسات مثبت کاربران نسبت به پلتفرم های مختلف اینترنت اشیاء آورده شده.



شکل ۳ - مقایسه ی درصد احساسات مثبت کاربران نسبت به پنج پلتفرم مختلف اینترنت اشیاء (شامل اسپیکرهای هوشمند، ترموستات ها، دستگاه های پوشیدنی، یخچال ها و سیستم های روشنایی) پیش از به کارگیری روش های پردازش زبان طبیعی و پس از آن.[6]

روش‌های NLP برای پردازش داده‌های پیچیده و چندمنظوره در محیط‌های IoT کاملاً ضروری هستند. مدل‌های مدرن NLP، به ویژه مدل هایی که مبتنی بر یادگیری عمیق هستند مثل RNN، CNN و ترنسفورمرهایی مثل BERT یاGPT ، می‌توانند پیچیدگی‌های زبانی و زمینه‌ای را در ورودی های متنی درک کنند و با استفاده از روش‌هایی مانند تبدیل گفتار به متن و تحلیل احساسات متن، احساسات در دستگاه‌های IOT مانند اسپیکرهای هوشمند یا دستیارهای مجازی رو شناسایی کنند. این الگوریتم‌ها می‌توانند با تمرکز بر بخش‌های مهم محتوا، حتی نشانه‌های احساسی خیلی ظریف را هم تشخیص بدهند.[6]

از آنجا که این ترنسفورمرها از نظر محاسباتی خیلی سنگین هستند و باعث ایجاد مشکل در پردازش لحظه‌ای در محیط‌های IoT میشوند(به خصوص برای پردازش در خود دستگاه یا در لبه شبکه) ، استفاده از مدل های تقطیر شده مانند DistilBERT گزینه بهتری است. مدل های تقطیر شده، مدل‌های بزرگ ترنسفورمر را به مدل‌های کوچکتر و سریع‌تر تبدیل

مدل	زمان آموزش	سرعت نتیجه‌گیری	میزان‌حافظه مصرفی	قابلیت استفاده بلادرنگ
Naive Bayes	کم	بسیار سریع	کم	مناسب برای وظایف ساده
SVM	متوسط	متوسط	متوسط	محدود به IoT با حجم بالا
LSTM	زیاد	کند	زیاد	با بهینه‌سازی قابل استفاده است
BERT	بسیار زیاد	متوسط تا کند	بسیار زیاد	فقط با رایانش لبه‌ای یا بهینه‌سازی
Logistic Regression	کم	سریع	کم	مناسب برای تحلیل احساسات پایه‌ای
RoBERTa	بسیار زیاد	متوسط تا کند	بسیار زیاد	در اپلیکیشن‌های بلادرنگ چالش‌برانگیز است
FastText	کم	سریع	متوسط	ایده‌آل برای محیط‌های بلادرنگ
TextBlob	بسیار کم	بسیار سریع	بسیار کم	مناسب تحلیل احساسات سبک و بلادرنگ

میکنند، بدون اینکه دقتشان کم بشود. با توجه به جدول ۱ نسخه‌ی تقطیرشده‌یBERT بین سرعت بالا و دقت مناسب، تعادل برقرار می‌کند و برای تشخیص سریع احساسات در دستگاه‌هایی با توان پردازشی پایین بسیار مناسب است.[6]

جدول 1: مقایسه‌ی مدل‌های تحلیل احساسات از نظر کارایی و سازگاری با تحلیل بلادرنگ در محیط‌های IoT.[6]

مدل‌های ساده مانند Naive Bayes و Logistic Regression برای اپلیکیشن‌های IoT که سرعت و سادگی در آنها مهم‌تر از عمق مدل است، مناسب هستند. FastText دقت و سرعت بالایی دارد و با حافظه‌ی نسبتاً کم می‌تواند احساسات را به صورت لحظه ای تحلیل کند. در مقابل، BERT و RoBERTa دقت بسیار بالایی دارند، اما به دلیل نیاز شدید به توان پردازشی و حافظه، برای تحلیل لحظه‌ای در IoT چندان مناسب نیستند. مدل‌های LSTM هم برای داده‌های دنباله‌دار مناسب اند، اما در جریان‌های داده‌ای حجیم IoT سرعت تحلیل را پایین می آورند.[6]

۳. کاربردهای تحلیل احساسات

۳،۱. شهر هوشمند

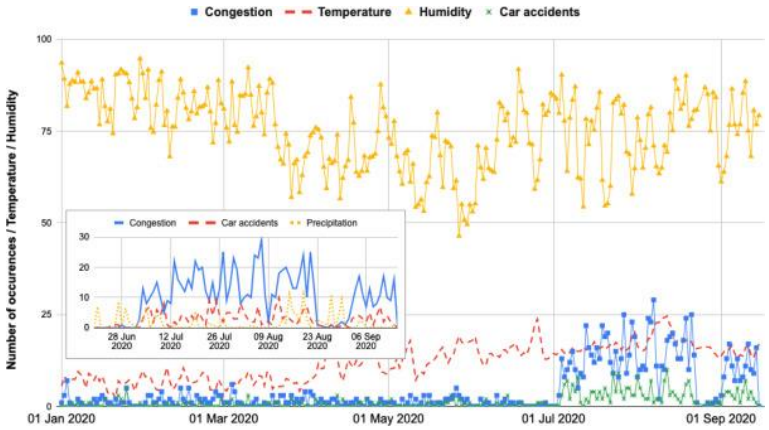
تحلیل احساسات در شهرهای هوشمند با بهره‌گیری از داده‌های کاربران در شبکه‌های اجتماعی، ابزاری برای درک نگرش شهروندان است و مدیریت خدمات شهری را فراهم می‌کند. این تحلیل‌ها به ارتقای کیفیت زندگی شهری کمک می‌کنند.[3] تحلیل لحظه‌ای احساسات شهروندان از چند منبع و بهره‌گیری از الگوریتم‌های یادگیری عمیق، واکنش سریع به شرایط بحرانی را در شهرهای هوشمند فراهم می‌کند. تحلیل احساسات در شهرهای هوشمند کاربردهای متنوعی دارد مانند:

- مهم ترین کاربرد امکان دریافت بلادرنگ احساسات شهروندان در شبکه‌های اجتماعی است که به شناسایی ناآرامی‌های اجتماعی که در شکل۴ به آنها اشاره شده کمک می کند.[3]

شکل ۴ - هفت دسته اصلی از رویدادهای موثر در شهر هوشمند[3]

- کاربرد بعدی درک میزان رضایت عمومی از خدمات شهری مانند حمل‌ونقل، کیفیت آب و هوا یا عملکرد نهادهای شهری است. سامانه‌هایی مانند "نبض شهری" با تحلیل احساسات کاربران در مناطق مختلف ، وضعیت احساسی ساکنین هر منطقه را به تصویر می‌کشند. این ابزارها در تنظیم سیاست‌ها و خدمات شهری به مدیران کمک می‌کنند. [3]
- در بخش سلامت عمومی، از تحلیل احساسات در رسانه‌های اجتماعی برای ارزیابی واکنش عمومی نسبت به کمپین‌های واکسیناسیون و روندهای سلامت روان استفاده می‌شود. به عنوان مثال در طول همه‌گیری کووید-۱۹، پژوهشگران احساسات در توییتر را برای درک اضطراب عمومی و رعایت مقررات بهداشتی، تحلیل کردند.[9]

- در علوم سیاسی، از احساسات توییتر برای تحلیل حمایت عمومی از نامزدها و پیش‌بینی نتایج انتخابات میتوان استفاده کرد.[9]
- کاربرد دیگر ، ترکیب داده‌های محیطی با داده‌های احساسی شبکه‌های اجتماعی است که می‌تواند به شناسایی الگوهای جدید کمک کند. [3]در شکل۵ تاثیر ترافیک ، دما ، رطوبت یا بارش بر میزان تصادفات به تصویر کشیده شده است.



شکل ۵ - نمونه ای از تاثیر عوامل مختلف بر میزان تصادفات[3]

۳،۲. اینترنت اشیاء IOT

تحلیل احساسات در بستر اینترنت اشیا یک حوزه نوظهور و کاربردی است که در آن تلاش می‌شود داده های خام سنسورها و دستگاه‌های متصل به اینترنت با اطلاعات مربوط به حالات احساسی کاربران ترکیب شوند تا درک عمیق‌تری از وضعیت کاربران و محیط اطراف حاصل شود . [6]

رویکردهای پردازش زبان طبیعی (NLP) برای پردازش داده‌های پیچیده و چندوجهی در محیط‌های اینترنت اشیاء ضروری هستند، از جمله شاخص‌های احساسی مبتنی بر رفتار یا حسگرها. مدل‌های مدرن NLP می‌توانند ظرافت‌های زبانی و بافتی را در ورودی‌های متنی ثبت کنند، به‌ویژه معماری‌های یادگیری عمیق مانند شبکه‌های عصبی پیچشی(CNN) ، شبکه‌های عصبی بازگشتی (RNN) و ترنسفورمرها مانند BERT یا GPT . این مدل‌ها می‌توانند متغیرهای مرتبط با احساسات را در قالب‌های غیرسنتی برای داده‌های IoT استخراج کنندCNN الگوها را در داده‌های حسگرهای سری زمانی شناسایی می‌کند، در حالی که مدل‌های ترنسفورمر متن تعاملات گفتاری را تفسیر می‌کنند. به دلیل انعطاف‌پذیری‌شان، این الگوریتم‌ها می‌توانند نشانه‌های احساسی را هم در داده‌های متنی و هم غیرمتنی IoT تشخیص دهند. [6]

- اولین کاربرد در این زمینه شامل سیستم‌های هوشمندی است که توانایی تطبیق پاسخ‌ها بر اساس حالت‌های احساسی کاربران را دارند. برای مثال، دستگاه‌های هوشمند خانگی قادر خواهند بود با شناسایی احساس ناراحتی یا خستگی در کاربر، نور، دما یا صدای خانه را تنظیم کنند تا آرامش بیشتری فراهم شود.[6]
- در حوزه سلامت نیز، داده‌های احساسی جمع‌آوری‌شده از طریق حسگرهای پوشیدنی می‌توانند برای پایش سلامت روان و جسم بیماران مورد استفاده قرار گیرند و به پزشکان در تشخیص و درمان مؤثرتر کمک کنند.[6]
- یکی دیگر از کاربردهای کلیدی تحلیل احساسات در IoT، فراهم‌سازی امکان واکنش خودکار و متناسب با وضعیت احساسی در سامانه‌های بلادرنگ است. این واکنش‌ها ممکن است شامل ارسال هشدار، تغییر تنظیمات محیطی یا فعال‌سازی خدمات خاص باشند[6].

در نهایت، ترکیب تحلیل احساسات با داده‌های دریافتی از سنسورها، مسیر آینده ی اینترنت اشیا را به سمت درکی عمیق‌تر از محیط و شکل‌گیری تعاملات هوشمند میان انسان و ماشین هدایت می‌کند. [6]

۳،۳. خدمات مشتری هوشمند

تحلیل داده‌های احساسی کاربران با استفاده از مدل‌های پیشرفته NLP و ترکیب داده‌هایIoT ، به شرکت‌ها اجازه می‌دهد خدمات شخصی‌سازی شده، پیش‌بینی نیازها و ارتقاء تجربه کاربری را به صورت بلادرنگ ارائه کنند که موجب افزایش رضایت و وفاداری مشتریان می‌شود.

این حوزه یکی از گسترده‌ترین و شناخته‌شده‌ترین حوزه‌های کاربرد تحلیل احساسات، در سیستم‌های خدمات مشتری مبتنی بر هوش مصنوعی است. تحلیل احساسات، تجربه مشتری را با افزایش شخصی‌سازی، کارایی و مقیاس‌پذیری متحول می‌کند. برخی از کاربردهای مستقیم شامل موارد زیر است:

- پیش‌بینی نارضایتی مشتری قبل از ترک پلتفرم یا شکایت رسمی

- پاسخ‌گویی احساسی توسط چت‌بات‌ها در زمان عصبانیت یا اضطراب مشتری
- تحلیل روند کلی احساسات در گزارش‌های خدماتی برای بهبود فرآیند
- پاسخگویی به سوالات متداول و رفع مسائل رایج
- تعامل با مشتریان برای پیشنهاد محصولات [4]

تحقیقات بازاریابی برای ارزیابی رضایت مشتری و وفاداری به برند، با استخراج احساسات از بازخوردها و نقدهای آنلاین نتایج قابل توجهی ارائه میدهد. برای مثال، تغییرات در احساسات شناسایی‌شده در نقدهای محصول می‌تواند به‌عنوان شاخص‌های اولیه نارضایتی مصرف‌کننده عمل کند. [9]

در عصر تحول دیجیتال، تحلیل احساسات به عنوان یکی از ارکان اصلی در بهبود تجربه مشتری، اهمیت بسیاری پیدا کرده است. ادغام مدل‌های پردازش زبان طبیعی (NLP) با چارچوب‌های استاندارد خدمات مشتری نظیر مدل‌های SERVQUAL وKano ، مسیر نوینی برای توسعه خدمات مشتری هوشمند فراهم کرده است. الگوریتم‌های NLP می‌توانند با تحلیل داده‌های رفتاری و زبانی مشتری، این نیازها را دسته‌بندی کرده و به صورت پیش‌بینی‌پذیر، رضایت یا نارضایتی مشتری را شناسایی کنند. برای نمونه، چت‌باتی که با تحلیل احساسات و شناسایی واژگان کلیدی خشم یا نارضایتی، سریعاً گفتگو را به یک عامل انسانی منتقل می‌کند.[4]

۳،٤. اپلیکیشن های موبایل

در سالهای اخیر، رشد چشمگیر اینترنت بستری مناسب برای افراد فراهم کرده تا نظرات و تجربیات خود را به اشتراک بگذارند. سهولت دسترسی و امکان ناشناس ماندن در این فضا، کاربران را به بیان دیدگاه های خود در پلتفرم هایی مانند فیسبوک ، توییتر و آمازون تشویق میکند. هم‌زمان، شکل‌گیری پلتفرم‌های تجارت اجتماعی (Social E-commerce) نیز نقش مهمی در تعامل کاربران با محصولات و خدمات داشته‌اند. [2]

از جمله نمونه‌های برجسته این حوزه می‌توان به Red/XiaoHongShu در چین، Line Shopping در ژاپن، Amazon Liveدر آمریکا از وTikTok Tokopedia Seller Center در اندونزی اشاره کرد . در این فضاها، کاربران به‌طور گسترده بازخورد خود را درباره تجربه‌های خرید، استفاده از خدمات و رضایت یا نارضایتی از محصولات ثبت می‌کنند.[2] تحلیل احساسات این امکان را فراهم کرده است که بازخوردهای متنی به‌صورت خودکار و ساختاریافته در قالب احساسات مثبت، منفی یا خنثی طبقه‌بندی شوند. برای انجام چنین تحلیلی از روش‌های مبتنی بر واژگان، به‌دلیل سادگی و قابلیت تفسیر بالا استفاده شده است. این روش‌ها از واژگان پیش تعریف‌شده، استفاده می‌کنند که کلمات را با امتیازهای احساسی مشخصی مرتبط می‌کنند. این روش ها در متون کوتاه مانند توییت‌ها و پست‌های فیس‌بوک، به‌ویژه هنگامی که تحلیل احساسات در سطح کلمه و بدون در نظر گرفتن بافت، کافی باشد، نتایج قابل اطمینانی ارائه داده‌اند.[9]

روش‌های پیشرفته‌تری مانند تحلیل معنایی نهفته (LSA) و مدل‌سازی موضوع با استفاده از تخصیص نهفته دیرایشلت (LDA) تلاش کرده‌اند تا ساختارهای موضوعی پنهان را استخراج کنند. با این حال، روش‌های سنتی غالباً در مواجهه با حساسیت به بافت و چندمعنایی‌بودن زبان غیررسمی شبکه‌های اجتماعی دچار مشکل می‌شوند. [9]

مدل‌های یادگیری عمیق به طور مؤثری روی مجموعه‌داده‌های شبکه‌های اجتماعی اعمال شده‌اند و عملکرد برتری در مدیریت متن‌های غیررسمی و بدون ساختار که در پلتفرم‌هایی مانند توییتر و ردیت رایج است ارائه می‌دهند.[9] استفاده از روش‌های پیشرفته پردازش زبان طبیعی و مدل‌های یادگیری عمیق مانند BERT و GPT ، با توانایی درک معنای ضمنی و لحن گفتار کاربران، نه‌تنها طبقه‌بندی کلی احساس را ممکن می‌سازند، بلکه می‌توانند احساس کاربر نسبت به یک ویژگی خاص (مانند قیمت، کیفیت یا زمان ارسال) را در سطح عبارت یا جمله نیز تحلیل کنند. [4]

با توجه به نتایج حاصل، اپلیکیشن‌ها می‌توانند دیدگاه های کاربران را به‌صورت هدفمند در جهت بهبود عملکرد اپلیکیشن استفاده نمایند. تولیدکنندگان نیز با پایش مداوم نظرات کاربران نسبت به محصولات، قادر خواهند بود روند بازار را دقیق‌تر دنبال کرده و محصولات جدید را بر اساس نیازهای واقعی کاربران طراحی کنند. [2]

٤. چهارچوب پیشنهادی

در این مقاله هدف، تحلیل احساسات کاربران نسبت به دستگاه‌ها و خدمات مبتنی بر اینترنت اشیاء (IoT) است که تجربه خود را از طریق شبکه‌های اجتماعی به اشتراک می‌گذارند. برای این منظور، داده‌های متنی از پلتفرم‌هایی نظیر توییتر، آمازون، و بخش نظرات اپلیکیشن‌های هوشمند جمع‌آوری و پردازش شده‌اند. برای تحلیل موثر احساسات در بستر های متنوعی مثل شهر هوشمند، داده های IOT ، خدمات مشتری و اپلیکیشن های موبایل، یک چارچوب ترکیبی و ماژولار ارائه می شود که از قدرت ترکیبی یادگیری ماشین، NLP پیشرفته و معماری های بلادرنگ بهره می برد.داده ها شامل نظرات کاربران درباره دستگاه ها و خدمات متصل به IOT مانند ترموستات هوشمند، دوربین نظارتی، خانه های هوشمند، و اپلیکیشن های مرتبط و همچنین داده هایی از پلتفرم هایی مثل توییتر، آمازون، فیسبوک و TikTok Tokopedia Seller Center می باشند.

۴٫۱. جمع آوری داده ها

داده ها با استفاده از ابزار ها و منابع زیر استخراج شده اند :

Twint: یک ابزار پایتونی برای جمع‌آوری توییت‌ها بدون نیاز به API رسمی توییتر[7]

Tweet Retriever Coordinator : اسکریپت مدیریت‌شده برای جمع‌آوری توییت [7]

Twitter API : استفاده در سامانه‌هایی مانند TweetAlert و سامانه شناسایی رویدادهای تروریستی و سامانه تحلیل احساسات انتخابات برای شهر هوشمند [3]

Facebook API : جهت استخراج اطلاعات کاربران فیسبوک در سامانه ارزیابی احساسات [3]

Net-Twitter (Perl module) : در سامانه شناسایی رویدادهای تروریستی مبتنی بر تحلیل احساسات [7]

Google Play Store : جمع‌آوری نظرات کاربران اپلیکیشن TikTok Tokopedia Seller Center از طریق مکانیزم اسکرپینگ (Web Scraping) و پایتون[2]

۴/۲. پیش پردازش داده ها

در این مرحله از فرآیند، داده‌های خام و نامنظم پیش از تحلیل باید پاک‌سازی و آماده‌سازی شوند. پیش‌پردازش نقش کلیدی در تبدیل داده‌های اولیه‌ی بدون ساختار به داده‌های ساختاریافته و قابل استفاده برای مدل‌های یادگیری ماشین ایفا می‌کند. [2]

- پاک سازی متن : تکنیک‌هایی مانند شناسایی "not" و نگاشت شکلک‌ها به احساسات خاص می‌توانند دقت تحلیل احساسات را افزایش دهند.کاراکترهای خاص، URLها و تگ‌های HTML باید در این مرحله به‌درستی مدیریت شوند تا از تداخل با الگوریتم‌های تحلیل احساسات جلوگیری شود. تبدیل تمام متن به حروف کوچک می‌تواند به کاهش ابعاد فضای ویژگی‌ها کمک کند. تکنیک‌های اصلاح املا، مانند استفاده از واژه‌نامه‌های خاص زبان یا الگوریتم‌هایی مانند فاصله‌ی (Levenshtein distance) می‌توانند برای رفع مشکل اشتباهات املایی استفاده شوند. [5]
- حذف کلمات توقف : با حذف کلمات توقف (Stop words) مانند "the"، "and"، "is"،که در تحلیل احساسات معنای قابل‌توجهی ندارند، می‌توان نویز را کاهش داده و بهره‌وری محاسباتی را بهبود بخشید. [5]
- ریشه‌یابی : حذف پیشوندها یا پسوندها از کلمات برای تبدیل شان به ریشه اصلی مانند "loving", "Loved" به "Love" در نرمال‌سازی متن و کاهش فضای ویژگی‌ها مفید هستند. [5]
- توکن سازی : شامل تقسیم متن به کلمات، عبارات یا جملات مجزا برای تسهیل تحلیل‌های بعدی است. تکنیک‌های رایج شامل توکن‌سازی مبتنی بر فاصله، توکن‌سازی مبتنی بر قواعد، و مدل‌های آماری می‌باشد.[5]
- پاکسازی نهایی : در این مرحله، داده‌های مخدوش شناسایی و اصلاح می‌شوند. چون داده‌های "کثیف" می‌توانند دقت تحلیل یا پیش‌بینی را تحت تأثیر قرار بدهند و این مرحله بسیار مهم است.[2]
- برچسب گذاری احساسات : در این مرحله، به هر داده برچسب احساسی مثبت، منفی یا خنثی داده می‌شود. این برچسب‌ها برای آموزش و ارزیابی مدل‌ها در مراحل بعدی مورد استفاده قرار می‌گیرند.[2]
- استخراج ویژگی ها : یک جمله یا سند به کلمات شکسته می‌شود ؛ تا ماتریس ویژگی‌ها ساخته شود. مقدار هر خانه در ماتریس، تعداد تکرار آن کلمه در سند مربوطه را نشان می‌دهد. این ماتریس به مدل‌های یادگیری ماشین ، ارائه شده و سپس عملکرد این مدل‌ها با استفاده از معیارهای ارزیابی مناسب سنجیده می‌شود. [1]این فرآیند به هر سند، بر

اساس محتوای آن، یک یا چند کلاس اختصاص می‌دهد. کلاس‌ها از ساختار طبقه‌بندی از پیش تعریف‌شده‌ای مانند سلسله‌مراتب دسته‌ها یا کلاس‌ها انتخاب می‌شوند. طبقه‌بندی متن از سناریوهای متنوعی پشتیبانی می‌کند، از جمله:

۱. طبقه‌بندی دودویی، مانند تحلیل ساده احساسات (مثبت یا منفی)
۲. طبقه‌بندی چندکلاسه، مانند انتخاب یک دسته از میان چند گزینه

اکثر الگوریتم‌های طبقه‌بندی مستقیماً متن خام را به‌عنوان ورودی دریافت نمی‌کنند؛ بلکه به بردارهای عددی نیاز دارند. برای این منظور، لازم است متن را به بردارهای دیجیتال قابل فهم برای الگوریتم‌ها تبدیل کنیم. [1]

TF-IDF : تکنیک TF-IDF برای تبدیل متن به نمایش‌های عددی به کار گرفته می شود و اهمیت واژه‌ها را با اختصاص وزن‌های بالاتر به واژگانی که در یک سند خاص پرتکرار هستند و در کل مجموعه داده نادر هستند ، در نظر می‌گیرد. TF-IDF تأثیر واژگان پرتکرار را کاهش می‌دهد.[2] فرمول آن دو بخش دارد:

TF (Term Frequency) : یعنی این کلمه چند بار در متن تکرار شده است.

IDF (Inverse Document Frequency) : یعنی این کلمه چقدر بین بقیه متن‌ها نادر است.

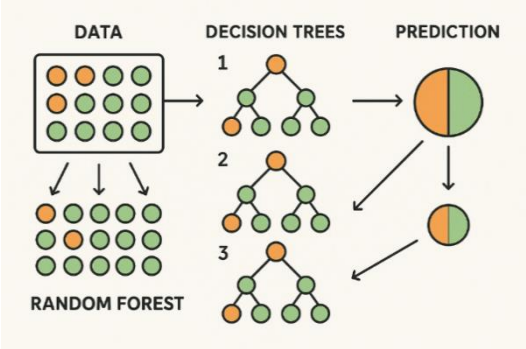
اگر یک کلمه در یک سند زیاد تکرار شده است ولی در بقیه اسناد خیلی کم آمده است، احتمالاً مهم است و TF-IDF بالایی دارد.

Term Presence : یکی از روش‌های ساده وزن‌دهی در اسناد متنی است که تنها بر وجود یا عدم وجود یک واژه در متن بدون توجه به تعداد تکرار آن تمرکز دارد. اگر واژه‌ای در فهرست ویژگی‌های مرجع قرار دارد، در متن مشاهده شود، مقدار (۱) و در صورتی که واژه مذکور در متن حضور نداشته باشد، مقدار(۰) به آن داده می‌شود. این روش در متونی با طول محدود (مانند توییت‌ها یا نظرات کاربران) بسیار مؤثر است، به‌ویژه زمانی که حضور یک کلمه خاص به‌تنهایی نشانگر احساس مشخصی باشد.[2]

۴/۳. الگوریتم های طبقه بندی

در این مقاله از چندین الگوریتم برای دسته بندی داده های احساسات استفاده شده است:

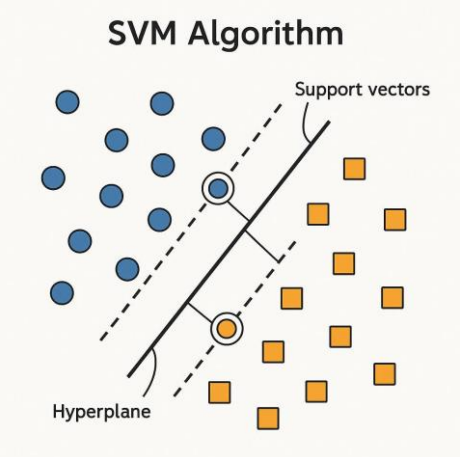
- **جنگل تصادفی (Random Forest)**: یک الگوریتم ترکیبی مبتنی بر مجموعه‌ای از درخت‌های تصمیم است که به خوبی از پس داده‌های نویزدار و نامتوازن برمی‌آید و به دلیل ساختار تصادفی و چندمدلی خود، مقاومت بالایی در برابر Overfitting دارد.[2] شکل۶ مراحل کار الگوریتم جنگل تصادفی را نشان می‌دهد. مرحله اول ورود داده ها (شامل نمونه‌هایی با کلاس‌های مختلف نارنجی و سبز) میشود. در مرحله بعد چند درخت تصمیم ، با استفاده از داده‌های تصادفی ساخته می‌شود و در نهایت هر درخت یک پیش‌بینی ارائه می‌دهد و با رأی‌گیری اکثریت، نتیجه نهایی مشخص می‌شود.



شکل ۶ – نحوه عملکرد الگوریتم Random Forest [8]

- **ماشین بردار پشتیبان (SVM) :**

این الگوریتم یک یادگیری نظارت‌شده است که برای طبقه بندی و رگرسیون استفاده می شود. [1] SVM امکان استفاده از توابع کرنل مختلف را فراهم می‌کند که انعطاف‌پذیری لازم برای انطباق با انواع داده‌ها و حوزه‌های مسئله را فراهم می‌آورد. [5] شکل۷ نحوه عملکرد SVM را نشان می‌دهد. دایره‌های آبی و مربع‌های نارنجی نمایانگر دو کلاس مختلف داده هستند که باید توسط الگوریتم از هم جدا شوند و خط وسط (Hyperplane) مرز تصمیم‌گیری است که داده‌ها را از هم جدا می‌کند. خط چین ها نشان‌دهنده‌ی حاشیه‌ها (Margins) هستند و داده‌هایی که دقیقا روی این حاشیه‌ها قرار دارند به‌عنوان بردارهای پشتیبان شناخته می‌شوند و نقش مهمی در تعیین موقعیت Hyperplane دارند. هدف الگوریتم SVM این است که این hyperplane را طوری انتخاب کند که فاصله بین دو حاشیه (Margin) بیشینه شود، تا مدل قابلیت تعمیم‌دهی بهتری داشته باشد.



شکل۷ - نحوه عملکرد الگوریتم SVM [8]

- **رویکرد ترکیبی (Hybrid) :**

این روش برای حل مسئله ی طبقه‌بندی ، توانایی‌های دو الگوریتم Random Forest (RF) و Support Vector Machine (SVM) را به‌طور همزمان به‌کار می‌گیرد. [1] در این روش ورودی داده‌ها به هر دو مدل داده می‌شود و در نهایت خروجی دو مدل ترکیب شده و نتیجه به‌صورت یک رأی‌گیری یا میانگین‌گیری ارائه می‌گردد.

- **نایو بیز (Naive Bayes) :**

این الگوریتم در تحلیل نظرات کوتاه و ساده عملکرد خوبی دارد، اما در مواجهه با بازخوردهای طولانی یا پیچیده، چون فرض استقلال بین کلمات دارد، ممکن است دچار مشکل شود. این سیستم از یک رویکرد ترکیبی شامل سیستم‌های مبتنی بر قواعد و روش‌های خودکار استفاده می‌کند تا دقت محاسبه‌ی احساسات را افزایش دهد. [2]

۴/۴. ارزیابی مدل

معیار های ارزیابی عملکرد در تحلیل احساسات شامل Accuracy (دقت کلی)، Precision (دقت پیشبینی)، Recall (بازخوانی یا حساسیت) و F1-Measure (میانگین هارمونیک Precision و Recall) میشوند. این معیارها بر اساس مثبت یا منفی بودن بررسی‌ها توسط روش های بیان شده محاسبه و ارزیابی می‌شوند.[1] در این زمینه:

(True Positive) TP:پیش‌بینی صحیح یک نتیجه مثبت

(True Negative) TN:پیش‌بینی صحیح یک نتیجه منفی

(False Positive) FP:پیش‌بینی اشتباه یک نتیجه مثبت (در حالی که واقعاً منفی بوده)

(False Negative) FN:پیش‌بینی اشتباه یک نتیجه منفی (در حالی که واقعاً مثبت بوده)

این گزارش نسبت بین تعداد نمونه‌های مثبت که به‌درستی طبقه‌بندی شده‌اند و تعداد کل عناصری که باید به‌درستی طبقه‌بندی شوند را بیان میکند[1]

داده‌ی مربوط به نرخ‌های **TP Rate** (نرخ مثبت درست) و **FP Rate** (نرخ مثبت اشتباه) اجازه می‌دهد تا ماتریس آشفتگی (confusion matrix) برای یک کلاس خاص بازسازی شود.[1]

دقت پیشبینی (**Precision**) نسبت بین تعداد نمونه‌های مثبت درست (True Positive) و مجموع نمونه‌های مثبت درست و مثبت اشتباه (True Positive + False Positive) است.[1]

بازخوانی (**Recall**) درصد نمونه‌های مثبت واقعی است که به‌درستی شناسایی شده‌اند.[1]

دقت کلی (**Accuracy**) معیاری رایج برای ارزیابی عملکرد طبقه‌بندی است و نسبت نمونه‌های به‌درستی طبقه‌بندی‌شده به کل نمونه‌ها را نشان می‌دهد، در حالی که نرخ خطا (Error Rate) بر پایه تعداد نمونه‌های نادرست طبقه‌بندی‌شده تعریف می‌شود.[1]

امتیاز F1 (F1-Measure) این مقدار امکان جمع‌بندی عملکردهای طبقه‌بند (برای یک کلاس مشخص) را به صورت یک عدد واحد، با توجه به بازخوانی (Recall) و دقت (Precision) فراهم می‌کند.[1]

۵. یافته ها

۵/۱. مقایسه دقت الگوریتم های یادگیری ماشین

در این قسمت عملکرد الگوریتم ها را در داده هایی که از پلتفرم های مختلف به دست آمده ، مقایسه میکنیم:
داده‌ها از شبکه ی اجتماعی توییتر استخراج شده و پس از بخش‌بندی و استفاده از تکنیک‌های حذف کلمات توقف (Stop Words) ، تبدیل به ۱۱۹۹۷ توییت(داده) شده است. برای آموزش مدل از ۸۰٪ توییت ها(داده ها) ۹۵۹۸ استفاده شده است که ۴۸۰۴ نمونه از آن ها مثبت و ۴۷۹۴ منفی بوده است . سپس با ۲۰٪ از توییت ها معادل ۲۳۹۹ توییت از عملکرد سیستم تست گرفته شده است که در نتیجه 1194 نمونه از داده ها مثبت و 1205 نمونه از داده ها منفی بوده است.[5]

مجموعه داده ها	داده های مثبت	داده های منفی	مجموع
آموزش داده شده	۴۸۰۴	۴۷۹۴	۹۵۹۸
تست شده	۱۱۹۴	۱۲۰۵	۲۳۹۹
مجموع	۵۹۹۸	۵۹۹۹	۱۱۹۹۷

بر اساس نتایج بدست آمده از پنج بار تکرار آزمایش، در جدول۲ ، جدول ۳ و جدول۴ مشخص است ، مدلی که با استفاده از الگوریتم ماشین بردار پشتیبان (SVM) ساخته شده، عملکرد بهتری نسبت به الگوریتم جنگل تصادفی (Random Forest) دارد. [5]
الگوریتم جنگل تصادفی نیز عملکرد قابل توجهی از خود نشان داده و دقت کلی معادل ۰.۷۸۵۶۴ به دست آورده است. [5]
در ادامه نتایج به دست آمده از **آمازون** را بیان میکنیم: برای این بخش ما از تکنیک‌هایی استفاده می‌کنیم که به‌طور خودکار داده‌ها را به احساسات مثبت یا منفی تقسیم می‌کنند. داده‌های آموزشی و آزمایشی این تحقیق شامل 1000 نمونه است؛ 500 نمونه مثبت و 500 نمونه منفی و داده خنثی نداریم. [1]

جدول۲ - نتایج بدست آمده از داده های توییتر[5]

جدول۳ - نتایج آزمون الگوریتم جنگل تصادفی و ماشین بردار پشتیبان را در پنج تکرار [5]

الگوریتم ها	آزمون۱	آزمون۲	آزمون۳	آزمون۴	آزمون ۵	میانگین
Random Forest	0.78518	0.78565	0.78596	0.79018	0.78112	۰.۷۸۵۶۱
SVM	0.80227	0.79971	0.80190	0.80680	0.80044	۰.۸۰۲۲۲

جدول ۴ - عملکرد الگوریتم Random Forest , SVM [5]

الگوریتم ها	دقت‌کلی(Accuracy)	یادآوری (Recall)	دقت‌پیش‌بینی(Precision)	امتیاز F1
Random Forest	0.78564	0.78564	0.78737	0.78527
SVM	0.80394	0.80394	0.80654	0.80347

در جدول۵ مشاهده میکنیم که از ۱۰۰۰بررسی ، ۸۲۴ بررسی به درستی طبقه بندی شده و ۱۷۶ بررسی اشتباه طبقه بندی شده اند. [1]

جدول ۵- عملکرد الگوریتم SVM [1]

الگوریتم		مثبت	منفی	مجموع
SVM	مثبت	۴۰۹	۹۱	۵۰۰
	منفی	۸۵	۴۱۵	۵۰۰
	مجموع	۴۹۴	۵۰۶	۱۰۰۰

در جدول۶ مشاهده میکنیم که از ۱۰۰۰بررسی ، ۸۱۰ بررسی به درستی طبقه بندی شده و ۱۹۰ بررسی اشتباه طبقه بندی شده اند. [1]

جدول ۶ - عملکرد الگوریتم Ramdom Forest [1]

الگوریتم		مثبت	منفی	مجموع
Random Forest	مثبت	۴۰۲	۹۸	۵۰۰
	منفی	۹۳	۴۰۸	۵۰۰
	مجموع	۴۹۴	۵۰۶	۱۰۰۰

در جدول۷ از روش Hybrid یعنی ترکیب دو روش Random forest و SVM استفاده کرده ایم همینطور که می بینید از ۱۰۰۰ بررسی ، ۸۳۴ بررسی به درستی طبقه بندی شده و ۱۶۶ بررسی اشتباه طبقه بندی شده اند.

جدول ۷ - عملکرد الگوریتم RESVM [1]

الگوریتم		مثبت	منفی	مجموع
Hybrid)RFSVM (	مثبت	۴۱۶	۸۴	۵۰۰
	منفی	۸۲	۴۱۸	۵۰۰
	مجموع	۴۹۸	۵۰۲	۱۰۰۰

با توجه به جدول ۸ الگوریتم ترکیبی RFSVM، توانسته است ۸۳۴ نمونه را درست طبقه بندی کند و Precision، Recall و Accuracy آن برابر با ۸۳.۴٪ بوده است. که در مقایسه با سایر الگوریتم‌ها نشان می‌دهد که RFSVM عملکرد بهتری دارد. رویکرد ترکیبی، مزایای هر دو الگوریتم Random Forest و SVM را ترکیب کرده و با استفاده از روش‌های یادگیری ماشین نظارت‌شده، دقت بالاتری ارائه می‌دهد و در مقایسه با سایر الگوریتم‌ها، ثبات بیشتری دارد. [1]

جدول ۸ - تعداد نمونه طبقه بندی شده [1]

الگوریتم	نمونه های درست طبقه بندی شده(C.C.I)	نمونه های نادرست طبقه بندی شده(I.C.I)	دقت کلی (Accuracy)	دقت پیش‌بینی (Precision)	یادآوری (Recall)
SVM	824	176	82.4	82.4	82.4
Random Forest	810	190	81.0	81.0	81.0
RFSVM	834	166	83.4	83.4	83.4

در این قسمت نتایج به دست آمده از **اپلیکیشن TikTok Tokopedia Seller Center** را بیان میکنیم:

قصد داریم احساسات کاربران نسبت به این اپلیکیشن را تحلیل کنیم برای این کار، از دیتاستی شامل 2000 نظر کاربر استفاده شده است و دو الگوریتم ماشین بردار پشتیبان (SVM) و نایو بیز (Naive Bayes) برای دسته‌بندی احساسات به سه گروه مثبت، منفی و خنثی به کار گرفته شده است. [2]

دیتاست مورد استفاده از طریق اسکرپ کردن نظرات اپلیکیشن در گوگل‌پلی با پایتون جمع‌آوری شده است . [2]

بر اساس نتایج احساسات به‌دست آمده، مشخص شد که بیشترین احساس رایج، احساس منفی با تعداد کل ۱۱۷۱ مورد است، در حالی که احساس مثبت ۷۳۵ و احساس خنثی ۹۴ مورد بوده است.

در مرحله‌ی بعد، ارزیابی مدل طبقه‌بندی با استفاده از ماتریس آشفتگی (Confusion Matrix) انجام می‌شود تا کارایی و عملکرد دو الگوریتم بررسی گردد. در این مرحله با توجه به مقادیر جدول۹ و جدول۱۰ مشخص می‌شود که کدام روش وزن‌دهی (TF-IDF یا Term Presence) بهتر می‌تواند عملکرد مدل طبقه‌بندی را بهینه کند. [2]

جدول۹- مقایسه نتایج ارزیابی مدل‌های طبقه‌بندی با استفاده از روش TF-IDF [2]

الگوریتم	احساسات	دقت کلی (Accuracy)	یادآوری(Recall)	دقت پیش‌بینی(Precision)	امتیاز F1
SVM	منفی	0.82	0.95	0.80	0.87
	خنثی		0	0	0
	مثبت		0.71	0.85	0.77
Naïve Bayes	منفی	0.69	0.99	0.66	0.79
	خنثی		0	0	0
	مثبت		0.32	0.94	0.48

جدول۱۰-مقایسه نتایج ارزیابی مدل طبقه‌بندی با استفاده از روش Term Presence [2]

الگوریتم	احساسات	دقت کلی (Accuracy)	یادآوری(Recall)	دقت پیش‌بینی(Precision)	امتیاز F1
SVM	منفی	0.78	0.86	0.81	0.84
	خنثی		0	0	0
	مثبت		0.74	0.79	0.77
Naïve Bayes	منفی	0.75	0.84	0.77	0.80
	خنثی		0	0	0
	مثبت		0.71	0.72	0.73

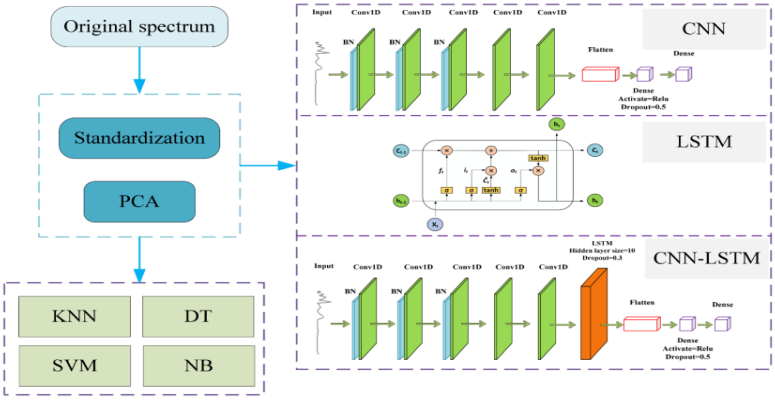
بر اساس نتایج ارزیابی برای مدل‌های طبقه‌بندی SVM و Naive Bayes، دقت مدل SVM چه در روش TF-IDF و چه در روش Term Presence بالاتر از مدل Naive Bayes بوده است. هر دو مدل در بخش احساس خنثی همچنان نتایج ضعیفی نشان داده‌اند. [2]

در نهایت، روش وزن‌دهی TF-IDF در بهینه‌سازی عملکرد مدل‌های طبقه‌بندی بسیار بهتر از روش Term Presence عمل کرده است. این به دلیل توانایی TF-IDF در شناسایی اطلاعات پیچیده‌تر و مرتبط‌تر در نظرات نسبت به Term Presence با نمایش باینری ساده آن می‌باشد. [2]

۵/۲. مقایسه الگوریتم های یادگیری عمیق

همانطور که در بخش ۲/۵ گفته شد مدل های شبکه عصبی بازگشتی برای پردازش داده‌های دنباله‌ای طراحی شده اند و پیشرفت بسیاری در این زمینه داشتند. مدل های LSTM برای غلبه بر مشکل کاهش گرادیان در RNN ها طراحی شدند و توانایی حفظ وابستگی های بلند مدت را به دست آوردند.[4]

RNNها در وظایف احساسات توالی کوتاه با آموزش روی داده‌های کافی و استفاده از تعبیه‌های پیش‌آموزش‌دیده مانند Word2Vec یا GloVe نتایج قابل توجهی کسب کرده‌اند. مطالعاتی که از LSTM برای تشخیص احساس در سطح توییتر



استفاده کرده‌اند، بهبود دقت به‌ویژه در مدیریت طعنه، منفی‌سازی و بیان‌های هیجانی ظریف را گزارش کرده‌اند .[9] با توجه به شکل۸ معماری‌های ترکیبی که CNN و LSTM را با هم به‌کار گرفته‌اند، عملکرد مدل را با درک هر دو الگوی محلی و ترتیبی در متن‌های حاوی احساس افزایش داده‌اند.[9] مدل‌های مبتنی بر LSTM در مجموعه‌داده‌هایی مانند SemEval، Yelp و پیکره‌های توییتر که وابستگی‌های زمانی و نحو پیچیده رایج است، به طور گسترده اعتبارسنجی شده‌اند.[9] GRUها در مدل‌سازی توالی‌های کوتاه و بلند نتایج رقابتی نشان داده‌اند و با هزینه محاسباتی کمتر برای کاربردهای بلادرنگ تحلیل احساسات شبکه‌های اجتماعی مناسب هستند .[9]مطالعات مقایسه‌ای بین GRU و LSTM نشان داده‌اند که GRU در شرایط محدودیت داده آموزشی یا منابع اغلب عملکردی برابر دارد.[9]

شکل ۸- معماری‌های مدل برای تحلیل طیف با استفاده از شبکه عصبی کانولوشنی (CNN)، شبکه حافظه بلند-کوتاه‌مدت (LSTM) و یادگیری ماشین کلاسیک[9]

مدل های شبکه عصبی بازگشتی به دلیل پردازش ترتیبی هنوز محدودیت‌هایی در گرفتن وابستگی‌های بلندمدت دارند. مدل های مبتنی بر ترنسفورمر برخلاف RNN ها، به جای پردازش ترتیبی، از مکانیزم Self-Attention برای درک همزمان وابستگی میان واژه های جمله بهره میبرند که این توانایی ترنسفورمرها را در وظایفی که نیازمند فهم دقیق زبان است، بسیار موفق کرده است.[4]

مدل‌های ترنسفورمر باعث پیشرفت بیشتر در فهم و تولید زبان شده‌اند. به عنوان مثال همانطور که در بخش ۲/۵ گفته شد BERT متن را به صورت دوطرفه پردازش می‌کند که باعث میشود وابستگی‌های ظریف را درک کند و فهم پرسش‌ها را بهبود ببخشد .این درک عمیق متنی باعث افزایش دقت پاسخ‌های تولید شده توسط سیستم‌های هوش مصنوعی در خدمات مشتری می‌شود و آن‌ها را برای مدیریت پرسش‌های پیچیده و مبهم بهتر آماده می‌کند.[4]

همچنین رویکرد autoregressive در مدل‌هایGPT باعث می‌شود در برنامه‌های مکالمه‌ای که حفظ جریان طبیعی گفت‌وگو اهمیت دارد، بسیار موثر باشد. توانایی GPT در تولید پاسخ‌های منسجم و حساس به زمینه، آن را به جزئی کلیدی در سیستم‌های هوش مصنوعی مکالمه‌ای تبدیل می‌کند که تعامل و رضایت مشتری را افزایش می‌دهد. [4]

این مدل‌های مبتنی بر ترنسفورمر به سیستم‌های هوش مصنوعی امکان می‌دهند تا حجم عظیمی از داده‌ها را پردازش کرده و از عهده وظایف زبان در مقیاس بزرگ برآیند. آنها می‌توانند مجموعه داده های آموزشی گسترده را به بخش‌های قابل مدیریت تقسیم کرده و به‌صورت موازی تحلیل کنند. این توانایی پردازش موازی، مقیاس‌پذیری را افزایش می‌دهد و به سیستم‌های هوش مصنوعی اجازه می‌دهد میلیون‌ها تعامل را همزمان بدون کاهش عملکرد، مدیریت کنند. همچنین قابلیت توزیع پردازش بین چند سرور یا نود باعث می‌شود زمان پاسخ حتی در دوره‌های ترافیک بالا، مانند تبلیغات فروش یا ساعات اوج کاری، پایین باقی بماند.[4]

۵/۳. بحث

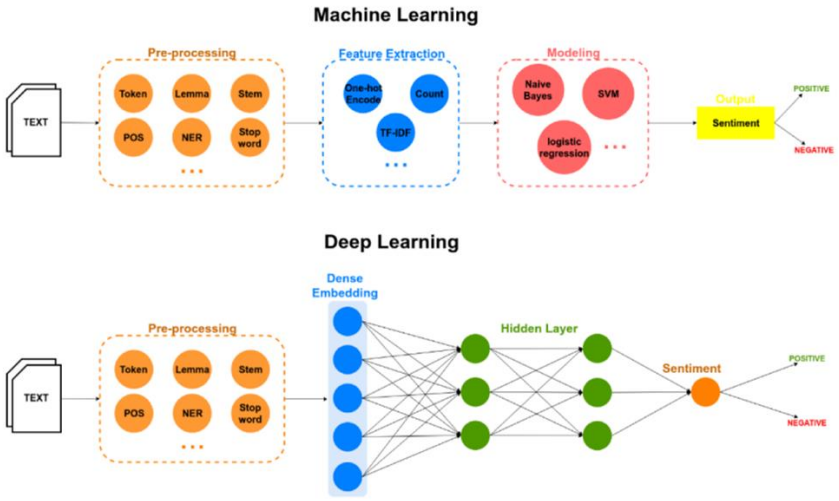
ارزیابی عملکرد مدل‌های مختلف تحلیل احساسات، از داده‌های متنی استخراج‌شده ی توییتر ، آمازون ، توکوپدیا صورت گرفته است، که نشان می دهد الگوریتم SVM در مقایسه با Random Forest در داده های توییتر در پنج بار تکرار و در مقایسه با Naive Bayes با استفاده از روش‌های وزن‌دهی TF-IDF و Term Presence در داده های متنی توکوپدیا، عملکرد بهتری نسبت به سایر الگوریتم‌ها داشته است. [5][1]

همچنین، نتایج کلی پژوهش نشان می‌دهد که استفاده از رویکردهای ترکیبی در مدل‌سازی و طبقه‌بندی احساسات، منجر به افزایش دقت، کاهش خطا و پایداری بیشتر در محیط‌های واقعی می‌شود. به‌ویژه، الگوریتم SVM در ترکیب با روش وزن‌دهی TF-IDF بهترین عملکرد را در طبقه‌بندی احساسات مثبت، منفی و خنثی بعد از مدل ترکیبی RFSVM ارائه داده است.[1]

الگوریتم های یادگیری عمیق، مدل های مبتنی بر ترنسفورمر از جمله GPT و BERT به دلیل درک همزمان وابستگی میان تمام واژه های جمله و توانایی حفظ وابستگی های بلند مدت نسبت به شبکه های عصبی بازگشتی عملکرد بهتری دارند و در تحلیل احساسات مشتری موفق تر عمل میکنند.[4]

الگوریتم‌های یادگیری ماشین قادر به پردازش و یادگیری حجم وسیعی از داده‌های حاشیه‌نویسی‌شده زبانی هستند. با این حال این مدل ها اغلب در مواجهه با پدیده‌های زبانی ظریف مانند طعنه، منفی‌سازی و عبارات اصطلاحی که نیازمند درک عمیق‌تر زمینه هستند، دچار مشکل می‌شوند؛ همچنین الگوریتم‌های یادگیری ماشین نظارت‌شده مانند ماشین بردار پشتیبان (SVM)، درخت تصمیم‌گیری و رگرسیون لجستیک برای طبقه‌بندی طعنه استفاده می‌شوند و بر ویژگی‌های دستی نظیر ان-گرام‌ها، برچسب‌های نقش کلمه (POS) و تضاد احساسی متکی هستند؛ با این حال، عملکرد این مدل‌ها به دلیل ناتوانی در ثبت وابستگی‌های بلندمدت و تفاوت‌های ظریف زبانی محدود است. معماری‌های یادگیری عمیق مانند CNN، LSTM، و مدل‌های مبتنی بر ترنسفورمر عملکرد بهتری دارند چرا که ویژگی‌های پنهان را از مجموعه داده‌های بزرگ استخراج می‌کنند. مدل‌های دوطرفه می‌توانند زمینه را از هر دو جهت دریافت کنند و در نتیجه در رفع ابهام عبارات طعنه‌آمیز بهتر عمل کنند. مدل‌های از پیش آموزش‌دیده و مبتنی بر ترنسفورمر عملکردی بهتر از روش‌های سنتی نشان داده‌اند. [9]

ویژگی‌های نحوی و معنایی در پرداختن به پدیده‌های زبانی مانند طعنه، کنایه، و منفی‌سازی که در گفتمان شبکه‌های اجتماعی رایج هستند، اهمیت ویژه‌ای دارند. برخلاف مدل‌های سنتی که به نمایش‌های پراکنده وابسته‌اند، معماری‌های یادگیری عمیق مانند CNN، RNN، LSTM و GRU می‌توانند این الگوهای معنایی و نحوی را از توالی‌ها استخراج کرده و دقت طبقه‌بندی را بهبود ببخشند. توانایی این مدل‌ها در یادگیری از بافت ترتیبی و درک وابستگی‌های عمیق ویژگی‌ها، آنها را برای کاربردهای غنی از احساس مانند شناسایی هیجان، تشخیص موضع و استخراج نظر مناسب ساخته است. [9] در شکل ۹ تفاوت یادگیری ماشین و یادگیری عمیق آورده شده است.



شکل ۹- تفاوت بین دو رویکرد طبقه‌بندی قطبیت احساسات؛ یادگیری ماشین و یادگیری عمیق [9]

مدل‌های مبتنی بر CNN در مجموعه‌داده‌های معیار از جمله SST، IMDb و نقدهای آمازون عملکرد بهتری نسبت به طبقه‌بندهای سنتی یادگیری ماشین داشته‌اند. [9] چندین مطالعه گزارش کرده‌اند که مدل‌های یادگیری عمیق دقت طبقه‌بندی را بین ۸ تا ۱۵ درصد بیشتر از الگوریتم‌های سنتی بهبود داده‌اند. این مطالعات نشان داد که مدل‌های یادگیری عمیق و ترنسفورمرها توانسته‌اند در فهم ساختارهای پیچیده زبان و زمینه متنی بهتر عمل کنند.

۶. نتیجه گیری

در این پژوهش، با هدف طراحی یک چارچوب ترکیبی، جهت تحلیل احساسات کاربران در بستر اینترنت اشیاء اجتماعی، از داده‌های واقعی استخراج‌شده از شبکه‌های اجتماعی، اپلیکیشن‌های هوشمند و همچنین داده‌های رفتاری حاصل از دستگاه‌های متصل به اینترنت اشیاء استفاده گردیده است .[2] در این چهارچوب مدل های ذکر شده در مطالعات پیشین با یکدیگر ترکیب شده اند تا یک مدل جامع تر برای تحلیل احساسات کاربران در IOT اجتماعی ایجاد کنیم.

پس از جمع آوری داده ها به صورت دستی و پاکسازی داده ها، با استفاده از الگوریتم ترکیبی RFSVM و استفاده از مدل TF-IDF ، نظرات مشتریان را تحلیل میکنیم. همچنین از مدل های مبتنی بر ترنسفورمر از جمله BERT و DISTILBERT، برای جمع آوری و تحلیل داده ها به صورت خودکار استفاده میکنیم. در این چهارچوب با توجه به مطالعات پیشین و در نظر گرفتن چالش‌هایی از قبیل زبان غیررسمی کاربران، ابهام معنایی در جملات و نیاز به تحلیل بلادرنگ در محیط اینترنت اشیاء، ترکیب مدل های مبتنی بر ترنسفورمر با الگوریتم‌های یادگیری ماشین می‌تواند راه‌حلی مؤثر برای درک بهتر رفتار کاربران و بهینه‌سازی سیستم‌های هوشمند باشد. ترکیب این مدل ها باعث میشود بتوانیم به جزییات دقیق تری راجب نظر کاربر دست یابیم؛ به عنوان مثل دریابیم که علت نارضایتی کاربر به دلیل عوامل محیطی (مانند گرمای هوا یا موقعیت جغرافیایی و یا مشکلات اجتماعی) بوده یا به دلیل نقص و مشکل در محصول و خدمات.

چارچوب طراحی‌شده در این تحقیق، قابلیت به‌کارگیری در حوزه‌های متعددی نظیر شهر هوشمند، خدمات مشتری، پایش سلامت روانی و تحلیل تجربیات کاربران را دارا است.

مهم‌ترین مزیت‌ها و یافته‌ها:

استفاده از مدل‌های ترکیبی پیشرفته مانند RFSVM (Random Forest Support Vector Machine) همراه با مدل‌های پیشرفته NLP مانند BERT وGPT ، موجب افزایش قابل توجه دقت در تحلیل احساسات می‌شود. این ترکیب، توانایی بهتری در درک زمینه و پیچیدگی‌های زبانی فراهم می‌کند .

پردازش بلادرنگ داده‌های IoT با بهره‌گیری از الگوریتم‌های یادگیری عمیق و تکنیک‌های تحلیل چندمنبعی، امکان تصمیم‌گیری سریع و دقیق در سیستم‌های هوشمند را فراهم می‌آورد که به بهبود واکنش به شرایط بحرانی و بهینه‌سازی خدمات شهری کمک می‌کند.کاربرد هوش مصنوعی و پردازش زبان طبیعی در تحلیل احساسات کاربران در محیط‌های پیچیده و پویا، مانند شبکه‌های اجتماعی و شهرهای هوشمند، باعث می‌شود که سیستم‌ها بتوانند تغییرات سریع در رفتار و نیازهای کاربران را درک و پاسخگو باشند.

۶٫۱. پیشنهادات برای پژوهش های آینده:

۱. استفاده از مدل‌های پیشرفته‌تری مانند یادگیری عمیق (Deep Learning) تا دقت طبقه‌بندی احساسات، به‌ویژه در بخش نظرات خنثی، بالاتر برود.

۲. استفاده از مدل های پیشرفته تر مانند BERT یا RoBERT برای درک بهتر زمینه معنایی در جملات پیچیده و اصطلاحات غیر رسمی.

۳. تحلیل چند وجهی احساسات با ترکیب داده های متنی ، صوتی و تصویری منتشر شده توسط کاربران برای افزایش دقت.

۴. ساخت مجموعه داده های احساسی فارسی ویژه ی IOT برای کمک به آموزش دقیق تر مدل ها در بستر زبان فارسی.

۵ . بکارگیری تحلیل بلادرنگ در لبه شبکه برای پیاده سازی مستقیم در محیط های عملیاتی IOT.

۶ . بررسی تعامل احساسات کاربران با شرایط محیطی (دما، زمان ، مکان) برای تحلیل رفتاری پیچیده تر.

منابع:

1. Al Amrani, Y., Lazaar, M., & El Kadiri, K. E. (2018). Random Forest and Support Vector Machine based Hybrid Approach to Sentiment Analysis. Procedia Computer Science, 127, 511–520. https://doi.org/10.1016/j.procs.2018.01.150
2. Dara, F. A., & Pratama, I. (2025). Sentiment Analysis of the TikTok Tokopedia Seller Center Application Using Support Vector Machine (SVM) and Naive Bayes Algorithms. International Journal of Software Engineering and Computer Science, 5(1), 177–189. https://doi.org/10.35870/ijsecs.v5i1.3463
3. Ben Ahmed, K., Radenski, A., Bouhorma, M., & Ben Ahmed, M. (2016). Sentiment Analysis for Smart Cities: State of the Art and Opportunities. In *Proceedings of the International Conference on Internet Computing and Internet of Things (ICOMP'16)* (pp. 55–58). CSREA Press. Retrieved from https://worldcomp-proceedings.com/proc/p2016/ICM3084.pdf
4. Chinna Raju, A. R. (2025). Advancing AI-Driven Customer Service with NLP: A Novel BERT-Based Model for Automated Responses. Journal of Emerging Technologies and Innovative Research (JETIR), 12(1), 89–101.
https://www.jetir.org/view?paper=JETIR2501712
5. Khan, T. A., Sadiq, R., Shahid, Z., Alam, M. M., & Su'ud, M. B. M. (2024). Sentiment analysis using Support Vector Machine and Random Forest. Journal of Informatics and Web Engineering, 3(1), 68–74. https://doi.org/10.33093/jiwe.2024.3.1.5
6. Manikyala, A. (2022). Sentiment analysis in IoT data streams: An NLP-based strategy for understanding customer responses. Silicon Valley Tech Review, 1(1), 35–47. https://www.researchgate.net/publication/387427853
7. Hodorog, A., Petri, I., & Rezgui, Y. (2022). Machine learning and Natural Language Processing of social media data for event detection in smart cities. Sustainable Cities and Society, 85, 104026. https://doi.org/10.1016/j.scs.2022.104026
8. OpenAI. (2025). Illustration of the Support Vector Machine (SVM) algorithm , combined function of SVM and Random Forest algorithms , how the Random Forest algorithm works [AI-generated image]. ChatGPT. https://chat.openai.com/
9. Alam, M. S., Mrida, M. S. H., & Rahman, M. A. (2025). Sentiment analysis in social media: How data science impacts public opinion knowledge integrates natural language processing (NLP) with artificial intelligence (AI). American Journal of Scholarly Research and Innovation, 4(1), 63–100. https://doi.org/10.63125/r3sq6p80