

تحلیل دیدگاه‌های شهروندان درباره تصادفات در شبکه‌های اجتماعی با استفاده از مدل‌های زبانی بزرگ

مقاله علمی - پژوهشی

* رضا گلشن خواص (نویسنده مسئول)، استادیار، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران، ایران

محمدرضا نصرتی، دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران، ایران

*پست الکترونیکی نویسنده مسئول: rgolshan@iust.ac.ir

دریافت: ۱۴۰۵/۰۲/۱۸ - پذیرش: ۱۴۰۵/۰۵/۱۰

صفحه ۵۹۰-۵۷۱

چکیده

اخیراً محتوای منتشر شده در شبکه‌های اجتماعی، فرصتی برای پژوهشگران حمل‌ونقل فراهم کرده تا نگرش عمومی نسبت به ایمنی راه‌ها را در ابعاد مختلف بررسی کنند. در این مطالعه با استخراج داده‌های رسانه‌های اجتماعی یک فرایند برای تحلیل متنی پیام‌های مرتبط با تصادفات با استفاده از مدل‌های زبانی بزرگ پیشنهاد شده و به طور موردی به کاررفته است. در این فرایند، داده‌ها پس از استخراج، پیش‌پردازش شده و سپس مدل زبانی مولد Gemma 4 برای سه وظیفه دسته‌بندی متن، تحلیل احساسات و خلاصه‌سازی تنظیم دقیق شده و به کار گرفته شد. در گام اول دسته‌بندی و جدا سازی پیام‌های مربوط به تصادف صورت گرفت و در گام دوم مدل زبانی تنظیم دقیق شده توانست با دقت ۸۷ درصد تحلیل احساسات پیام‌های مربوط به تصادف را انجام دهد. در نهایت نسبت به خلاصه‌سازی موضوعی پیام‌ها و تحلیل نتایج اقدام شد. تحلیل احساسات و خلاصه‌سازی موضوعی نشان داد اگرچه بیشتر پیام‌ها ماهیت خبری داشتند، حدود ۲۱ درصد از آن‌ها شامل نظرات منفی و گلایه‌های کاربران بوده که به مسائل مختلف از جمله چالش‌های زیر ساختی ایمنی راه و حتی برخی جنبه‌های مدیریتی و فرهنگی اشاره می‌کردند. این یافته‌ها بیانگر آن است که پیام‌های منتشر شده، علاوه بر اطلاع رسانی درباره تصادفات، بازتابی از دیدگاه‌ها، انتقادات و پیشنهاد‌های شهروندان هستند و می‌توانند به‌ویژه در سطوح محلی که معمولاً نظرسنجی‌های عمومی به صورت مداوم صورت نمی‌گیرد به درک بهتر مسائل ایمنی راه و حمل‌ونقل کمک کنند.

واژه‌های کلیدی: ایمنی ترافیک، تصادفات، داده‌کاوی، شبکه‌های اجتماعی، مدل‌های زبانی بزرگ

۱- مقدمه

باتوجه به گزارش‌های اخیر، بیش از هشتاد درصد از جمعیت ایران از شبکه‌های اجتماعی استفاده می‌کنند (ISPA, 2025) و هر ثانیه هزاران محتوا به واسطه این بسترها تولید و منتشر می‌شود. این محتوا که به وسیله شهروندان شهرهای مختلف یا متخصصین در زمینه‌های متنوعی مانند حمل‌ونقل تولید و در بستر سرویس‌های وبلاگ‌نویسی کوچک‌مقیاس^۱ مانند توییتر و

شبکه‌های اجتماعی به‌عنوان یکی از ابزارهای قدرتمند ارتباطی در دهه‌های اخیر، به سرعت جایگاه ویژه‌ای در زندگی روزمره افراد در سراسر جهان پیدا کرده‌اند. این شبکه‌ها با ارائه بستری برای ارتباطات آنی، به اشتراک‌گذاری اطلاعات و اظهارنظر، تبدیل به یک منبع غنی از داده‌ها شده‌اند که می‌تواند بینش‌های ارزشمندی را در مورد رفتارها، عادات، و ترجیحات کاربران ارائه دهد.

اینستاگرام یا کانال‌های خبری در شبکه‌های اجتماعی دیگر منتشر می‌شود، شامل اطلاعات فراگیر و متنوعی است که می‌تواند به طور مستقیم یا غیرمستقیم با مسائل مختلفی از جمله حمل و نقل مرتبط باشد. شبکه‌های اجتماعی، به دلیل ماهیت غیررسمی و تعاملی خود، امکان اظهارنظر و تبادل افکار را با حداقل محدودیت و اجبار برای کاربران فراهم می‌کنند. این نظرات و محتواها که معمولاً در زمان واقعی یا نزدیک به واقعی منتشر می‌شوند، دارای حجم بسیار زیادی هستند و به عنوان کلان‌داده‌هایی شناخته می‌شوند که تحلیل و استفاده از آن‌ها می‌تواند اطلاعات مهمی را در اختیار تصمیم‌گیران و برنامه‌ریزان قرار دهد. متصدیان و کارشناسان معمولاً برای درک نگرش عمومی نسبت به یک پدیده یا تغییر خاص یا ارزیابی وضعیت اجزا زیرساخت‌های شهری و اجرای تعمیر و نگهداری و بهبود، به جمع‌آوری نظرسنجی‌ها و مصاحبه‌ها اقدام می‌کنند. داده‌های رسانه‌های اجتماعی می‌توانند در جهت کمک برای این اقدامات به کار گرفته شوند و در واقع داده‌کاوی شبکه‌های اجتماعی یک رویکرد پیش‌گیرانه و مقرون‌به‌صرفه برای دخیل کردن مشارکت عمومی است.

استفاده از داده‌های رسانه‌های اجتماعی مزایای قابل توجهی نسبت به روش‌های سنتی مانند بازرسی‌های میدانی، نظرسنجی‌ها و مصاحبه‌ها دارد. یکی از مهم‌ترین این مزایا، دسترسی به حجم عظیمی از داده‌ها به دلیل فراوانی کاربران و مشارکت بالای آن‌ها در پلتفرم‌های اجتماعی است؛ این ویژگی باعث می‌شود نمونه‌های جمع‌آوری‌شده حتی شامل اقلیت‌ها و جمعیت‌هایی شود که معمولاً در روش‌های سنتی نادیده گرفته می‌شوند. علاوه بر این، رسانه‌های اجتماعی بستری برای ظهور طبیعی گرایش‌ها و بیان آزاد افکار عمومی فراهم می‌کنند، بدون اینکه پاسخ‌ها تحت تأثیر محدودیت‌های سؤالات ازپیش‌تعیین‌شده یا شرایط مصنوعی مانند مصاحبه‌های رودررو قرار گیرند. کاربران اغلب در زمانی که تحت تأثیر مستقیم مشکلات قرار می‌گیرند، به صورت داوطلبانه نظرات خود را منتشر می‌کنند و این امر امکان استخراج دیدگاه‌های صادقانه‌تر و دقیق‌تری را فراهم می‌آورد. همچنین، این داده‌ها معمولاً به صورت پویا، سریع و با هزینه مالی و زمانی بسیار پایین در دسترس هستند. در مجموع، رسانه‌های اجتماعی راهکاری نوین و مقرون‌به‌صرفه برای جمع‌آوری نظرات عمومی، کشف بینش‌های جدید و حمایت از تصمیم‌گیری‌های هوشمند در حوزه نگهداری و بهبود زیرساخت‌های شهری ارائه می‌دهند.

این داده‌ها در برخی موارد به صورت مستقل و در برخی موارد به صورت داده اضافی و مکمل به کار می‌روند. با کمترین هزینه از طریق این داده‌ها می‌توان اطلاعات به‌روز به دست آورد. باین حال استخراج اطلاعات مفید از آنها نیازمند روش‌های خاصی است؛ از این رو کسب اطلاعات مفید از آنها گاهی به پیداکردن سوزن در انبار کاه تشبیه می‌شود. بزرگ‌ترین چالش در مسیر کسب اطلاعات مفید از داده‌های رسانه‌های اجتماعی، استخراج، پردازش و تحلیل این داده‌های غالباً متنی و بدون ساختار و قاعده است و تحلیل آنها در فضایی که ممکن است متون از حالت رسمی خارج شوند دشوارتر نیز هست (Grant-Muller et al., 2015). با پیشرفت مدل‌های زبانی بزرگ، اکنون تحلیل و پردازش دقیق‌تر و سریع‌تر این داده‌ها امکان‌پذیر شده است؛ بنابراین در چند سال اخیر تلاش‌های زیادی برای کاربست این مدل‌ها برای استخراج اطلاعات از داده‌های متنی صورت گرفته و مطالعات شبکه‌های اجتماعی رشد تصاعدی پیدا کرده است.

درحالی‌که در ایران غالب مطالعات برای درک نگرش عمومی به سمت پرسش‌نامه‌هایی در قالب فرم‌های مجازی رفتند که اتفاقاً بیشتر در بستر گروه‌های شبکه‌های اجتماعی یا از طریق وبگاه‌ها و ایمیل منتشر می‌شوند؛ در جهان امروز بسیاری از مطالعات به جای این پرسش‌نامه‌ها به سمت استفاده مستقیم از نظرات شهروندان رفته‌اند. این استفاده مستقیم معایب و مزایای انتشار پرسش‌نامه در فضای مجازی را می‌پذیرد. به طور مثال در هر دوی این روش‌ها نسبت به سن مخاطبین سوگیری وجود دارد و مخاطبین شرکت‌کنندگان بیشتر جوانان و جمعیت نیروی کار هستند (Lock & Pettit, 2020)؛ ازسوی دیگر در این شیوه امکان جمع‌آوری اطلاعات برای سطح تحصیلات و زبان‌ها و ملیت‌های متفاوت فراهم است و مهم‌تر از آن محدودیت‌های جغرافیایی جمع‌آوری سنتی داده‌ها از بین می‌رود (Efthymiou & Antoniou, 2012). طی یک پژوهش در اندونزی نویسندگان اظهار داشتند که این شیوه از نظرکاوی اگرچه میان شرکت‌های خصوصی و به خصوص شرکت‌های خصوصی حمل‌ونقلی موردتوجه قرار گرفته است، محبوبیت چندانی میان سازمان‌های دولتی ندارد و متصدیان و مسئولان معمولاً از این شبکه‌ها غافل هستند (Saragih & Girsang, 2017).

نظرکاوی، افکارسنجی و کسب اطلاعات مفید از طریق داده‌های رسانه‌های اجتماعی باتوجه به گسترش فعلی و دخیل شدن هر چه بیشتر نسل‌ها در آنها که به کاهش سوگیری می‌انجامد و همچنین

به سهولت امکان پذیر نیست؛ زیرا استخراج محتوای مرتبط، تفسیر متن و شناسایی الگوهای معنایی نیازمند روش‌هایی است که قادر به پردازش خودکار زبان در مقیاس‌های انبوه باشند. از این رو، پیش از مرور مطالعات پیشین لازم است مروری بر تحول روش‌های پردازش زبان طبیعی و نقش آن‌ها در تحلیل داده‌های متنی انجام شود. پس از آن، تلاش‌های صورت گرفته پژوهشگران حوزه حمل‌ونقل در زمینه استفاده از داده‌های شبکه‌های اجتماعی در دسته‌بندی‌های مختلف مورد بررسی قرار می‌گیرد.

۲-۱- سیر تحول روش‌های پردازش زبان طبیعی

پردازش زبان طبیعی (NLP^۳) شاخه‌ای از پژوهش و کاربرد محسوب می‌شود که به بررسی و مطالعه چگونگی استفاده از رایانه‌ها برای درک، تجزیه و تحلیل و تولید متون یا گفتار طبیعی می‌پردازد. پژوهشگران در این حوزه به دنبال استخراج دانش در مورد نحوه‌ی درک و استفاده انسان‌ها از زبان هستند تا در نهایت ابزارها و تکنیک‌هایی طراحی شود که سامانه‌های رایانه‌ای قادر به درک و پردازش زبان در سطوح مختلف (از جمله تحلیل واژه، نحو، معنا و گفتگو) باشند.

از نخستین مدل‌های مبتنی بر قواعد در دهه‌های ۱۹۵۰ و ۱۹۶۰ که تلاش می‌کردند زبان را با مجموعه‌ای از قوانین صریح پردازش کنند، تا ورود رویکردهای آماری در دهه ۱۹۹۰ که با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین مانند مدل‌های n-gram و ماشین بردار پشتیبان (SVM^۴) توانستند الگوهای زبان را از داده‌های بزرگ‌تر استخراج کنند، مسیر پیشرفت NLP بسیار گسترده شد. با ظهور شبکه‌های عصبی و به‌ویژه معماری ترنسفورمر در سال ۲۰۱۷، تحولی بزرگ در این حوزه رخ داد که امکان پردازش هم‌زمان وابستگی‌های دوردست و ساختارهای پیچیده زبان را به طور چشمگیری بهبود بخشید. این معماری با استفاده از مکانیزم Self-Attention، مدل را قادر می‌سازد تا روابط معنایی بین کلمات را بهتر درک کند که تحولی اساسی در پردازش زبان طبیعی و سایر حوزه‌های یادگیری عمیق ایجاد کرده است (Vaswani, 2017).

مدل‌های زبانی بزرگ (LLM^۵) مانند BERT، GPT و Gemma بر پایه ترنسفورمرها ساخته شده‌اند و توانایی‌های پیشرفته‌ای در درک و تولید متن دارند. این مدل‌ها با آموزش روی مجموعه داده‌های گسترده، قادر به یادگیری ساختارهای معنایی و

پیش‌بینی گسترده شدن بیشتر در آینده از اهمیت بالایی برخوردار است. استخراج و تحلیل آن‌ها علی‌رغم پیچیده بودن، به علت حجم بالا مقرون به صرفه است و باتوجه به اینکه روزبه‌روز مهم‌تر می‌شوند و جهت‌گیری به‌خصوص اولیه جوامع در این شبکه‌ها منعکس می‌شود، غفلت از آن‌ها می‌تواند ضررهای زیادی را متوجه کند. پیشرفت‌های اخیر در زمینه هوش مصنوعی و مدل‌های زبانی بزرگ، استخراج اطلاعات مفید از حجم انبوه این داده‌های متنی را امکان‌پذیر کرده و در سال‌های اخیر به سرعت سرمایه‌گذاری در سامانه‌های مبتنی بر این داده‌ها افزایش یافته است.

با وجود گسترش مطالعات مبتنی بر داده‌های شبکه‌های اجتماعی در جهان، پژوهش‌های مرتبط با استفاده از این داده‌ها در ایران برای حوزه حمل‌ونقل و به‌ویژه درباره تصادفات هنوز محدود مانده است. بسیاری از مطالعات داخلی همچنان بر روش‌های سنتی گردآوری داده تکیه دارند و کمتر به ظرفیت نظرات منتشر شده کاربران در شبکه‌های اجتماعی توجه شده است. پژوهش حاضر با پیشنهاد و ارزیابی یک فرایند مبتنی بر مدل‌های زبانی بزرگ به تحلیل دیدگاه‌های شهروندان درباره تصادفات بر اساس داده‌های متنی شبکه‌های اجتماعی می‌پردازد. همچنین در این پژوهش، فرایند پیشنهادی برای بررسی محتوای منتشر شده درباره تصادفات در شهرستان دماوند به کار گرفته شد تا ماهیت این محتوا شناسایی و مضامین ذکر شده در پیام‌ها استخراج شود.

آنچه این پژوهش را از مطالعات پیشین متمایز می‌کند، آموزش و به‌کارگیری مدل زبانی مولد^۲ برای سه وظیفه دسته‌بندی متن، تحلیل احساسات و خلاصه‌سازی موضوعی متون فارسی مربوط به تصادفات در ایران است. براین اساس، دو پرسش اساسی پژوهش عبارت‌اند از: ۱) یک فرایند مبتنی بر مدل‌های زبانی بزرگ تا چه حد قادر است محتوای مرتبط با سوانح رانندگی را از میان داده‌های متنی شبکه‌های اجتماعی به طور مؤثر شناسایی و تحلیل کند؟ ۲) تحلیل محتوای متنی پیام‌های مرتبط با تصادفات در شبکه‌های اجتماعی چه الگوها و ابعاد محتوایی را در بازتاب رخدادهای تصادف نشان می‌دهد؟

۲- پیشینه تحقیق

در سال‌های اخیر، گسترش شبکه‌های اجتماعی و تولید حجم وسیعی از داده‌های متنی توسط کاربران باعث شده توجه پژوهشگران حوزه حمل‌ونقل به این داده‌ها جلب شود. تحلیل چنین داده‌هایی بدون بهره‌گیری از ابزارهای پردازش زبان طبیعی

می‌توان سایر حوادث مانند طوفان، آتش‌فشان و حوادث ترافیکی را بدین‌وسیله شناسایی کرد.

اما اولین اقدامات برای افکارسنجی از طریق شبکه‌های اجتماعی در شهر آستین ایالات متحده در سال ۲۰۱۲ اتفاق افتاد که در یک اقدام با هدف دخیل‌کردن و ایجاد حس مشارکت در شهروندان پروژه‌ای آغاز شد که آنها را به نظردهی در شبکه‌های اجتماعی در مورد مباحث حمل‌ونقلی شهر ترغیب می‌کرد (Evans- (Cowley & Griffin, 2012). این پروژه از روش‌های مختلفی استفاده کرد که در میان سایر روش‌ها، مشارکت از طریق توییتر و فیس‌بوک کمترین زمان و هزینه را از شهروندان می‌طلبد و بیشترین میزان مشارکت را فراهم کرد. پس از آن تعداد زیادی از دپارتمان‌های حمل‌ونقل در شهرهای مختلف آمریکا نسبت به ایجاد اکانت‌های اطلاع‌رسانی در شبکه‌های اجتماعی اقدام کردند و کاربران را هم به مشارکت بیشتر تشویق کردند (Wojtowicz & Wallace, 2016).

پس از فراگیری شبکه‌های اجتماعی و پیام‌رسان‌های باقابلیت جستجوگر عمومی، هر پیامی که توسط کاربران به‌صورت عمومی منتشر می‌شد امکان رصد و ذخیره در مجموعه‌داده را پیدا کرد. اما به‌منظور پیداکردن پیام‌های مربوط به حمل‌ونقل نیاز بود که پیام‌ها دسته‌بندی شده و دسته مربوط به حمل‌ونقل جداسازی شود. درحالی‌که مطالعات اولیه به روش‌های کاملاً سنتی مانند برچسب‌گذاری دستی متکی بودند، به‌تدریج استفاده از روش‌های پردازش زبان طبیعی برای دسته‌بندی و تحلیل احساسات رواج پیدا کرد. به طور مثال می‌توان به یک چارچوب پیشنهادی اشاره کرد که برای استخراج، طبقه‌بندی و تحلیل محتوای مربوط به حمل‌ونقل در شبکه‌های اجتماعی ایجاد شد. در این مطالعه با استفاده از آموزش مدل‌های یادگیری ماشین سنتی مانند SVM و دسته‌بندی‌کننده بیز ساده^{۱۰} به طبقه‌بندی داده‌ها به انواع مربوط و غیر مربوط به حمل‌ونقل، بیان‌کننده یا غیر بیان‌کننده یک نیاز حمل‌ونقلی، گزارش یا عدم گزارش یک رویداد و دسته مدهای مختلف سفر اقدام شد (Kuflik et al., 2017).

۲-۳- افکارسنجی در مورد زیرساخت‌های حمل‌ونقل

در زمینه سنجش افکار عمومی بخشی از پژوهش‌ها به سمت ارزیابی زیرساخت‌ها از طریق داده‌کاوی فضای مجازی رفته‌اند. مطالعه لاک و پتیت به نظرات در مورد شبکه حمل‌ونقل ریلی سیدنی می‌پردازد. در این پژوهش با تحلیل بیش از ۵۵ هزار توییت

نحوی پیچیده زبان شده و در وظایف مختلفی مانند دسته‌بندی متن، ترجمه و تولید محتوا عملکرد بالایی از خود نشان می‌دهند (Devlin, 2018; Radford et al., 2018; Touvron et al., 2023). بااین‌وجود، برای بهینه‌سازی عملکرد مدل‌های زبانی در کاربردهای خاص، فرایند تنظیم دقیق^۶ ضروری است. تنظیم دقیق اجازه می‌دهد مدل پس از پیش‌آموزش عمومی، با استفاده از داده‌های برچسب‌دار محدود و خاص حوزه، خود را با وظیفه هدف هماهنگ کند؛ بدون اینکه نیاز به صرف هزینه و زمان سرسام‌آور برای آموزش مدل از پایه باشد. روش‌های نوینی مانند LoRA و نسخه پیشرفته‌تر آن QLoRA با کاهش پارامترهای آموزش‌داده‌شده و کاهش دقت عددی مدل، امکان انجام تنظیم دقیق سریع‌تر و کم‌هزینه‌تر را فراهم می‌کنند، بدون اینکه افت قابل‌توجهی در کیفیت ایجاد شود (Dettmers et al., 2023; Hu et al., 2022). این رویکردها باعث شده‌اند تنظیم دقیق ابزاری کلیدی برای توسعه سامانه‌های NLP تخصصی و کاربردی بدل گردد. مطالعات صورت گرفته نشان می‌دهد مدل‌های زبانی بزرگ در وظایف مختلفی نظیر دسته‌بندی متن از مدل‌های یادگیری ماشین سنتی و در وظایفی مانند تحلیل احساسات^۷ از مدل‌های تحلیل واژگانی و لغت‌نامه محور^۸ (روش مبتنی بر امتیازدهی به کلمات) عملکرد بهتری را نشان می‌دهند (Serna et al., 2021). همچنین روش‌هایی که با استفاده از مدل‌های زبانی مولد به خلاصه‌سازی، مدل‌سازی موضوعات و طبقه‌بندی متون می‌پردازند نیز اخیراً مورد ارزیابی قرار گرفته‌اند که عملکرد بهتری نسبت به روش‌های سنتی نظیر LDA^۹ که یک روش احتمالاتی کشف خودکار موضوعات پنهان است نشان دادند (Liu et al., 2025).

۲-۲- تلاش‌های اولیه برای استفاده از داده‌های شبکه‌های

اجتماعی در حمل‌ونقل

در سال‌های اخیر پژوهشگران حوزه حمل‌ونقل از داده‌های شبکه‌های اجتماعی در سه زمینه عمده پیش‌بینی ترافیک، تشخیص حوادث و نظراکوی شهروندان استفاده نموده‌اند. اولین تلاش‌ها به‌صورت کلی جهت تشخیص حوادث و در سال ۲۰۱۰ صورت گرفت جایی که محققان در ژاپن با استفاده از داده‌های توییتر، روشی پیشنهاد کردند که کشف و اطلاع‌رسانی زلزله را سریع‌تر انجام می‌دهد (Sakaki et al., 2010). آنها پیشنهاد دادند که

استفاده از مدل‌های زبانی در مطالعات افکارسنجی در مورد زیرساخت‌ها مغفول نمانده است. پژوهشگران در سال ۲۰۲۳ با جمع‌آوری پیام‌های مرتبط، با هدف تحلیل حمل‌ونقل چندمده، ابتدا با برچسب‌گذاری دستی ۲۰۰۰ پیام، مدل BERT را آموزش دادند و با استفاده از آن پیام‌های مربوط به هر شیوه را دسته‌بندی کردند و سپس برای هر کدام با تحلیل احساسات، روند تغییرات نگرش عمومی را بررسی کردند. در نهایت با تشکیل ابر کلمات، سعی کردند مهم‌ترین دغدغه‌های مردم در مورد هر شیوه سفر را بررسی کنند (Chen et al., 2023).

همچنین استفاده از مدل‌های زبانی مولد نیز در مطالعه روان و همکاران در نیویورک بررسی شد. در این مطالعه برای اولین بار مدهای حمل‌ونقل و احساسات کاربران، با استفاده از مدل‌های Mistral, Llama2 و GPT و به روش Few-Shot با دقت حداقل ۷۰ درصد برای تمام مدل‌ها استخراج شد. نتایج نشان داد مترو بیشترین پیام را به خود اختصاص داده اما بیشترین نارضایتی را هم دارد. تحلیل احساسات مشخص کرد بیش از ۶۰ درصد پست‌ها منفی هستند و کاربران عمدتاً از تأخیر و شلوغی مترو، حضور افراد بی‌خانمان در ایستگاه‌ها، رانندگی بی‌احتیاط، هزینه بالای تاکسی/تاکسی اینترنتی و کمبود پارکینگ خودروهای شخصی ابراز نارضایتی کرده‌اند؛ تنها بخش اندکی از پست‌ها، به‌ویژه درباره دوچرخه و تاکسی/تاکسی اینترنتی، احساسات مثبت نشان داده‌اند (Ruan et al., 2024). این یافته‌ها تأیید می‌کند که داده‌های شبکه‌های اجتماعی می‌توانند به‌عنوان مکمل بسیار قدرتمند داده‌های رسمی، درک دقیق و به‌روز از اولویت‌ها و نارضایتی‌های واقعی شهروندان در حوزه حمل‌ونقل شهری ارائه دهند.

۲-۴- افکارسنجی در مورد پدیده‌های خاص

موضوعات حمل‌ونقلی خاص، پدیده‌های نو و تغییراتی که ممکن است افکار عمومی را جریحه‌دار کند دسته دیگری از پژوهش‌ها بوده‌اند. محققان در سال ۲۰۱۹ برای شهر دهلی با تحلیل داده‌های شبکه‌های اجتماعی در مورد طرح ترافیک و تغییر آن را مورد بررسی قرار دادند. آنها از روش‌های واژه‌نامه‌ای برای تحلیل احساسات پیام‌ها استفاده کردند و در نتیجه اعلام کردند که در ابتدا نظرات مثبت بوده ولی با اجرای طرح به‌مرور احساسات منفی‌تر شده است (Chakraborty & Sharma, 2019).

از طریق مدل‌سازی موضوعی LDA و تحلیل احساسات به روش واژه‌نامه‌ای، مشخص شد بخش عمده پیام‌ها غیرمنفی بودند. موضوعات غالب استخراج‌شده شامل تأخیر و وضعیت لحظه‌ای قطارها، تجربه سفر با قطار (ازدحام، گرما و ایمنی) و رفتار مسافران بود. این مطالعه نتیجه گرفت داده‌های تویتر گرچه بیشتر توسط شهروندان جوان منتشر می‌شوند اما می‌تواند به‌عنوان مکمل ارزشمند، ارزان و به لحظه در کنار نظرسنجی‌های سنتی برای درک اولویت‌های واقعی شهروندان مورد استفاده قرار گیرد (Lock & Pettit, 2020). زیرساخت‌های ریلی باز هم مورد توجه پژوهشگران قرار گرفت و آنها برای ارزیابی تحقق منافع دو پروژه مترو چنای هند و سیدنی استرالیا نظرات استفاده‌کنندگان در شبکه‌های اجتماعی را بررسی و به‌صورت انسانی اقدام به دسته‌بندی آنها کردند (Mathur et al., 2021).

در مطالعه دیگری رضایت کاربران حمل‌ونقل عمومی در شهر سانتیاگو شیلی محققان با استفاده از مدل‌سازی موضوعی داده‌های تویتر شامل حدود ۳۲ هزار پیام راجع به ایستگاه‌های اتوبوس و ۸۰ هزار پیام در مورد خطوط اتوبوس، بررسی شد. در این مطالعه تحلیل احساسات با استفاده از کتابخانه SentiStrength انجام شده اما به دلیل دقت پایین در تحلیل متون محاوره‌ای شیلیایی کنار گذاشته شد و پژوهشگران به‌صورت دستی پیام‌ها را در سه دسته مثبت، منفی و خنثی دسته‌بندی کردند (Méndez et al., 2019). در مطالعه‌ای مشابه در مورد مترو نانجینگ چین، پژوهشگران با تحلیل احساسات مبتنی بر واژه‌نامه و مدل‌سازی موضوعی LDA پیام‌های کاربران را تحلیل کردند که ۵۷ درصد از نظرات مثبت تشخیص داده شدند. همچنین در این مطالعه ایستگاه‌های شبکه مترو بر اساس تعداد گزارشات حوادث و خرابی اولویت‌بندی شدند (Li et al., 2019). تحقیقات دیگری نیز در زمینه ارزیابی عملکرد زیرساخت‌های حمل‌ونقل انجام شده که می‌توان به پژوهش کامگا و همکاران اشاره کرد که به تحلیل دیدگاه‌های کاربران در مورد مترو در شهر نیویورک می‌پردازد. این مطالعه از ساخت و به‌کارگیری واژه‌نامه برای دسته‌بندی احساسات پیام‌ها استفاده کرده است (Kamga et al., 2023). این روش برای تحلیل احساسات در مطالعه دیگری نیز مورد استفاده قرار گرفت و مشخص شد شهروندان در شبکه‌های اجتماعی بیشتر در مورد تأخیرها، حوادث و مشکلات فنی حمل‌ونقل همگانی گلایه می‌کنند (Das & Zubaidi, 2023).

به‌عنوان مکمل بسیار مؤثر داده‌های رسمی، درک عمیق‌تری از نگرانی‌ها و اولویت‌های واقعی شهروندان درباره ایمنی ترافیک ارائه دهد (Ali et al., 2021).

در رویکردی متفاوت، محققان در شانگهای پس از استفاده از یک شبکه CNN-LSTM برای تشخیص خودکار پست‌های مرتبط با تصادفات، تحلیل احساسات واژه‌نامه‌ای انجام داده و یک شاخص احساسات برای هر منطقه محاسبه کردند (Chang et al., 2022)؛ همچنین به‌وسیله ابر کلمات مشخص شد کاربران بیشتر به شرایط فیزیکی برخی معابر و تونل‌های خاص یا مدیریت ضعیف در زمان‌ها و شرایط خاص اشاره کرده‌اند. در این مطالعه در واقع به‌وسیله شاخص احساسات محاسبه شده نقاط پرتصادف شناسایی گردید. این یافته تأیید می‌کند که در نظر گرفتن بار احساسی پست‌های کاربران رسانه‌های اجتماعی می‌تواند به‌عنوان مکمل بسیار مؤثر داده‌های رسمی، اولویت‌بندی دقیق‌تری از نقاط نیازمند مداخله ایمنی ارائه دهد. یکی از مهم‌ترین پژوهش‌های افکارسنجی پیام‌های مربوط به تصادف در منطقه ونکوور کانادا انجام گرفت. در این پژوهش با برچسب‌گذاری دستی داده‌های آموزشی، از روش‌های سنتی نظیر SVM, Random Forest و... برای دسته‌بندی پیام‌ها استفاده شد. نه عدد دسته‌بندی مختلف شامل تصادف بودن یا نبودن، داشتن یا نداشتن زمان، مکان، نوع کاربر، اطلاع‌رسانی یا شکایت و... ایجاد و مدل‌های دسته‌بندی از نظر دقت مقایسه شدند که SVM در بین سایر روش‌های سنتی بهترین نتیجه را ارائه داد. همچنین در ادامه به‌وسیله یک روش تحلیل احساسات واژه‌نامه‌ای به نام VADER پیام‌ها تحلیل شد که ۴۴ درصد از نظرات مثبت و ۴۰ درصد منفی بود که نشان می‌دهد به‌طور کلی مردم ونکوور کمی مثبت به مبحث ایمنی راه می‌نگرند (Abedi & Sacchi, 2024).

مرور مطالعات نشان می‌دهد که هم‌زمان با تحول روش‌های پردازش زبان طبیعی، رویکردهای مورد استفاده در تحلیل داده‌های متنی شبکه‌های اجتماعی نیز تغییر کرده‌اند. درحالی‌که بسیاری از مطالعات اولیه در حوزه حمل‌ونقل از روش‌های واژه‌نامه‌ای برای تحلیل احساسات و از مدل‌های سنتی یادگیری ماشین برای دسته‌بندی پیام‌ها و مدل‌سازی موضوعات استفاده می‌کردند، پیشرفت‌های اخیر در معماری‌های مبتنی بر ترنسفورمر و مدل‌های زبانی بزرگ نشان داده است که این مدل‌ها در وظایفی نظیر دسته‌بندی متن، تحلیل احساسات و تحلیل موضوعی، توانایی بیشتری در درک ساختارهای معنایی پیچیده زبان دارند. به همین

در یکی از مطالعه‌های اخیر، به روش آماری Naive Bayes برای تحلیل احساسات عمومی نسبت به خودروهای خودران اشتراکی پرداخته شده که مشخص شد اکثریت مردم نسبت به این خودروها نظر منفی دارند. همچنین این مطالعه با استفاده از TF-IDF موضوعات مورد بحث را استخراج کرد (Liao et al., 2024). موضوع خودروهای خودران اشتراکی توسط وانگ و همکاران نیز مورد پژوهش قرار گرفت که با استفاده از مدل‌های زبانی و تنظیم دقیق نسخه چینی مدل BERT برای تحلیل احساسات و تحلیل مکانی داده‌های Weibo نتیجه گرفت که ایمنی و پیامدهای اجتماعی از مهم‌ترین دغدغه‌های کاربران و تجربه متفاوت سفر از موضوعات مثبت مورد اشاره آنها بوده است (Wang et al., 2024).

۲-۵- افکارسنجی در مورد ایمنی ترافیک و تصادفات

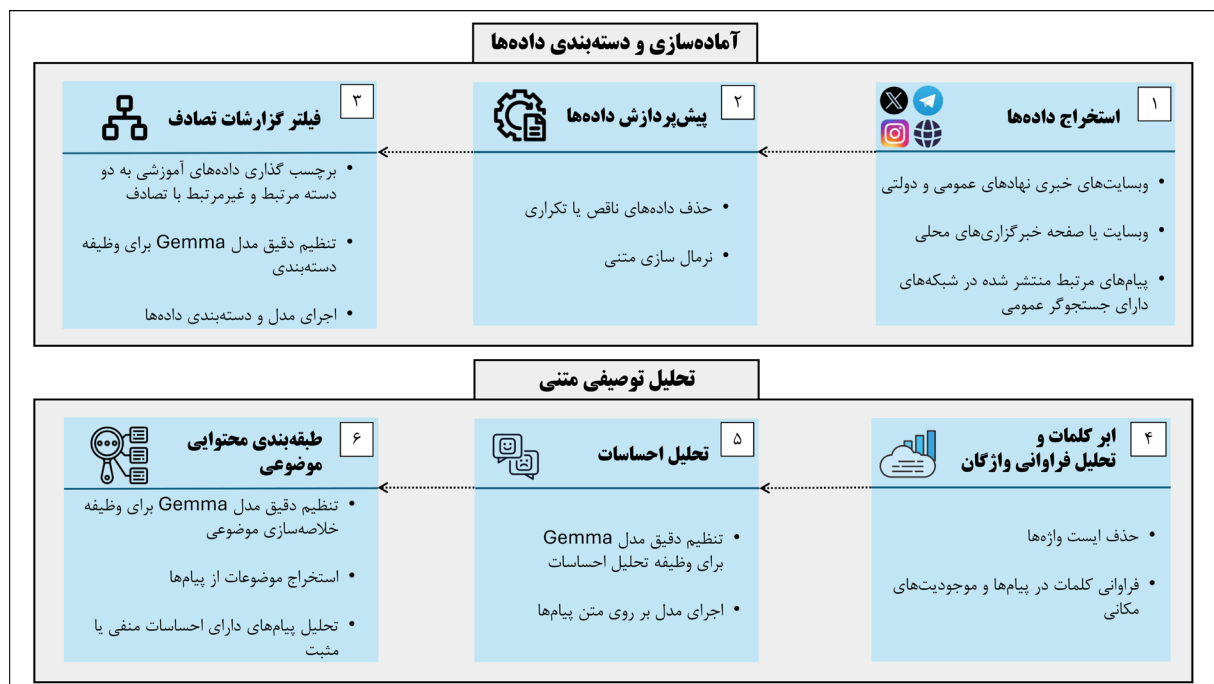
پژوهش‌های افکارسنجی در مورد ایمنی ترافیک و تصادفات نگاه‌های مختلفی را دنبال می‌کنند. برخی مطالعات صرفاً به مفاهیم کلی فرهنگی در رابطه با ایمنی پرداختند. یکی از مطالعات با استفاده از یک روش مبتنی بر واژه‌نامه و تحلیل موضوعی، توییت‌های مرتبط با ایمنی ترافیک در ایالت واشنگتن را بررسی کرد. نتایج نشان داد بیش از نیمی از کاربران نگرشی مثبت نسبت به اهمیت ایمنی ترافیک دارند؛ احساسات کلی نسبت به بستن کمربند مثبت و نسبت به رفتارهای پرخطر منفی بود. همچنین اغلب کاربران نسبت به هدف‌گیری تلفات صفر نظرات منفی داشتند و آن را دوراز ذهن دانستند (Sujon & Dai, 2021).

برخی مطالعات نیز در ادامه فرایند تشخیص تصادفات از تحلیل احساسات پیام‌ها استفاده کردند. در یکی از پژوهش‌ها نویسندگان پس از تشخیص خودکار تصادفات، تحلیل احساسات واژه‌نامه‌ای نیز انجام دادند و سپس مشخص کردند حدود ۶۵ درصد پست‌ها بار احساسی منفی (عمدتاً جراحات شدید، تأخیر طولانی امداد و ترافیک سنگین) دارند. همچنین به‌وسیله مدل‌سازی موضوعی OLDA مشخص شد کاربران بیشتر به موضوعاتی مانند خسارت‌ها و جراحات، ترافیک سنگین ناشی از تصادف، رفتار پلیس و امداد، و حوادث عابر پیاده اشاره کرده‌اند. در این مطالعه ترکیب موضوعات استخراج‌شده و قطبیت احساسات توانست شرایط واقعی هر رویداد را با دقت بسیار بالا پیش‌بینی کند. این یافته تأیید می‌کند که ترکیب مدل‌سازی موضوعی با تحلیل احساسات واژه‌نامه‌ای داده‌های شبکه‌های اجتماعی می‌تواند

۳- روش شناسی

روش پیشنهادی شامل یک فرایند کلی است که قابل تعمیم به مطالعات دیگر شبکه‌های اجتماعی می‌باشد. طرح‌واره این فرایند کلی در شکل ۱ نمایش داده شده است. قسمت اول از این فرایند، آماده‌سازی و دسته‌بندی اولیه داده‌ها می‌باشد که خود شامل چند مرحله است که کلیات آن در بین مطالعات مشابه مشترک است. در مرحله اول مطالعات بر اساس داده‌های شبکه‌های اجتماعی، استخراج داده‌ها بر اساس هدف و حوزه مورد مطالعه انجام می‌گیرد. در این مرحله از هر منبع رسانه‌ای موجود شامل وبسایت‌ها، نرم‌افزارها، پیام‌رسان‌ها و... اطلاعات مربوطه جمع‌آوری می‌شود.

دلیل در سال‌های اخیر برخی پژوهش‌های حمل‌ونقلی به سمت استفاده و آموزش مدل‌های زبانی نسبتاً سبک مانند BERT یا مدل‌های زبانی سنگین‌تر مولد نظیر Llama و Gemma حرکت کرده‌اند و نتایج آن‌ها نیز نشان‌دهنده کارایی بالای این رویکردها در تحلیل داده‌های شبکه‌های اجتماعی است. با این حال، بررسی ادبیات نشان می‌دهد که در حوزه ایمنی ترافیک و به‌ویژه تحلیل دیدگاه‌های کاربران درباره تصادفات، هنوز بخش عمده پژوهش‌ها بر روش‌های سنتی مانند تحلیل احساسات و واژه‌نامه‌ای یا مدل‌های کلاسیک یادگیری ماشین متکی هستند و همچنین استفاده از آنها در این زمینه به‌خصوص برای داده‌های فارسی بسیار محدود بوده است. این موضوع اهمیت بهره‌گیری از مدل‌های زبانی را برای تحلیل محتوایی پیام‌های مرتبط با تصادفات در ایران نشان می‌دهد.



شکل ۱. طرح‌واره فرایند پیشنهادی

مقادیری که در دسته تصادف قرار می‌گیرند در قسمت دوم از این فرایند مورد استفاده قرار می‌گیرند. در قسمت دوم از این فرایند در ابتدا فراوانی واژگان در پیام‌های دسته‌بندی شده بررسی و به‌صورت ابر کلمات نمایش داده می‌شود. در مرحله بعد، با آموزش و اجرای مدل برای وظیفه تحلیل احساسات، پیام‌ها در سه دسته خنثی، مثبت و منفی قرار می‌گیرند. در مرحله آخر نیز، با تمرکز بر پیام‌هایی که در متن آنها احساسات تشخیص داده شده، موضوعات مورد اشاره کاربران،

در مرحله دوم از قسمت اول، این داده‌ها پیش‌پردازش و پاک‌سازی می‌شوند، داده‌های ناقص و تکراری حذف شده و داده‌ها نرمالایز می‌شوند. در مرحله سوم داده‌های پیش‌پردازش شده برچسب‌گذاری می‌شوند. سپس این داده‌ها برای تنظیم دقیق مدل زبانی برای وظیفه دسته‌بندی به کار گرفته می‌شوند. مدل تنظیم دقیق شده در نهایت برای تقسیم‌بندی داده‌ها به دو دسته تصادف و غیرتصادف روی داده‌ها به کار گرفته می‌شود. در نهایت

دارند. در این مرحله پس از پاک‌سازی، برای حذف لینک‌ها، هشتگ‌ها، کاراکترهای خاص مثل ایموجی‌ها و عبارات غیرفارسی از کتابخانه **Regex** و تکنیک عبارات منظم استفاده شد. همچنین برای یکسان‌سازی کاراکترها، اصلاح نشانه‌گذاری‌ها و فاصله‌ها، از ابزار **hazm** برای نرمال‌سازی استفاده شد.

به جهت تنوع منابع گزارشات و امکان تکراری بودن آن‌ها با استفاده از روش فاصله‌لون‌اشتاین در کتابخانه **fuzzywuzzy** و با تعیین آستانه ۹۰ درصد برای حداقل شباهت رشته‌های متنی که حداکثر در فاصله دو روز منتشر شده‌اند، داده‌های تکراری یافته و حذف می‌شوند. فاصله‌لون‌اشتاین معیاری برای اندازه‌گیری تفاوت بین دو رشته متنی است که حداقل تعداد عملیات موردنیاز برای تبدیل یک رشته به رشته دیگر را نشان می‌دهد و بر اساس آن می‌توان درصد تشابه دو متن را محاسبه کرد.

۳-۳- دسته‌بندی داده‌ها

با اینکه داده‌ها از طریق کلیدواژه‌ها جمع‌آوری شدند اما وجود کلیدواژه‌های ذکر شده در پیام‌ها می‌تواند اتفاقی یا مربوط به جملات کاملاً بی‌ربط باشد. همچنین ممکن است به‌طورکلی آن پیام به مفهوم تصادفات اشاره کند ولی گزارش یا خبری کلی، یا نظری باشد که به رخداد تصادف اشاره نکند. بدین جهت نیاز به دسته‌بندی متون احساس می‌شود که این دسته از پیام‌ها شناسایی و حذف شوند. جهت دسته‌بندی متون، با توجه به پیچیدگی داده‌ها و نیاز به خروجی ساختارمند و همچنین توصیه مطالعات پیشین (Manik & Wang, 2026)، مدل زبانی **Gemma 4 E4B** به‌عنوان مدل زبانی اصلی پژوهش انتخاب شد. مدل‌های خانواده **Gemma** قابلیت چندزبانه خود را در بیش از ۱۴۰ زبان از جمله فارسی اثبات کرده‌اند. مدل یادشده به‌عنوان جدیدترین نسخه این خانواده اخیراً منتشر شده است که به‌صورت متن‌باز در دسترس بوده و به‌عنوان یک مدل زبانی مولد نسبتاً سبک با حدود ۵ میلیارد پارامتر، بازتولیدپذیری فرایند را ساده می‌کند. این مدل گرچه دارای قابلیت‌های چندزبانه است، اما نیاز به تنظیم دقیق برای عملکرد مناسب در زبان فارسی و وظیفه مدنظر دارد. بدین منظور در این مرحله برای وظیفه دسته‌بندی متن نسبت به تنظیم دقیق مدل با ارائه داده‌های برجسب‌گذاری شده به دو دسته تصادف و غیرتصادف اقدام شد. جدول ۱، نمونه‌ای از خروجی مدل در این مرحله را نشان می‌دهد.

توسط مدل زبانی مولد استخراج و نسبت اشاره به هر یک از موضوعات ارائه می‌شود.

در این پژوهش، به‌منظور در نظر گرفتن هم‌زمان توان محاسباتی مدل، کارایی آن و همچنین امکان بازتولید آسان فرایند برای سایر پژوهشگران از مدل زبانی **Gemma 4 E4B** استفاده شد. به‌کارگیری این مدل در این پژوهش و پژوهش‌های در سطح مشابه، علاوه بر امکان انجام وظایف مختلف موردنیاز به طور قابل قبول، قابلیت آموزش و اجرای مقرون‌به‌صرفه‌تری را نیز فراهم می‌کند. در ادامه هر یک از مراحل پژوهش به تفصیل شرح داده خواهند شد.

۳-۱- استخراج داده‌ها

داده‌های رسانه‌های اجتماعی می‌توانند از منابع گسترده‌ای استخراج شوند، پیام‌هایی که شهروندان به‌صورت داوطلبانه در صفحات خود یا دیگران در پیام‌رسان‌ها و صفحات وب منتشر می‌کنند یا وبسایت‌های خبرگزاری‌های محلی، کشوری و بین‌المللی یا صفحات آنان در پیام‌رسان‌ها یا حتی رسانه‌هایی مانند وبسایت‌های دستگاه‌های اطلاع‌رسانی عمومی و دولتی. در این پژوهش، منطقه مورد مطالعه، به طور موردی شهرستان دماوند انتخاب شده که منطقه‌ای نسبتاً کم‌جمعیت است. استخراج داده‌های وب با استفاده از کتابخانه‌های **BeautifulSoup4** (Richardson, 2007) و **Selenium** در پایتون استفاده انجام شد؛ درحالی‌که برای دسترسی به داده‌های سکوها تلگرام و توئیتر از **API** آنها استفاده شد. برای دستیابی به داده هدف، متداول‌ترین روش در مطالعات حمل‌ونقلی شبکه‌های اجتماعی استفاده از کلیدواژه‌های مرتبط است. از کلیدواژه‌های مورد استفاده برای جستجوی داده‌ها می‌توان به واژه‌های تصادف، برخورد، انحراف، واژگونی، کشته، زخمی، خودرو، حادثه، عابر و... اشاره کرد. در مجموع در میان داده‌های مرتبط با شهرستان دماوند و با کلیدواژه‌های مذکور از میان بیش از ۱۰۰ هزار پیام منتشر شده در سال‌های ۱۳۹۷ تا ۱۴۰۳، پیام‌های دارای کلیدواژه شناسایی و ذخیره شدند.

۳-۲- پیش‌پردازش داده‌ها

باتوجه به ماهیت داده‌های شبکه‌های اجتماعی، این داده‌های متنی معمولاً بدون ساختار منظم، همراه با ایموجی‌ها، عبارات غیرالفبایی و پر از اختلالات مختلف هستند به همین دلیل نیاز به پیش‌پردازش

جدول ۱. نمونه‌ای از خروجی مدل برای وظیفه دسته‌بندی

برچسب	متن پیام
تصادف	انحراف به راست یک دستگاه سواری ۴۰۵ در جاده فیروزکوه
غیرتصادف	آگهی فروش سوناتا سفید صدفی بدون رنگ و تصادف، تعویض روغن گیربکس و سرویس‌ها تازه انجام شده

داده‌های متنی، از این روش برای تشخیص کلماتی فراوانی و اهمیت بیشتری داشته‌اند استفاده می‌شود.

(۱)

$$TF(f_i) = \sum_{j \in D_{f_i}} tf_{ij}$$

که D_{f_i} شامل اسنادی (در اینجا عبارت‌ها و پیام‌ها) که شامل واژه f_i هستند و tf_{ij} فراوانی واژه در سند j است (Aggarwal & Reddy, 2013).

۳-۴- ابر کلمات و تحلیل فراوانی واژگان

۳-۴-۱- ابر کلمات

ابر کلمات^{۱۲} یک ابزار بصری در تحلیل توصیفی متون است که با نمایش اندازه‌ی نسبی واژه‌ها بر اساس فراوانی آن‌ها، به شناسایی سریع واژگان پرتکرار و کلیدی در یک مجموعه متنی کمک می‌کند. این روش بیشتر در مراحل اولیه تحلیل متون برای کشف الگوهای زبانی به کار می‌رود و می‌تواند دید کلی از محتوای داده‌های متنی ارائه دهد. محققان ابر کلمات را به عنوان روشی کارآمد برای تحلیل بصری داده‌های متنی و تسهیل درک ساختار واژگانی معرفی کرده‌اند (Heimerl et al., 2014). در این پژوهش، ایست واژه‌ها^{۱۳} یعنی کلماتی مانند حروف اضافه و ربط که دارای بسامد بالا و بار اطلاعاتی کم هستند از متن حذف شدند. پس از حذف ایست‌واژه‌ها و نرمال‌سازی متن از طریق کتابخانه hazm، فرایند تولید ابر کلمات با استفاده از کتابخانه WordCloudFa انجام شد.

۳-۵- تحلیل احساسات

در این پژوهش، مدل زبانی مولد که پیش‌تر نیز برای دسته‌بندی پیام‌ها تنظیم دقیق و استفاده شده بود، بهره گرفته شد. بدین منظور برای دسته‌بندی نگرش پیام‌ها به سه دسته مثبت، منفی و خنثی پس از برچسب‌گذاری داده‌ها، مدل تنظیم دقیق شده و به کارگیری می‌شود. مرحله تحلیل احساسات، به تحلیلگر این امکان را می‌دهد که احساسات کاربران را به طور دقیق شناسایی کرده و تمرکز خود را بر پیام‌های حاوی انتقادات و نارضایتی‌ها بگذارد. این دسته‌بندی احساسات به‌ویژه در تحلیل نظرات و شناسایی مشکلات حیاتی سیستم حمل‌ونقل کاربرد دارد.

استفاده از این روش نه تنها در حوزه ایمنی و تصادفات بلکه در حوزه‌های دیگر نظیر مدیریت شهری و برنامه‌ریزی حمل‌ونقل کمک می‌کند تا الگوهای عاطفی کاربران شناسایی شده و از آن برای بهبود تصمیم‌گیری‌های مدیریتی، بهینه‌سازی تجربه کاربران و شناسایی نقاط ضعف سیستم حمل‌ونقل استفاده شود.

۳-۶- طبقه‌بندی محتوایی موضوعی

برای شناسایی مهم‌ترین مسائل بیان شده توسط کاربران در کنار گزارشات تصادف، از طبقه‌بندی محتوایی موضوعی استفاده شد. برای این مرحله، پیام‌هایی که پس از تحلیل احساسات خنثی تشخیص داده شده و صرفاً حاوی گزارشات خبری بودند، از مجموعه داده تفکیک شدند و سایر داده‌ها برای بررسی نگرش‌های کاربران مورد تحلیل قرار گرفتند.

بدین منظور، پس از تنظیم دقیق مدل به وسیله داده‌های آموزشی، مدل به کار گرفته شد و سپس خروجی‌ها بررسی و در صورت نیاز اصلاح گردید. در پژوهش حاضر، ابتدا هر پیام خلاصه و سپس به آن یک موضوع اولیه اختصاص داده شد. سپس با استفاده از شباهت معنایی خلاصه‌ها و خوشه‌بندی آن‌ها، موضوعات مشابه

۳-۴-۲- استخراج موجودیت‌های نامدار مکانی و روش

فراوانی واژگان

برای اینکه تحلیل توصیفی در مورد مکان‌هایی که بیشتر در پیام‌ها ذکر می‌شوند نیاز است تا واژگانی که به یک ماهیت مکانی اشاره دارند، از پیام‌ها استخراج شوند. بدین منظور از یک مدل NER مبتنی بر BERT برای استخراج موجودیت‌های مکانی و جداسازی آنها استفاده می‌شود. همچنین در ادامه با استفاده از روش فراوانی واژه^{۱۴}، واژگانی که به یک مکان اختصاص دارند بر اساس فراوانی وزن‌دهی می‌شوند. مفهوم اصلی روش فراوانی واژگان آن است که واژه‌هایی که بیشتر در یک سند ظاهر می‌شوند، احتمالاً اهمیت بیشتری در آن سند دارند. برای درک برخی ابعاد

دقت کلی^{۱۷}: نشان می‌دهد مدل در مجموع چند درصد از نمونه‌ها را درست پیش‌بینی کرده است.

(۵)

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

در ادامه، بررسی دقیق معیارهای ارزیابی مانند دقت، فراخوانی و F1-score نقش مهمی در تحلیل نقاط ضعف و قوت مدل ایفا می‌کند (Japkowicz, 2013).

۳-۷-۲- ارزیابی مدل برای وظایف تولید متن

در ارزیابی مدل‌های زبانی بزرگ نظیر Gemma در وظایف تولید متن از جمله خلاصه‌سازی و استخراج موضوع، استفاده از معیارهای کلاسیک طبقه‌بندی مانند دقت و فراخوانی کافی نیست. دلیل این موضوع آن است که خروجی مدل‌های مولد ماهیتی غیرقطعی داشته و ممکن است چندین پاسخ متفاوت اما از نظر معنایی صحیح برای یک ورودی وجود داشته باشد. از این رو، معیارهای مبتنی بر تطابق دقیق توکن‌ها نمی‌توانند به طور کامل کیفیت معنایی پاسخ‌ها را منعکس کنند. به همین دلیل در این پژوهش برای ارزیابی عملکرد مدل در تولید خلاصه‌های موضوعی و طبقه‌بندی محتوایی، مجموعه‌ای از معیارهای مبتنی بر شباهت معنایی در فضای برداری و ویژگی‌های ساختاری متن تولیدی مورد استفاده قرار گرفت. لازم به ذکر است بردارهای معنایی با استفاده از مدل Sentence-BERT استخراج شدند. معیار METEOR برای سنجش کیفیت متن تولیدی با داده مرجع استفاده می‌شود.

(۶)

$$METEOR = F_{mean} \times (1 - Penalty)$$

در این فرمول، F_{mean} میانگین هارمونیک دقت و فراخوانی و $Penalty$ جریمه‌ای برای عدم رعایت ترتیب درست واژه‌هاست. مقادیر بالاتر METEOR نشان‌دهنده شباهت بیشتر بین خروجی مدل و مرجع، هم از نظر لفظی و هم از نظر معنایی است (Banerjee & Lavie, 2005).

شاخص شباهت معنایی^{۱۸}، میانگین شباهت کسینوسی بین بردارهای معنایی متن ورودی و خروجی مدل است. این معیار نشان می‌دهد مدل تا چه حد معنای اصلی متن را در خلاصه حفظ

ادغام شدند و این فرایند انجام شد تا موضوعات به کمتر از پنجاه موضوع رسید. این رویکرد از نظر ماهیت، نوعی مدل‌سازی موضوعی مبتنی بر مدل‌های زبانی مولد است که عملکرد بهتری نسبت به روش‌های سنتی احتمالاتی نظیر LDA دارد (Liu et al., 2025). همچنین اختصاص موضوع به هر واحد متنی از طریق نظارت انسانی با رویکرد (Montes et al., 2025) نیز همسوست. در گام آخر پس از بازیابی انسانی و یک مرحله از ادغام موضوعات، این فرایند به پایان می‌رسد. بدین صورت موضوعات اصلی نهایی می‌شود و در آخر نسبت هر یک در کل پیام‌ها محاسبه می‌گردد تا توزیع مسائل و اهمیت نسبی آن‌ها در بین کاربران مشخص شود.

۳-۷-۱- ارزیابی مدل برای وظیفه دسته‌بندی و تحلیل احساسات

برای سنجش عملکرد مدل دسته‌بندی، معیارهای زیر مورد استفاده قرار می‌گیرند. این معیارها میزان توانایی مدل در تشخیص کلاس‌های مختلف را نشان می‌دهند:

صحت^{۱۵}: نسبت نمونه‌های مثبت صحیح به تمام نمونه‌های پیش‌بینی‌شده مثبت است که نشان‌دهنده توانایی مدل در جلوگیری از شناسایی اشتباه نمونه‌های منفی به عنوان مثبت می‌باشد.

(۲)

$$Precision = \frac{TP}{(TP + FP)}$$

فراخوانی^{۱۶}: نسبت نمونه‌های مثبت صحیح به تمام نمونه‌های واقعی مثبت و نشان‌دهنده کارایی مدل در تشخیص همه نمونه‌های مثبت است.

(۳)

$$Recall = \frac{TP}{(TP + FN)}$$

F1-Score: میانگین هارمونیک دقت و فراخوانی است و تعادلی بین دقت و فراخوانی برقرار می‌کند و در بهترین حالت مقدار آن به ۱ نزدیک می‌شود.

(۴)

$$F1 = 2 \times \frac{(Precision \times Recall)}{(Precision + Recall)}$$

کرده است. هر چه این مقدار به ۱ نزدیکتر باشد شباهت بیشتری بین خلاصه و متن مرجع وجود دارد.

شاخص نسبت فشرده‌سازی^{۱۹}، نسبت طول خروجی به طول متن ورودی را نشان می‌دهد و میزان فشرده‌سازی در فرایند خلاصه‌سازی را می‌سنجد. هر چه این میزان از ۱ کوچکتر باشد یعنی کاهش طول متن بیشتر بوده است.

شاخص تکرار^{۲۰} نیز میزان تکرار اطلاعات در متن تولیدشده را اندازه‌گیری می‌کند. مقادیر بالاتر نشان‌دهنده وجود تکرار بیشتر در خروجی بوده و مقادیر نزدیک به صفر بیانگر تولید متن غیرتکراری و فشرده‌تر است.

۴- نتایج و بحث

در این بخش علاوه بر نتایج ارزیابی کمی مدل برای وظایف مختلف، خروجی فرایند پیشنهادی نیز به طور موردی برای منطقه مورد مطالعه بررسی می‌گردد.

۴-۱- ارزیابی مدل برای وظایف دسته‌بندی متن و تحلیل

احساسات

در این پژوهش، مدل Gemma 4 E4B در ابتدا برای دو وظیفه دسته‌بندی و تحلیل احساسات با داده‌های برچسب‌گذاری شده آموزش یافته و پس از تنظیم دقیق مورد ارزیابی قرار گرفت تا کارکرد آن در تشخیص پیام‌های مرتبط با تصادف و همچنین تشخیص احساسات موجود در متن سنجیده شود. نتایج جدول ۲ نشان می‌دهد که این مدل با دقت کلی ۰/۹۰۶ در وظیفه دسته‌بندی متن و تشخیص پیام‌های مرتبط با تصادف عملکردی پایدار و قابل‌اتکا ارائه کرده است. همچنین مقادیر صحت (۰/۸۱)، فراخوانی (۰/۹۹۶) و F1-Score برابر ۰/۹۳۵ نشان می‌دهند که مدل هم در جلوگیری از پیش‌بینی‌های نادرست و هم در شناسایی موارد واقعی مثبت کارایی مطلوبی داشته است. مجموع این شاخص‌ها نشان می‌دهد که مدل در تفکیک پیام‌های تصادف از پیام‌های غیرمرتبط، عملکردی متوازن و قابل قبول دارد.

در نهایت، با استفاده از خروجی این مدل، تعداد ۱۷۰۹ پیام به‌عنوان پیام‌های مرتبط با تصادف شناسایی شد که متعلق به سال‌های ۱۳۹۷ تا ۱۴۰۳ بوده و در مراحل بعدی پژوهش مورد استفاده قرار گرفتند. در مرحله بعد مدل برای وظیفه تحلیل احساسات تنظیم دقیق و ارزیابی شد. با وجود پیچیدگی بیشتر نسبت به وظیفه دسته‌بندی پیام‌ها، مدل در این وظیفه به دقت کلی

حدود ۸۷ درصدی دست‌یافته است. عملکرد این مدل در این وظیفه مشابه وظیفه قبل و تقریباً در همان سطح کیفی قرار دارد. باتوجه‌به اینکه داده‌های مورد بررسی شامل پیام‌هایی با ساختارهای متن متنوع و سطوح متفاوتی از بیان احساسات هستند، دستیابی به این میزان دقت برای یک مسئله چند کلاسه قابل قبول است. لازم به ذکر است که در چنین وظایفی، انتظار عملکرد بدون خطا منطقی نیست، زیرا تشخیص صحیح بار احساسی متن، به‌ویژه در پیام‌های کوتاه و فشرده، حتی برای انسان نیز چالش‌برانگیز است؛ در واقع انسان‌ها هم در وظایف دسته‌بندی متن خیلی بهتر از مدل‌های دسته‌بندی عمل نمی‌کنند (González-Ibáñez et al., 2011). سایر شاخص‌ها از جمله صحت و فراخوانی در جدول ۲ گزارش شده‌اند.

جدول ۲. نتایج ارزیابی مدل برای وظایف دسته‌بندی متن و تحلیل احساسات

تحلیل احساسات	دسته‌بندی متن	وظیفه/معیار
۰/۸۶۷	۰/۹۰۶	دقت کلی
۰/۸۹۴	۰/۸۸۱	صحت
۰/۸۶۷	۰/۹۹۶	فراخوانی
۰/۸۶۴	۰/۹۳۵	F1-Score

۴-۲- ارزیابی مدل برای وظایف تولید متن

در این بخش، عملکرد مدل تنظیم دقیق شده در تولید خلاصه متون حوزه گزارش تصادفات بر اساس معیارهای معنایی کلیدی بررسی شده است که نتایج آن در جدول ۳ ارائه شده است. معیار METEOR با مقدار ۰/۵۱۶ نشان‌دهنده تطابق قابل قبول خلاصه‌های تولیدشده با متن مرجع است. این شاخص که علاوه بر دقت واژگانی، به ترتیب کلمات و مترادف‌ها نیز توجه دارد، بیانگر توانایی مدل در حفظ ساختار و معنای کلی متن است. مقدار شباهت معنایی به میزان ۰/۷۰۸ گزارش شده است که میانگین شباهت محاسبه‌شده بر روی کل نمونه‌های ارزیابی می‌باشد.

این مقدار بیانگر این است که مدل به طور متوسط توانسته حدود ۷۱ درصد از فضای معنایی متن‌های اصلی را در خروجی خود بازنمایی کند. همچنین مقدار شاخص تکرار برابر با ۰/۰۸ بیانگر میزان بسیار پایین تکرار در خروجی‌ها و توانایی مدل در تولید خلاصه‌های غیرتکراری است و مقدار نسبت فشرده‌سازی برابر با

داده‌های پلیس راهور پس از پاک‌سازی شامل ۱۶۰۷۹ رکورد تصادف و داده‌های مرکز مدیریت راه‌های کشور شامل ۱۶۴۳ رکورد تصادف بین سال‌های ۱۳۹۷ تا ۱۴۰۳ هستند.

۰/۲۵۳ نیز نشان می‌دهد طول خروجی مدل به طور متوسط حدود یک‌چهارم متن ورودی بوده و فشرده‌سازی مناسبی از اطلاعات صورت گرفته است.



شکل ۲. فراوانی کلمات در متن پیام‌ها

درحالی‌که از فراوانی کلمات متون پیام‌های شبکه‌های اجتماعی می‌توان نتیجه گرفت که تصادفات منجر به واژگونی یا جرح و فوت بیشتر در شبکه‌های اجتماعی منتشر می‌شوند؛ بر اساس داده‌های پلیس راهور تنها ۱۱ درصد از تصادفات منطقه جرحی و ۱ درصد فوتی می‌باشد. همچنین سهم تصادفات منجر به واژگونی از کل تصادفات ۴ درصد است. این نشان‌دهنده نوعی سوگیری ذاتی است که در داده‌های شبکه‌های اجتماعی وجود دارد. البته در داده‌های مرکز مدیریت راه‌های کشور سهم تصادفات از نوع واژگونی برابر ۲۶ درصد، تصادفات جرحی ۴۷ درصد و تصادفات فوتی ۹ درصد است. به علت بالا بودن سهم تصادفات شدید، نوعی قرابت در این داده‌ها با داده‌های شبکه‌های اجتماعی وجود دارد. باتوجه‌به نوع تصادفاتی که انتظار می‌رود در مرکز مدیریت راه‌های کشور گزارش شود، می‌توان گفت تأثیرگذاری بالا بر شرایط راه‌ها از دیگر عواملی است که کاربران را ترغیب می‌کند در شبکه‌های اجتماعی به گزارش و بحث در مورد یک تصادف یا یک منطقه پرتصادف بپردازند. این بر خلاف رویکرد پلیس راهور است که غالب تصادفات را اعم از خفیف یا شدید در پایگاه‌داده خود ثبت و ضبط می‌کند و نشانگر آن است تحلیل داده‌های شبکه‌های اجتماعی می‌تواند اهمیت خاصی از این جهت داشته باشد که مواردی که برای شهروندان اهمیت بالاتری دارد را برجسته می‌کند.

جدول ۳. نتایج ارزیابی مدل برای وظایف تولید متن

مقدار (درصد)	معیار ارزیابی
۵۱/۶	METEOR
۷۰/۸	شباهت معنایی
۰/۰۸	تکرار
۲۵/۳	نسبت فشرده‌سازی

باتوجه‌به ماهیت تحلیل محتوایی موضوعی در این پژوهش که با استفاده از خلاصه‌سازی در قالب عبارت‌های بسیار کوتاه چندکلمه‌ای است، مقادیر به‌دست‌آمده در سطح قابل‌قبولی قرار دارند. البته مشخصاً ساختار خلاصه‌های ایجاد شده با نمونه‌های آموزشی متفاوت است که این موضوع در شاخص METEOR منعکس شده است. در واقع، انعطاف‌پذیری تولید متن و محدودیت طول خروجی که مدل را ملزم به انتخاب تنها چند واژه کلیدی می‌کند، انتظار دستیابی به تطابق کامل با متن‌های آموزشی را غیرواقعی می‌سازد. در کل نتایج مناسب بیشتر معیارها برای یک مدل تنظیم دقیق شده نسبتاً سبک بر داده‌های فارسی، نشان‌دهنده پتانسیل این رویکرد در کاربردهای عملی است.

۴-۳- ابر کلمات و فراوانی واژگان

همان‌گونه که ابر کلماتی که از کل متن پیام‌ها استخراج شده (شکل ۲) نشان می‌دهد، کلمات «واژگونی»، «مصدوم» و «اورژانس» از پرتکرارترین کلمات در کنار کلیدواژه تصادف هستند. باتوجه‌به اینکه تصادفات واژگونی و سقوط از شدیدترین انواع تصادفات هستند، این بیانگر آن است که کاربران شبکه‌های اجتماعی سعی می‌کنند حوادث شدیدتر را بیشتر منتشر کنند و درباره آنها بحث کنند.

به‌منظور مقایسه با داده‌های رسمی، داده‌های تصادفات درون‌شهری و برون‌شهری پلیس راهنمایی‌وراندگی فراجا در محدوده شهرستان دماوند، به همراه داده‌های تصادفات سامانه جامع مدیریت سوانح و حوادث مرکز مدیریت راه‌های کشور سازمان راهداری و حمل‌ونقل جاده‌ای مورد بررسی قرار گرفت.

۴-۵- طبقه‌بندی محتوایی موضوعی

همان‌طور که در بخش روش‌شناسی اشاره شد، در این بخش پس از تنظیم دقیق مدل زبانی مولد Gemma 4، خلاصه‌سازی موضوعی پیام‌ها صورت گرفت. لازم به ذکر است برای این مرحله پیام‌هایی که پیش‌تر در دسته خنثی قرار گرفته و شامل صرف گزارش تصادفات بودند کنار گذاشته شده‌اند. موضوعات اصلی استخراج شده، خلاصه زیرموضوعات و همچنین نسبتی از پیام‌ها که هر یک از موضوعات به خود اختصاص داده‌اند در قالب جدول ۴ بیان شده است.

بررسی پیام‌های کاربران نشان می‌دهد که بخش قابل‌توجهی از مشارکت عمومی در شبکه‌های اجتماعی، فراتر از گزارش خام تصادفات، به بیان مسائل ساختاری، نارسایی‌های ایمنی و گلابه‌های مرتبط با مدیریت راه اختصاص دارد. فراوانی بالای موضوعاتی مانند نقاط حادثه‌خیز و مشکلات هندسی (۲۰ درصد)، خرابی آسفالت و چاله‌ها (۱۶ درصد) و نقص در روشنایی معابر (۹ درصد) نشان می‌دهد که کاربران بیش از هر چیز، درک روشنی از نقش راه به‌عنوان یکی از عوامل خطر ساز در بروز حوادث دارند

و از این بستر برای برجسته‌کردن ضعف‌های زیرساختی استفاده می‌کنند.

در کنار عوامل فیزیکی و زیرساختی، سهم قابل‌توجهی از پیام‌ها به جنبه‌های رفتاری و مدیریتی اختصاص یافته است. موضوعاتی مانند خطاهای انسانی و رفتارهای پرخطر رانندگان (۵ درصد)، نارضایتی از مدیریت و عدم اجرای مصوبات (۴ درصد) و مشکلات آرام‌سازی (۶ درصد) بیانگر آن است که کاربران تنها به وضعیت فیزیکی راه اکتفا نکرده‌اند، بلکه کیفیت حکمرانی حمل‌ونقل و شیوه مدیریت ایمنی راه را نیز به‌عنوان مسئله مطرح کرده‌اند. این یافته برای سیاست‌گذاری مهم است، زیرا نشان می‌دهد تصورات عمومی در شبکه‌های اجتماعی درباره ریشه‌های نایمنی، ترکیبی از عوامل زیرساختی، رفتاری و نهادی است.

از سوی دیگر، وجود موضوعات از جمله ایمنی عابران پیاده (۷ درصد)، تردد کامیون‌ها (۴ درصد)، جاده‌های روستایی (۴ درصد) و مشکلات فصلی مانند یخ‌زدگی و ضعف در برف‌روبی (۳ درصد) نشان می‌دهد که کاربران طیف متنوعی از مسائل خرد و کلان را منعکس کرده‌اند.

جدول ۴. تحلیل موضوعی پیام‌های دارای بار احساسی منفی

موضوع اصلی	خلاصه موارد مطرح شده	نسبت از کل (درصد)
نقاط حادثه‌خیز (مشکلات هندسی)	پیچ‌های تند، سرازیری‌ها نظیر دلیچایی، مشاء، شلمبه و نقاط فاقد دید کافی که منجر به انحراف و واژگونی می‌شوند، طراحی غلط دوربرگردان‌ها مانند جیلارد و رجایی	۲۰
خرابی آسفالت و چاله‌ها	خرابی‌های گسترده آسفالت و پل‌ها، چاله‌های عمیق منجر به حادثه در مبادی ورودی و نیاز به لکه‌گیری فوری، نیاز به خط‌کشی معابر (بلوار شورا، وادان، صالح‌آباد، آبسرد، دلیچایی و...)	۱۶
نقص در سیستم روشنایی معابر و تونل‌ها	تاریکی معابر که عامل تصادفات در شب و ناامنی است (مانند جابان، سربندان، تونل امامزاده هاشم، ورودی دماوند و...)	۹
سد معبر و موانع فیزیکی جاده	حضور دست‌فروشان، متکدیان، ره‌اشدن نخاله، تصرف و عدم رعایت حریم معابر	۸
ایمنی عابران پیاده	تصادفات مکرر دانش‌آموزان در بلوار بعثت (ناشی از فقدان پل)، نبود پل‌عابر و پیاده‌رو	۷
مشکلات آرام‌سازی	نبود، کمبود یا خرابی سرعت‌گیر و دوربین‌های کنترل سرعت	۶
فرهنگ‌سازی	خطاهای انسانی تصادفات سرعت بالا در شب، حرکات خطرناک و عدم رعایت قوانین	۵
مشکلات مدیریتی، تعلل و عدم اجرای مصوبات	پاس‌کاری مسئولیت‌ها بین ادارات، عدم اجرای مصوبات و تأخیر در پروژه‌ها و بی‌توجهی به گلابه‌های مردمی و عدم ایمن‌سازی معابر	۴
نایمنی جاده‌های روستایی/فرعی	وضعیت نامناسب جاده‌های خاکی روستایی، واژگونی خودروها و نیاز به تعریض	۴
علائم هشدار و تجهیزات ایمنی جاده	نبود گاردریل و نیوجرسی، سرقت گاردریل‌ها، خرابی تجهیزات (ثانیه‌شمار) و کمبود تابلوهای هشداردهنده در پیچ‌ها و نقاط پرتصادف	۴

موضوع اصلی	خلاصه موارد مطرح شده	نسبت از کل (درصد)
تردد خودروهای سنگین و کامیون‌ها	مشکلات ترافیکی ناشی از کامیون‌ها، نقص فنی ترمز و تصادفات زنجیره‌ای	۴
پروژه‌های نیمه‌تمام راه‌سازی	عدم احداث کمربندی‌ها، تقاطعات غیرهمسطح و زیرگذرها (کمربندی و زیرگذر گیلانوند، مهرآباد و...)	۳
برف‌روبی و مشکلات فصلی	ضعف در برف‌روبی و نمک‌پاشی معابر نظیر جاده صالح‌آباد و یخ‌زدگی معابر	۳
مدیریت حوادث	نیاز به مدیریت سریع حوادث با توجه حجم سنگین ترافیک در تعطیلات و آخر هفته	۲
موتورسیکلت‌سواران	حادثه‌سازی موتورسیکلت‌ها در شهر، عدم اعمال قانون راکبین بدون گواهینامه و پلاک	۲
تأسیسات و خدمات شهری	حفاری‌های تأسیسات شهری و عملیات عمرانی که باعث تصادف شدند	۲
حیوانات و دام	برخورد با دام‌ها و حیوانات به علت تاریکی معابر، جولان سگ‌های بلاصاحب در معابر و ایجاد تصادف و خسارت برای مردم	۱

این توزیع موضوعی، بازتابی از تجربه روزمره شهروندان در مواجهه با خطرات جاده‌ای است و اهمیت‌دادن به آنها می‌تواند ارزش بالایی برای نهادهای دخیل در مدیریت راه به همراه بیاورد؛ چرا که این داده‌ها، واکنش طبیعی مردم را به همراه اطلاعات همراه نظیر موقعیت مورد اشاره ارائه می‌کنند که برخلاف نظرسنجی‌های رسمی، ناشی از بیان خودجوش مشکلات در بهترین زمان است.

جدول ۵. تحلیل موضوعی پیام‌های دارای بار احساسی مثبت

موضوع اصلی	خلاصه موارد مطرح شده	نسبت از کل (درصد)
آمارهای رسمی کاهش تصادفات	گزارش‌های دوره‌ای کاهش تصادفات فوتی و جرحی، کاهش تلفات نوروزی	۱۸
اقدامات پلیس راهور	اجرای طرح موتوریار، هوشمندسازی محورها با پایش تصادفات، توصیه‌های ترافیکی نوروزی، اقدامات پلیس در فصل زمستان و ایام محرم	۱۶
پروژه‌های عمرانی راه و معابر	جدول‌گذاری و روکش آسفالت معابر، عملیات کوه‌بری محور هراز، شروع باند دوم ایوانکی-کیلان	۱۲
نصب علائم ترافیکی، سرعت‌گیر و گاردریل	نصب و تعویض تابلوهای راهنمایی، نصب چراغ چشمک‌زن تقاطعات، نصب سرعت‌گیر جدید، نصب علائم ترافیکی مبادی ورودی شهر، رنگ‌آمیزی سرعت‌کاه، اصلاح گاردریل پل‌های شهری	۱۰
گزارشات نجات در حوادث	نجات معجزه‌آسای راننده دنا در رودهن، نجات مصدوم، نجات سقوط کرده به سد خاکی وادان	۱۰
خدمات اورژانس، آتش‌نشانی و هلال‌احمر	انجام مأموریت‌های آتش‌نشانی دماوند، انجام مأموریت‌های اورژانس، خدمات هلال‌احمر در عید فطر و نوروز، تقدیر از آتش‌نشانان	۹
ایمن‌سازی نقاط حادثه‌خیز	بازدید ایمنی نقاط حادثه‌خیز محور کیلان - ساران، اقدامات ایمن‌سازی جاده صالح‌آباد و وادان، رمپ‌های فرار ورودی رودهن و گیلانوند، اصلاح سرازیری معاینه فنی، اصلاح دوربرگردان‌های حادثه‌خیز	۸
برف‌روبی و مدیریت بحران	آمادگی دستگاه‌ها برای زمستان، تلاش ستاد برف‌روبی در جاده‌ها، اعلام آمادگی راهداری در فصل سرما	۶

موضوع اصلی	خلاصه موارد مطرح شده	نسبت از کل (درصد)
ساماندهی حمل و نقل و ترافیک	ساماندهی تاکسی‌ها برای کاهش تصادفات، مهلت یک‌ماهه دادستانی به شهرداری برای رفع مشکل ترافیکی دوربرگردان جیلارد، جمع‌آوری سدمعبر، دست‌فروش و خودرو دوره‌گرد، خروجی راهگشای ترافیک دماوند با احداث تونل	۴
اجرای پروژه‌های نیمه‌تمام	اهمیت کمربندی جنوبی دماوند و پیگیری اجرایی، آمادگی شهرداری‌ها برای تعریض جاده آبسرد - کوهان، ایجاد تقاطعات غیرهمسطح گیلوند و مهرآباد	۴
فرهنگ‌سازی رانندگی و آموزش عمومی	اهدای کلاه ایمنی به موتورسواران، آموزش‌های ترافیکی پلیس به والدین	۳

تداوم این نوع مشارکت و تبدیل آن به یک منبع اطلاعاتی معتبر، مستلزم آن است که نهادهای متولی ایمنی راه، بازخوردهای مردمی را به رسمیت بشناسند و از این پیام‌ها به‌عنوان ورودی مؤثر برای پایش میدانی، اولویت‌بندی پروژه‌ها و اصلاحات مدیریتی بهره بگیرند. توجه به این نشانه‌های مردمی می‌تواند شکاف میان تجربه زیسته کاربران و سیاست‌گذاری رسمی را کاهش داده و کارآمدی اقدامات ایمنی را افزایش دهد؛ در غیر این صورت، فاصله ادراکات عمومی و عملکرد نهادی می‌تواند به کاهش اعتماد اجتماعی و تضعیف ظرفیت مشارکت منجر شود.

مواردی که در این بخش ذکر شد تأیید می‌کند که می‌توان شبکه‌های اجتماعی را به‌عنوان بستری برای یک رویکرد مکمل و مبتنی بر رضایت شهروندان محلی پیشنهاد داد؛ زیرا این بسترها امکان می‌دهند ساکنان هر منطقه به طور مستقیم نگرانی‌ها و تجربه‌های خود از معابر پرخطر را بیان کنند و در نتیجه مسئولین شهری بهتر دریابند که کدام محل‌ها از نگاه مردم در اولویت ممیزی و رفع نقص ایمنی قرار دارند. ضمن اینکه معمولاً مواردی گزارش می‌شود که حل آن از نظر شهروندان برای مسئولین شهری امکان‌پذیر است. بنابراین استفاده از داده‌های شبکه‌های اجتماعی می‌تواند به توسعه سامانه‌های مدیریت ایمنی راه و ابزارهای شهروندمحور کمک کند و اولویت‌بندی دقیق‌تری برای اقدامات اصلاحی فراهم آورد.

۵- نتیجه‌گیری

تصادفات ترافیکی یکی از چالش‌های مهم جوامع امروزی است که پیامدهای گسترده‌ای در بر دارد. منابع داده‌ای مختلفی برای بررسی ابعاد مختلف ایمنی راه در سطوح شهری وجود دارند اما

در مقابل علاوه بر اینکه پیام‌های مثبت به طور قابل توجهی تعداد کمتری نسبت به پیام‌های منفی دارند، بررسی جدول ۵ نشان می‌دهد اکثر پیام‌های دارای احساسات مثبت توسط نهادهای عمومی و خدماتی منتشر می‌شوند. البته برخی از این پیام‌ها به ابراز خوشحالی شهروندان از وقایع خاص نجات و یا تقدیر از نیروهای خدماتی نظیر آتش‌نشانی اختصاص دارد اما همان‌طور که مطالعات پیشین در برخی مناطق جهان اشاره کردند معمولاً شهروندان علاقه کمتری نسبت به انتشار پیام‌های مثبت در این خصوص در شبکه‌های اجتماعی دارند.

در مجموع، نسبت فراوانی موضوعات نشان می‌دهد که کاربران شبکه‌های اجتماعی مسائل زیرساختی و نقص‌های عینی ایمنی راه را برجسته می‌کنند و امیدوارند تا با تحریک مسئولین برای اقدام، گامی در جهت رفع مشکلات ایمنی معابر بردارند؛ این در حالی است که بخش قابل توجهی نیز به ضعف‌های مدیریتی و رفتاری اشاره دارند و سعی در فرهنگ‌سازی و تأثیرگذاری بر سایر شهروندان و مسئولین دارند. در مقابل، در موارد محدودی نیز گزارش‌هایی از اقدامات اصلاحی توسط نهادهای مسئول در شبکه‌های اجتماعی منتشر شده است که در آن‌ها تلاش شده با رفع برخی مشکلات مطرح‌شده و بازتاب آن در قالب پیام‌های مثبت، به بخشی از دغدغه‌های کاربران پاسخ داده شود.

این الگو نشان می‌دهد که کاربران شبکه‌های اجتماعی نسبت به ایمنی راه بی‌تفاوت نیستند و در مواردی حتی نقش یک ناظر مدنی را ایفا می‌کنند؛ به گونه‌ای که به جای واکنش انفعالی به وقوع حوادث، به طور فعال به شناسایی مشکلات و مطالبه‌گری درباره رفع آن‌ها می‌پردازند. این سطح از مشارکت خودجوش، بیانگر وجود یک سرمایه اجتماعی ارزشمند در حوزه ایمنی حمل و نقل ایران است.

۶- سپاسگزاری

از پلیس راهور فراجا و مرکز انتشار و دسترسی آزاد به اطلاعات تشکر و قدردانی می‌گردد.

۷- پی‌نوشت‌ها

1. Generative
2. Microblogging Servies
3. Natural language processing
4. Support Vector Machines
5. Large Language Model
6. Fine-tune
7. Sentiment Analysis
8. Lexicon-based
9. Latent Dirichlet allocation
10. Naive Bayes classifier
11. Application Programming Interface
12. Levenshtein
13. Word Cloud
14. Stop Words
15. Term Frequency
16. Recall
17. Accuracy
18. Semantic Similarity
19. Compression Ratio
20. Redundancy

۸- مراجع

- Abedi, M. M., & Sacchi, E. (2024). A machine learning tool for collecting and analyzing subjective road safety data from Twitter. *Expert Systems with Applications*, 240, 122582.
- Aggarwal, C. C., & Reddy, C. K. (2013). *Data Clustering: Algorithms and Applications*. Chapman & Hall/CRC.
- Ali, F., Ali, A., Imran, M., Naqvi, R. A., Siddiqi, M. H., & Kwak, K.-S. (2021). Traffic accident detection and condition analysis based on social networking data. *Accident Analysis & Prevention*, 151, 105973.
- Banerjee, S., & Lavie, A. (2005). METEOR: An automatic metric for MT evaluation with improved correlation with human judgments. *Proceedings of the acl workshop on intrinsic and extrinsic evaluation measures for machine translation and/or summarization*,
- Chakraborty, P., & Sharma, A. (2019). Public opinion analysis of the transportation policy using social media data: a case study on the Delhi odd-even policy. *Transportation in Developing Economies*, 5, 1-9.

در سال‌های اخیر، رسانه‌های اجتماعی به‌عنوان یک منبع غنی اطلاعاتی به‌خصوص موردتوجه قرار گرفته‌اند. رشد روزافزون داده‌هایی که در این بستر منتشر می‌شوند و کاهش سوگیری‌ها باتوجه‌به درگیرشدن بیشتر نسل‌ها، نوید این را می‌دهد که در آینده شاهد فراگیرشدن بیشتر استفاده از این داده‌ها در زمینه‌های مختلف باشیم.

به همین دلیل در این پژوهش به بررسی کاربرد این داده‌ها در حوزه تشخیص تصادفات و بازتاب آنها در افکار عمومی پرداخته شده است. بدین منظور مدل Gemma 4 E4B برای تقسیم‌بندی پیام‌ها به دو دسته تصادف و غیرتصادف و سپس تحلیل احساسات با دقت به ترتیب ۹۰ و ۸۷ درصد تنظیم دقیق و به‌کارگیری شدند. این نتایج نشان داد مدل‌زبانی مذکور می‌تواند تا حد قابل‌قبولی نسبت به تفکیک و دسته‌بندی پیام‌های بدون ساختار و اغلب محاوره‌ای فارسی اقدام کند. همچنین به طور موردی برای شهرستان دماوند، داده‌های رسانه‌های اجتماعی مانند تلگرام، توئیتر و خبرگزاری‌ها استخراج شده و مورد تحلیل قرار گرفت. نتایج تحلیل احساسات مشخص کرد کمترین پیام‌ها دارای احساسات مثبت هستند. همچنین بر اساس فراوانی واژگان ذکر شده مشخصاً تصادفاتی که دارای شدت بیشتری بودند بیشتر توسط شهروندان گزارش می‌شدند. در گام آخر از فرایند پیشنهادی مدل زبانی مولد برای خلاصه‌سازی موضوعی تنظیم دقیق شد و با به‌دست‌آوردن نتایج مناسبی نظیر شباهت معنایی ۷۱ درصدی بر روی پیام‌هایی که شامل صرف خبر نبودند به‌کارگیری شد. بیشترین درصد فراوانی نظرات مردمی مربوط به مشکلات فیزیکی معابر بود گرچه موضوعات دیگری نظیر فرهنگ‌سازی و گزارش مشکلات مدیریتی نیز محسوس بودند و نشان دادند طیف متنوعی از موضوعات خرد و کلان توسط شهروندان موردتوجه قرار می‌گیرد.

نتایج نشان داد که مجموعه داده‌های رسانه‌های اجتماعی می‌توانند مکمل منابع اطلاعاتی موجود باشند و استفاده از مدل‌های زبانی پیشرفته می‌تواند به‌عنوان یک ابزار سریع و مؤثر برای تحلیل تصادفات ترافیکی و سایر ابعاد مربوط به ایمنی راه موردتوجه قرار گیرد. این رویکرد می‌تواند زمینه‌های جدیدی را برای تحقیقات و تحلیل‌های ایمنی راه باز کند و به کاهش خسارات جانی و مالی ناشی از تصادفات کمک کند.

- Kamga, C., Kish, R., Mudigonda, S., & Tchamna, R. (2023). Utilizing Social Media Data for Estimating Transit Performance Metrics. *Sustainability*, 15(23), 16183.
- Kuflik, T., Minkov, E., Nocera, S., Grant-Muller, S., Gal-Tzur, A., & Shoor, I. (2017). Automating a framework to extract and analyse transport related social media content: The potential and the challenges. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 77, 275–291.
- Li, D., Zhang, Y., & Li, C. (2019). Mining public opinion on transportation systems based on social media data. *Sustainability*, 11(15), 4016.
- Liao, Y., Guo, H., & Shi, H. (2024). Research on the Public's Intention to Use Shared Autonomous Vehicles: Based on Social Media Data Mining and Questionnaire Survey. *Sustainability*, 16(11), 4462.
- Liu, J., Shang, Z., Ke, W., Wang, P., Luo, Z., Liu, J., Li, G., & Li, Y. (2025, July). LLM-Guided Semantic-Aware Clustering for Topic Modeling. In W. Che, J. Nabende, E. Shutova, & M. T. Pilehvar, *Proceedings of the 63rd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers)* Vienna, Austria.
- Lock, O., & Pettit, C. (2020). Social media as passive geo-participation in transportation planning—how effective are topic modeling & sentiment analysis in comparison with citizen surveys? *Geo-Spatial Information Science*, 23(4), 275–292.
- Manik, M. M. H., & Wang, G. (2026). Gemma 4, Phi-4, and Qwen3: Accuracy-Efficiency Tradeoffs in Dense and MoE Reasoning Language Models. *arXiv preprint arXiv:2604.07035*.
- Mathur, S., Ninan, J., Vuorinen, L., Ke, Y., & Sankaran, S. (2021). An exploratory study of the use of social media to assess benefits realization in transport infrastructure projects. *Project Leadership and Society*, 2, 100010.
- Méndez, J. T., Lobel, H., Parra, D., & Herrera, J. C. (2019). Using Twitter to infer user satisfaction with public transport: the case of Santiago, Chile. *IEEE Access*, 7, 60255–60263.
- Montes, C. M., Feldt, R., Martos, C. M., Ouhbi, S., Premanandan, S., & Graziotin, D. (2025). Large Language Models in Thematic Analysis: Prompt Engineering, Evaluation, and Guidelines for Qualitative Software
- Chang, H., Li, L., Huang, J., Zhang, Q., & Chin, K.-S. (2022). Tracking traffic congestion and accidents using social media data: A case study of Shanghai. *Accident Analysis & Prevention*, 169, 106618.
- Chen, X., Wang, Z., & Di, X. (2023). Sentiment analysis on multimodal transportation during the covid-19 using social media data. *Information*, 14(2), 113.
- Das, S., & Zubaidi, H. A. (2023). City transit rider tweets: understanding sentiments and politeness. *Journal of Urban Technology*, 30(1), 111–126.
- Dettmers, T., Pagnoni, A., Holtzman, A., & Zettlemoyer, L. (2023). Qlora: Efficient finetuning of quantized llms. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 36, 10088–10115.
- Devlin, J. (2018). Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. *arXiv preprint arXiv:1810.04805*.
- Efthymiou, D., & Antoniou, C. (2012). Use of social media for transport data collection. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 48, 775–785.
- Evans-Cowley, J. S., & Griffin, G. (2012). Microparticipation with social media for community engagement in transportation planning. *Transportation Research Record*, 2307(1), 90–98.
- González-Ibáñez, R., Muresan, S., & Wacholder, N. (2011, June). Identifying Sarcasm in Twitter: A Closer Look. In D. Lin, Y. Matsumoto, & R. Mihalcea, *Proceedings of the 49th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies* Portland, Oregon, USA.
- Grant-Muller, S. M., Gal-Tzur, A., Minkov, E., Nocera, S., Kuflik, T., & Shoor, I. (2015). Enhancing transport data collection through social media sources: methods, challenges and opportunities for textual data. *IET Intelligent Transport Systems*, 9(4), 407–417.
- Hu, E. J., Shen, Y., Wallis, P., Allen-Zhu, Z., Li, Y., Wang, S., Wang, L., & Chen, W. (2022). Lora: Low-rank adaptation of large language models. *ICLR*, 1(2), 3.
- ISPA. (2025). Iranians' usage rate of messaging apps and social networks.
- Japkowicz, N. (2013). Assessment metrics for imbalanced learning. *Imbalanced learning: Foundations, algorithms, and applications*, 187–206.

- Serna, A., Soroa, A., & Agerri, R. (2021). Applying deep learning techniques for sentiment analysis to assess sustainable transport. *Sustainability*, 13(4), 2397.
- Sujon, M., & Dai, F. (2021). Social media mining for understanding traffic safety culture in washington state using twitter data. *Journal of Computing in Civil Engineering*, 35(1), 04020059.
- Touvron, H., Lavril, T., Izacard, G., Martinet, X., Lachaux, M.-A., Lacroix, T., Rozière, B., Goyal, N., Hambro, E., & Azhar, F. (2023). Llama: Open and efficient foundation language models. *arXiv preprint arXiv:2302.13971*.
- Vaswani, A. (2017). Attention is all you need. *Advances in Neural Information Processing Systems*.
- Wang, S., Zhao, Z., Xie, Y., Ma, M., Chen, Z., Wang, Z., Su, B., Xu, W., & Li, T. (2024). Recent surge in public interest in transportation: Sentiment analysis of Baidu Apollo Go using Weibo data. *arXiv preprint arXiv:2408.10088*.
- Wojtowicz, J., & Wallace, W. A. (2016). Use of social media by transportation agencies for traffic management. *Transportation Research Record*, 2551(1), 82–89.
- Engineering Research. *arXiv preprint arXiv:2510.18456*.
- Radford, A., Narasimhan, K., Salimans, T., & Sutskever, I. (2018). Improving language understanding by generative pre-training.
- Richardson, L. (2007). Beautiful soup documentation. In: April.
- Ruan, K., Wang, X., & Di, X. (2024). From twitter to reasoner: Understand mobility travel modes and sentiment using large language models. 2024 IEEE 27th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC),
- Sakaki, T., Okazaki, M., & Matsuo, Y. (2010). Earthquake shakes twitter users: real-time event detection by social sensors. Proceedings of the 19th international conference on World wide web,
- Saragih, M. H., & Girsang, A. S. (2017). Sentiment analysis of customer engagement on social media in transport online. 2017 International Conference on Sustainable Information Engineering and Technology (SIET),

Analysis of Citizen Perspectives on Traffic Accidents Shared on Social Media Using Large Language Models

*Reza Golshan Khavas, Assistant Professor, School of Civil Engineering,
Iran University of Science and Technology, Tehran, Iran.*

*Mohammadreza Nosrati, M.Sc., Student, School of Civil Engineering,
Iran University of Science and Technology, Tehran, Iran.*

E-mail: rgolshan@iust.ac.ir

Received: March 2026- Accepted: August 2026

ABSTRACT

Recently, social media discourse has provided transportation researchers with a valuable opportunity to evaluate public sentiment toward road safety across multiple dimensions. In this study, a process for the opinion analysis of accident-related social media messages using large language models is proposed and applied as a case study. In this process, after extraction, the data are preprocessed, and then the Gemma-4 generative language model is fine-tuned and employed for three tasks: text classification, sentiment analysis, and summarization. In the first step, accident-related messages were classified and separated. In the second step, the fine-tuned language model was able to perform sentiment analysis on accident-related messages with an accuracy of 87%. Finally, thematic summarization of the messages and analysis of the results were conducted. The results of sentiment analysis and thematic summarization showed that although most messages were news oriented, approximately 21% of them contained negative opinions and complaints from users, pointing to various issues including infrastructural road safety challenges as well as certain managerial and cultural aspects. These findings indicate that these messages, in addition to providing information about accidents, reflect citizens' views, criticisms, and suggestions. They can contribute to a better understanding of road safety and transportation issues, especially at the local level where public surveys are not regularly conducted.

Keywords: Traffic Accidents, Data Mining, Traffic Safety, Social Networks, Large Language Models (LLMs)