

مروری بر تشخیص احساس از متن در شبکه سایبر اجتماعی

علی جبار رشیدی^۱، کوروش داداش تبار احمدی^۲، ملک نظرانداز^۳

۱- دانشیار- دانشگاه صنعتی مالک اشتر- مجتمع دانشگاهی برق و کامپیوتر aiorashid@yahoo.com

۲- استادیار- دانشگاه صنعتی مالک اشتر- مجتمع دانشگاهی برق و کامپیوتر dadashtabar@yahoo.com

۳- دانشجوی کارشناسی ارشد رایانش امن - دانشگاه صنعتی مالک اشتر nazarandaz.m@gmail.com

چکیده

در این مقاله، مدل‌های مختلف احساس و تکنیک‌های مربوطه برای تجزیه و تحلیل احساسات در مطالعات گذشته مورد بررسی قرار گرفته است. شبکه‌های سایبر اجتماعی حاوی مقدار زیادی از داده‌های خام است که در قالب متن، فیلم، عکس و صوتی توسط کاربران بارگذاری شده است. با استفاده از تحلیل احساسات می‌توان داده‌ها را به اطلاعات ارزشمند تبدیل کرد. مشاهده شده است که محققان از تکنیک‌های بسیار متنوعی برای تشخیص احساسات در متن استفاده کرده‌اند و در حال حاضر هیچ استاندارد طلایی برای استفاده از کدام مدل احساسی وجود ندارد. بیشتر مقالات به کار رفته برای تجزیه و تحلیل احساسات متن در شبکه‌های سایبر اجتماعی، داده‌های استخراج شده در سایت میکرو بلاگینگ عمدتاً توییت بوده است و کاربرد آن را می‌توان در حوادث جهانی، مراقبت‌های بهداشتی، سیاست و تجارت مشاهده کرد.

کلمات کلیدی: مدل‌های احساس، شبکه سایبر اجتماعی، تجزیه و تحلیل احساس

۱. مقدمه

ظهور وب ۲.۰ دنیای شبکه‌های اجتماعی را تغییر می‌دهد. نه تنها رسانه‌های آنلاین برای اتصال، به اشتراک گذاری اطلاعات و نظر شخصی آنها با دیگران استفاده می‌شوند، بلکه حتی تجارت می‌تواند از طریق اتصال در رسانه‌های اجتماعی ارتباط، درک و بهبود محصول و خدمات خود را نیز برقرار کند. تعداد کاربران رسانه‌های اجتماعی هر روز افزایش می‌یابد و تخمین زده می‌شود که در سال ۲۰۱۹ حدود ۲.۷۷ میلیارد کاربر رسانه‌های اجتماعی در سراسر جهان وجود داشته باشد [۱]. انواع مختلفی از اطلاعات بارگذاری و به اشتراک گذاری در شبکه‌های سایبر اجتماعی در قالب متن، فیلم، عکس و صدا وجود دارد [۲]. رسانه‌های اجتماعی سرشار از داده‌های خام و پردازش نشده و بهبود فناوری، به ویژه در یادگیری ماشین و هوش مصنوعی است، اجازه می‌دهد تا داده‌ها پردازش شوند و آن را به یک داده مفید تبدیل کنند کاربران می‌توانند به سرعت و صریح احساسات خود را بدون نیاز به

تایپ پیام های توصیفی طولانی انتقال دهند [۳] که آنها می توانند بیشترین سود را در سازمان تجاری داشته باشند [۴]. به طور کلی، تجزیه و تحلیل احساسات، همچنین به عنوان نظر کاوی شناخته می شود، بر طبقه بندی متن به سه دسته اصلی مثبت، منفی و خنثی متمرکز است. این سه دسته در برنامه های مختلف مفید هستند اما به هر حال جزئیات دقیق مربوط به احساسات بیان شده در پیام را ارائه نمی دهند. به عنوان مثال، تجزیه و تحلیل احساسات نمی تواند احساساتی مانند شادی، ترس، تعجب، احساس گناه و غیره را درک کند، که برای درک احساس واقعی ابراز شده توسط کاربر ضروری است. برای تفسیر موثرتر پیام، نه تنها شناسایی محتویات و متن پیام ضروری است، بلکه تشخیص احساسات بیان شده در پیام نیز ضروری است. [۵] تجزیه و تحلیل احساسات، به این معنا، به دنبال گرفتن احساسی است که در یک پیام بیان شده است. با این وجود طبیعتاً احساسات بسیار پیچیده است و چندین روش برای تجزیه و تحلیل احساسات ارائه شده است. در این مقاله یک مرور کلی از تکنیک ها و مدل های مختلف احساسات و چالش های مختلف در تجزیه و تحلیل احساسات ارائه می شود. در بخش ۲ مفهوم احساسات را همراه با ملاحظاتی که هنگام تشخیص احساسات باید در نظر گرفت معرفی می کند. بخش ۳ برخی از مدل های احساسی رایج مورد استفاده برای طبقه بندی احساسات را توصیف می کند. بخش ۴ تکنیک های مورد استفاده برای تجزیه و تحلیل احساسات را در مطالعات گذشته ارائه می دهد، و بخش ۵ برخی از یافته های قابل توجه در مورد تکنیک های پیشرفته تجزیه و تحلیل احساسات را بیان می کند و سپس در بخش ۶ نتیجه گیری می شود.

۲. احساسات

احساسات یک حالت ذهنی پیچیده است، که نشان دهنده حس یک فرد است و می تواند بر رفتار جسمی و روانی آن فرد تأثیر بگذارد [۶] شادی، غم، عشق و نفرت چند نمونه از احساسات ابراز شده توسط بشر است.

۱.۲. احساسات در متن

تشخیص احساسات از متن یکی از اصلی ترین کاربردهای هوش مصنوعی (AI) و پردازش زبان طبیعی (NLP) است. این یک زمینه مهم برای بهبود تعامل بین انسان و ماشین است. امروزه اینترنت محبوب ترین راه برای برقراری ارتباط با دیگران است. مردم از طریق پست های شبکه اجتماعی خود (به عنوان مثال وضعیت، نظرات، وبلاگ ها، میکرو بلاگ ها) احساسات و احساسات خود را اظهار می کنند.

۲.۲. چالش ها در تجزیه و تحلیل احساسات

در تجزیه و تحلیل احساسات از متن، هدف این است که به درستی وضعیت واقعی فرد در هنگام ارسال پیام کتبی شناسایی شود. به طور کلی، به چند دلیل تشخیص احساسات از متن بسیار چالش برانگیز است. با این وجود در پیاده سازی تجزیه و تحلیل احساسات برای یک نوشتار همیشه چالش های زیادی پیش روی می باشد:

تشخیص شدت احساسات: با توجه به میزان تحقیقات انجام شده در مورد تشخیص احساسات، تعداد بسیار کمی از محققان بر شدت احساسات شناسایی شده متمرکز شده اند. هر احساس ممکن است سطح شدت متفاوتی داشته باشد و تشخیص شدت یک احساس می تواند برای تحلیل احساسات مفید باشد. به عنوان مثال، اگر شخصی بنویسد "من ناراحتم" یا "من می خواهم به زندگی

خود پایان دهم ، دیگر چیزی برای من باقی نمانده است ” ، سپس سیستم های موجود هر دو این اظهارات را به عنوان احساساتی “غمگین” برچسب گذاری می کنند. با این حال ، در واقعیت ، شدت غم و اندوه در هر دو عبارت متفاوت است - جمله اول نشان دهنده غم طبیعی است در حالی که دیگری بیانگر افسردگی شدید یا احساسات خودکشی است.

تشخیص احساسات چندگانه: در بیشتر تلاش های کشف احساسات ، محققان بر احساس اصلی در متن تمرکز می کنند. جملات بیان کننده احساسات متعدد یا کنار گذاشته می شوند یا با اولین احساسی که شناسایی شده اند برچسب گذاری می شوند. به عنوان مثال ، اگر کسی بنویسد “من امروز صبح ناراحت شدم اما اکنون خوشحالم” یا “این باعث می شود که من همزمان شاد و ناراحت باشم” ، پس سیستم باید بتواند هر دو احساسات را از نظر زمانی و یا مکانی تشخیص دهد.

شناسایی شخصیت یا حالت : با تشخیص احساس از متن برای یک شخص خاص ، می توان شخصیت یا خلق و خوی او را تشخیص و تحلیل کرد. شناسایی شخصیت یا خلق و خوی می تواند در پلت فرم های شبکه های اجتماعی موجود و سایر برنامه ها برای پیشنهادات شخصی ادغام شود. به عنوان مثال ، اگر شخصی عصبانی است و در متن خود خشمگین است ، برنامه ای ممکن است موارد مختلفی را که دوست دارد به او پیشنهاد کند (به عنوان مثال یک رستوران نزدیک که غذای مورد علاقه او را سرو می کند ، یک سالن سینما در نزدیکی یک فیلم جدید در حال پخش است که از نوع مورد علاقه اوست و غیره).

تشخیص کنایه : تشخیص کنایه از متن کار بسیار پیچیده ای است و حداکثر دقت بدست آمده تا کنون زیاد نیست. تشخیص صحیح کنایه به استفاده صحیح از ساختار جمله ، تشخیص احساس دقیق پشت جمله ، درک متن جمله و بسیاری پارامترهای دیگر بستگی دارد. به عنوان مثال ، “من سعی می کنم تو را با شخصیتی تصور کنم” نشان دهنده کنایه است که برای یک سیستم تشخیص خودکار کنایه کاملاً ضمنی و دشوار قابل تشخیص است.

۳.۲. حوزه کاربرد

مناطق که در آن می توان از تشخیص احساس متنی استفاده کرد ، چندین برابر است [۷]:

تجزیه و تحلیل احساسات و نظر کاوی : تجزیه و تحلیل احساسات و استخراج نظر ، حوزه تحقیقاتی جدید و نوظهور است. این کار عمدتاً بر کشف دانش و بازبایی اطلاعات از متن متمرکز است. هدف از تجزیه و تحلیل احساسات این است که کامپیوتر بتواند احساسات را تشخیص و بیان کند [۸]. نظر کاوی یکی از کاربردهای مهم داده های وب است. این برای جمع آوری نظر کاربر و استخراج الگوهای معنی دار از آن استفاده می شود. می تواند مثبت یا منفی باشد. در طی فرایند تصمیم گیری می توانیم براساس نظر دیگران تصمیم خوبی بگیریم. این اهمیت و نیاز فزاینده نظر کاوی را نشان می دهد.

تولید متن به گفتار : متن خصوصاً در متن است حتی اگر محتوای احساسی داشته باشد. در ارتباط کلامی ، سخنگوها با اصلاح شیوه گفتار یا ارتباطات ، احساسات را به طور مثر بیان می کنند. بنابراین ، برای ایجاد متن به گفتار ترکیبی ، صدا باید تا حد ممکن معمول و جذاب باشد و همچنین مهم است که وضعیت احساسی متن بیان شود. استفاده از این سیستم به معنای احساسی مناسب

متن متناظر است.

تعامل رایانه ای انسان : انواع مختلفی از سیستم های ارتباطی انسان محور وجود دارد مانند سیستم های گفتگو ، سیستم های پاسخگویی خودکار و انسان مانند ربات ها و غیره. تکنیک های تشخیص احساس را می توان بر روی آنها اعمال کرد تا کاربر احساس کند که این سیستم بیشتر شبیه انسان است. یک سیستم پاسخ بهتر ، براساس روحیه / احساس موجود در کاربران ، باعث می شود کاربران و رایانه همگام شوند.

۳. مدل های احساس

مطالعات مربوط به تشخیص احساس متنی از سطح دانه درشت به سطح ریز دانه توسعه یافته است [۹]. تجزیه و تحلیل سطح درشت به تجزیه و تحلیل احساسات اشاره دارد که احساسات را به دو قطب مثبت یا منفی طبقه بندی می کند. از طرف دیگر ، تجزیه و تحلیل سطح دانه ریز به تقسیم احساسات به بسیاری از حالات احساسی - به عنوان مثال ، شاد ، غم ، عصبانیت و ترس اشاره دارد. مدل های احساسی معیارهای مختلفی را برای ایجاد احساسات مختلف بیان شده توسط یک فرد قابل اندازه گیری و قابل تمیز بیان می کنند [۱۰]. پنج مدل احساس ، یعنی مدل گسسته ، بعدی ، مولفه ای ، مدار و ارزیابی در مطالعات قبلی گزارش شده است [۱۱]. در این بخش ، مختصری از هر مدل ارائه می شود.

مدل گسسته : مدل های گسسته مجموعه ای از احساسات اساسی یا اصلی را مشخص می کند که توسط هر فرد ، فارغ از مذهب ، فرهنگ و قومیت ، بروز می یابد [۱۲]. در نظریه هیجان اساسی اکمان ، شش احساس اساسی شناسایی شده عبارتند از: خشم ، انزجار ، ترس ، خوشحالی ، غم و غافلگیری. لیست اساسی اکمن را با در نظر گرفتن جنبه های عصب روانشناختی برای پیشنهاد ده احساس اصلی گسترش داد: علاقه ، لذت ، تعجب ، غم ، عصبانیت ، انزجار ، تحقیر ، ترس ، شرم و گناه [۱۳]. با این حال ، جیمز راسل [۱۴] ، مدل های گسسته را مورد انتقاد قرار داد زیرا نیازی به نمایش دقیق احساسات فرد نیست. به عنوان مثال ، ترس یک احساس اساسی است ، اما “ترس از خیس شدن” را نمی توان برابر با “ترس از خرس” دانست. “ترس از خیس شدن” به احتمال زیاد نمایانگر خشم و “ترس از خرس” بیشتر نمایانگر ترس واقعی است.

مدل بعدی : در مقابل مدل احساسی گسسته ، مدل های بعدی احساسات را در یک فضای پیوسته یک بعدی یا چند بعدی ترسیم می کنند. یک مدل یک بعدی از یک بعد واحد تشکیل شده است ، و چند بعدی ممکن است دارای دو یا چند بعد باشد [۱۱]. مدل های ابعادی حالت های مختلف عاطفی را به عنوان نقطه در یک فضای ابعادی با مختصات در بعضی موارد از -۱ تا ۱ نشان می دهند ، و در سایر موارد ، می تواند تا دامنه های بالاتر مانند -۱۰۰ تا ۱۰۰ گسترش یابد [۱۵]. مدل حالت عاطفی برانگیختگی و تسلط بر لذت (PAD) اجرای مدل بعدی است که توسط [۱۴] معرفی شد. برای اندازه گیری حالات عاطفی ، PAD از سه بعد زیر استفاده می کند: لذت ، برای درجه ای از ظرفیت ، برانگیختگی ، که نشان دهنده سطح فعال سازی و تسلط عاطفی برای درجه قدرت یا کنترل است [۱۵].

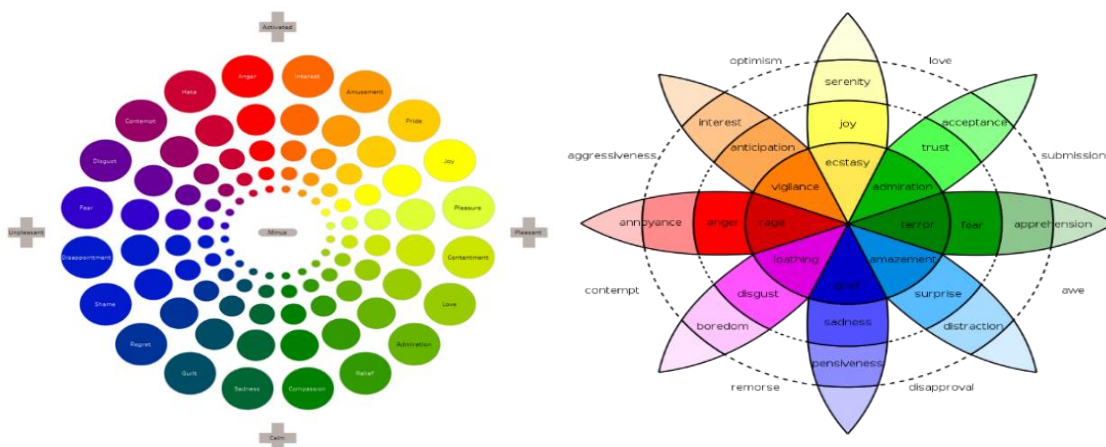
مدل مولفه ای : مدل های ترکیبی در نظر می گیرند که احساسات با ارزیابی مغزی حوادث و توالی واکنشها در واکنشهای مختلف

فیزیولوژیکی، حالات صورت، حرکات، موضع و تأثیر آشکار می‌شوند. اورتونی، کلور و کولین (OCC) در سال ۱۹۸۸ سلسله مراتبی از بیست و دو نوع احساس را در مدل OCC خود تعریف کردند تا تمام حالات عاطفی ممکن را نشان دهد، که ممکن است توسط یک فرد تجربه شود [۱۶]. در مدل OCC، هر احساسات نتیجه یک واکنش عاطفی است که پس از ارزیابی جنبه‌های یک موقعیت مثبت (مفید) یا منفی (مضر) رخ می‌دهد. واکنش‌ها پیامدهای حوادث، اقدامات کارگزاران و جنبه‌های اشیا است [۱۵]. رابرت پلاتچیک روان‌شناس تشخیص داد که هشت احساس اصلی وجود دارد و همه احساسات دیگر از آن احساسات اصلی رشد می‌کنند. در نظریه تکاملی روانی هیجان پلاتچیک، وی پیشنهاد می‌کند که هشت احساس اصلی وجود دارد، یعنی عصبانیت، ترس، غم، انزجار، تعجب، انتظار، اعتماد و شادی و ترکیبات مختلف هشت احساس اصلی باعث ایجاد احساسات دیگر می‌شود. به عنوان مثال، لذت و شگفتی را می‌توان با هم ترکیب کرد و به لذت منجر شد. این مدل به عنوان چرخ عاطفه‌های پلاتچیک نیز شناخته می‌شود [۱۷].

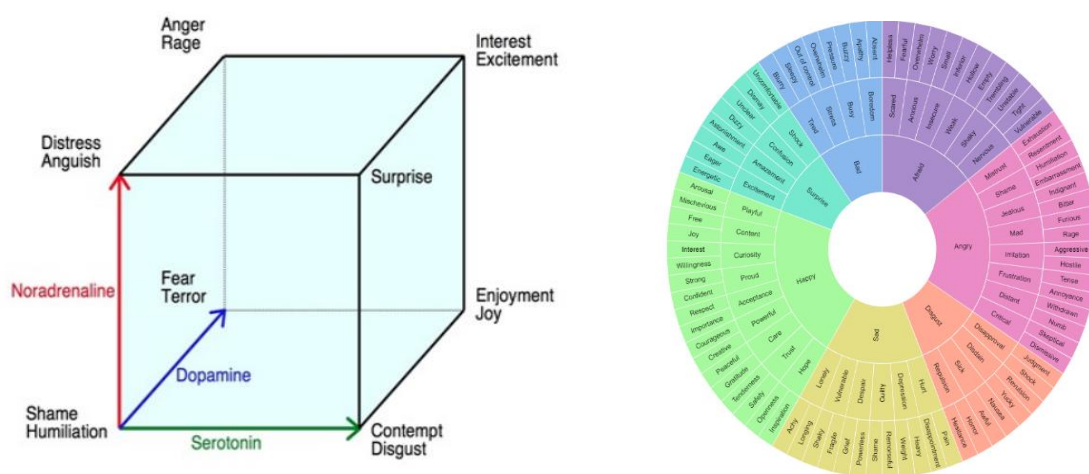
مدل مدار: مدل مدار، که به عنوان مدل تشریحی نیز شناخته می‌شود، توسط متخصص مغز و اعصاب، جوزف [۱۸] ارائه شد. لدوک این نظریه را ارائه داد که احساسات فردی را می‌توان در مدارهای عصبی متمایز و متمایز پردازش کرد و وظایف یا سیستم‌های ضروری با این مدارها مرتبط هستند. متخصصان اعصاب و روان معتقدند که مدارهای عصبی تکاملی در مغز باعث ایجاد احساسات اساسی و تمایز آنها می‌شوند. آنها بسیاری از احساسات ابتدایی مهم مانند خشم، ترس، امید و وحشت را کشف کردند. لدو همچنین تأکید کرد که ممکن است زبان برای تشخیص احساسات کافی نباشد زیرا مدارهای متنوعی برای محاسبه احساسات غیرمغز در مغز ما وجود دارد و ممکن است برای اندازه‌گیری یا ترجمه در قالب زبان لازم نباشد.

مدل‌های ارزیابی: اسمیت و لازاروس مدل ارزیابی را پیشنهاد کردند، که نشان می‌دهد احساسات از ارتباطات دائماً در حال تغییر ارزیابی و روندهای مقابله‌ای ناشی می‌شود که به تصویر نماینده رابطه او با محیط بستگی دارد [۱۹]. این مدل همچنین بیان می‌کند که هر رابطه محیطی با کمک تعداد مشخصی از ابعاد ارزیابی یا متغیرها و ارتباطات بین محیطی و تغییرات تأثیرگذار ارزیابی می‌شود. متغیرهای ارزیابی براساس قوانین “اگر آنگاه” هستند، یعنی بر اساس ارتباط، پیامدها، پتانسیل مقابله و اهمیت هنجاری. مدل ارزیابی نظریه اصلی مربوط به احساسات انسانی در علوم رایانه، به ویژه در سیستم‌های نمادین هوش مصنوعی است.

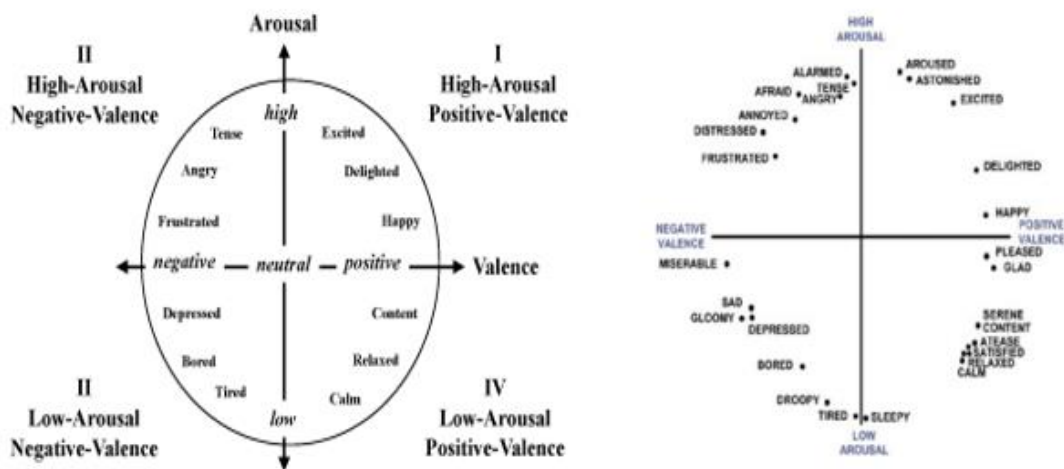
۱.۳ دیاگرام برخی از مدل‌های احساس



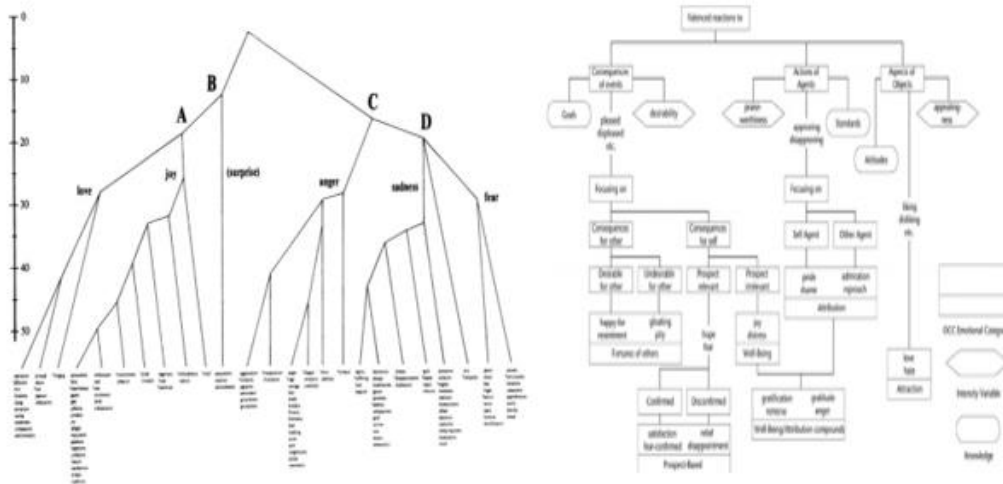
شکل ۱- راست : چرخ احساسی پلاتچیک ، چپ : دایره احساسی مدل گنوا



شکل ۲- راست : چرخ احساسی رابرت رانک ، چپ: مکعب احساسی لووهیم



شکل ۳- راست: مدل احساس سرکمپلکس، چپ: مدل احساسی وکتور



شکل ۴- راست: مدل احساسی او سی سی، چپ: مدل احساسی شیور

با توجه به تعاریف ارائه شده خلاصه ای از مدل های احساسی در جدول زیر بیان شده است .

جدول ۱- برخی از مدل های احساسی

مدل	ساختار	رویکرد	تقسیم بندی برخی از احساس
اکمان [۲۰]	_____	طبقه ای	خشم ، انزجار ، ترس ، شادی ، غم ، تعجب
شیور [۲۱]	درخت	طبقه ای	خشم ، ترس ، شادی ، عشق ، غم ، تعجب
اوتلی [۲۲]	_____	طبقه ای	خشم ، اضطراب ، انزجار ، خوشبختی ، غم و اندوه
پلاتچیک [۲۳]	چرخ	ابعادی	پذیرش ، تحسین ، پرخاشگری ، حیرت ، خشم ، دلخوری ، پیش بینی ، دلهره ، هیبت ، بی حوصلگی ، تحقیر ، عدم تأیید ، انزجار ، حواس پرتی ، وجد ، ترس ، اندوه ، علاقه ، شادی ، انزجار ، عشق ، خوش بینی ، فکر ، خشم ، پشیمانی ، غم ، آرامش ، تسلیم ، شگفتی ، وحشت ، اعتماد ، هوشیاری
سرکمپلکس [۲۴]	ظرفیت ، انگیزندگی	ابعادی	ترسیده ، نگران ، عصبانی ، عصبانی ، برانگیخته ، متحیر ، راحت ، بی حوصله ، آرام ، راضی ، خوشحال ، افسرده ، پریشان ، افتاده ، هیجان زده ، ناامید ، خوشحال ، غم انگیز ، خوشحال ، بدبخت ، خوشحال ، آرام ، غمگین ، راضی ، بی سر و صدا ، خواب آلود ، متشنج ، خسته
او سی سی [۲۵]	درخت	ابعادی	تحسین ، خشم ، تقدیر ، ناامیدی ، دوست نداشتن ، ترس ، تأیید ترس ، دلخوشی ، رضایت ، سپاس ، خوشحال ، امید ، دوست داشتن ، ترحم ، غرور ، متاسفم ، برای تسکین ، پشیمانی ، سرزنش ، کینه ، سرزنش خود ، شرم
لووهیم [۲۶]	مکعب	ابعادی	عصبانیت / خشم ، تحقیر / انزجار ، پریشانی / اضطراب ، لذت / شادی ، ترس / وحشت ، علاقه / هیجان ، شرم / تحقیر ، شگفتی / حیرت
وکتور [۲۷]	دایره	ابعادی	برانگیخته ، محظوظ ، خوشحال ، خوشنودی ، راضی ، خوش ، آرام ، ساکت ، خشمگین ، ناراحت ، عصبی و هیجان زده ، ناامید ، افسرده ، خسته ، بیزار ، با خستگی
گنوا [۲۸]	چرخ	ابعادی	خشم ، عصبانیت ، آزار ، دلخوری ، غضب ، رنجش ، دیوانگی ، ترس ، اضطراب ، نگرانی ، دلهره ، ترس ، وحشت عشق ، نفرت ، ، گناه
البرت وونگ [۲۹]	دایره	ابعادی	عصبانیت ، بی اعتمادی ، شرم ، حسادت ، دیوانه ، تحریک ، سرخوردگی ، دور ، منتقد ، خستگی ، کینه ، تحقیر ، خجالت ، عصبانی ، تلخ ، خشمگین ، عصبی ، پرخاشگری ، خصمانه ، پرتنش ، دلخوری ، کناره گیری ، بی حسی ، بدبینی ، دیر باور

۴. تکنیک های تجزیه و تحلیل احساس

گامینوا و همکاران [۳۰] روشی را برای پیش بینی واکنش های احساسی که کاربران توییت بعد از خواندن یک مقاله خبری ارائه می دهند پیشنهاد می کنند. برای این منظور، مجموعه ای از مقالات خبری اسپانیایی و پاسخ های توییت مربوط به آنها را جمع آوری کردند. سپس، گروهی از حاشیه نویسان احساس بیان شده در آنها را برچسب گذاری کردند. مجموعه احساس شامل شش احساس: انزجار، ترس، تعجب، خشم، شادی و غم بود. برای استخراج ویژگی با دو فضای مختلف از ویژگی ها کیسه کلمات و تعبیه های کلمه ای استفاده شده است. پس از آن، از SVM برای پیش بینی واکنش های عاطفی کاربران توییت استفاده شد. بر طبق ادعای این پژوهش، با اندازه گیری انحراف از واکنش های احساسی پیش بینی شده با توجه به موارد حاشیه نویسی، یک تشابه واکنش احساسی ۸۹٪ بدست آوردند.

تیواری و همکاران [۳۱] یک آزمایش در سطح جمله مربوط به تشخیص کلاس احساسی را پیشنهاد دادند. یک مجموعه داده حاشیه ای بزرگ وجود دارد که به صورت دستی یک جمله را فراتر از شش احساس اساسی (عشق، شادی، خشم، غم، ترس، تعجب) طبقه بندی می کند. رویکرد ارائه شده مبتنی بر ترکیبی از رویکرد یادگیری ماشین و واژگان است. این پژوهش ادعا کرد که نتایج حاصل از این روش دقت را بهبود می بخشد. برای نتیجه به دست آمده مقدار دقت ۸۰/۶ درصد و فراخوان ۸۳/۵ درصد است.

لین و همکاران [۳۲]، روشی برای طبقه بندی مقالات خبری بر اساس احساس که در خوانندگان ایجاد می کنند، پیشنهاد کردند. چین دارای عملکردی است که به کاربران اجازه می دهد احساس خود را پس از خواندن مقالات با نشان دادن یک یا چند احساس زیر بیان کنند: شاد، عصبانی، غمگین، متعجب، دلچسب، عالی، خسته کننده و مفید. نویسندگان ویژگی هایی مانند یونیگرامس، بیگ گرامس، فراداده را استخراج کرده و همچنین از یک واژه نامه برای بدست آوردن دسته بندی های احساسی کلمات استفاده کرده اند. سپس، یک ماشین بردار پشتیبان با استفاده از این ویژگی آموزش داده شد. این پژوهش ادعا می کند نتایج آنها دقت ۸۷،۹٪ را در پیش بینی احساس غالب نشان می دهد.

پارک سنو-هوی و همکاران [۳۳] با استفاده از یک مدل تعبیه احساسات، احساسات را با مدل پلاتچیک (خشم، پیش بینی، انزجار، ترس، شادی، اعتماد، غم، تعجب) در یک متن داستان تجزیه و تحلیل کردند. که برای طبقه بندی احساسات از شبکه های عصبی پیچشی (CNN) استفاده کردند. از تحلیلگر احساسات NLTK VADER برای تشخیص کلمات احساسی در جملات داستان استفاده شده است. رویکرد ارائه شده اطلاعات متنی را که می تواند شامل چندین جمله باشد، در نظر نمی گیرد. همچنین با عباراتی 'little'، 'no' یا 'not' که جمله را نفی می کند، کار نمی کند. با ادعای این پژوهش نتایج طبقه بندی نشان می دهد که شادی (۲۲٪)، غم (۱۹،۸۸٪)، ترس (۱۶،۴٪) و خشم (۱۴،۴٪) احساس برتر هستند، که اکثریت ۷۳،۵۵٪ کل تعداد را به خود اختصاص داده اند. این ۴ احساس نسبت بالاتری نشان دادند زیرا داده های توییت که در ایجاد مدل جاسازی استفاده شده است نیز دارای اطلاعات شادی، غم، ترس و عصبانیت زیادی (۷۴،۲۶٪) است.

گاباتری اس و همکاران [۳۴] برای تجزیه و تحلیل احساسات یک مدل ترکیبی (مبتنی بر یادگیری ماشین و مبتنی بر کلمات کلیدی) ارائه شده که کلمات عبارتی را از ورودی استخراج کرده و بردار تأثیر را برای کلمات استخراج شده بر اساس مدل پلاتچیک (خشم، پیش بینی، انزجار، ترس، شادی، اعتماد، غم، تعجب) محاسبه می کند. سپس بر اساس بردار تأثیر، جمله پیشنهادی را در کلاس هدف مناسب طبقه بندی می کند. با ادعای این پژوهش، مدل ترکیبی نتیجه دقیق تری نسبت به روش مبتنی بر قاعده و یادگیری ماشین با دقت ۶۵،۲۳٪ بدست آورده است. که با روش مبتنی بر قاعده با دقت ۵۷،۵۰٪ و یادگیری

ماشین با دقت ۶۳,۶۸٪ می باشد .

بوزیزی و همکاران [۳۵] روش جدیدی برای تجزیه و تحلیل احساسات ارائه دادند جایی که توییت ها را می توان در ۷ کلاس طبقه بندی کرد (شاد ، ناراحت ، عصبانیت ، عشق ، سرگرمی ، نفرت و عصبی) با استفاده از ابزار سنتا خود ایزاری متن باز است که می تواند برای استخراج ویژگی های متن مورد استفاده قرار گیرد. از سنتا برای اجرای آزمایش های طبقه بندی چند کلاسه استفاده شد. آزمایش ها نشان داد که روش پیشنهادی می تواند تا دقت ۶۰,۲٪ در طبقه بندی چند طبقه برسد. با این وجود، این پژوهش ادعا کرده که این روش در طبقه بندی باینری و طبقه بندی سه گانه بسیار دقیق است: در حالت اول ، برای مجموعه داده ای که پس از حذف توییت های خنثی استفاده شده ، به صحت ۸۱,۳٪ و در حالت دوم ، به صحت طبقه بندی برابر با ۷۰,۱٪ دست یافته است.

دیمان قاضی و همکاران [۳۶] روش ترکیبی از چندین روش را برای حل مشکل متن احساسی ارائه دادند. از واژگان -NRC و WordNet-Affect.Emotion استفاده کرده اند دو الگوریتم طبقه بندی ، ماشین های بردار پشتیبان و رگرسیون لجستیک (LR) ، و دو مجموعه مختلف از ویژگی ها ، مجموعه ای از ویژگی های کیسه های کلمات و یونیگرام را اعمال کرده اند. بر طبق ادعای پژوهش نتایج بدست آمده با رگرسیون لجستیک استفاده شده به طور قابل توجهی بهتر از خط پایه و نتیجه ماشین بردار پشتیبان اعمال شده در کیسه ی کلمات هستند.

آنوشا و همکاران [۳۷] یک سیستم یادگیری تحت نظارت ارائه دادند که از الگوریتم های پردازش زبان طبیعی ، چند جمله ای ساده بیز و ماشین های بردار پشتیبان برای طبقه بندی داده های متنی به احساسات استفاده می کند. از مجموعه داده های ISEAR برای آموزش پنج کلاس احساسات: عصبانیت ، انزجار ، ترس ، شادی و غمگینی به عنوان مدل احساسی اکیمان استفاده شد. اعتبار سنجی ۱۰ برابر انجام شد و مشخص شد که ماشین های بردار پشتیبان دقت 63.1 و ساده بیز دقت ۵۲,۹ را به دست می آورد.

کراتزوالد و همکاران [۳۸] تلاش برای شناسایی احساسات با استفاده از حافظه کوتاه مدت بلند مدت (LSTM) را ارائه دادند. در حقیقت هدف از طراحی شبکه های LSTM ، حل کردن مشکل وابستگی بلندمدت بود. ساختار آن ها به صورتی است که اطلاعات خیلی دور را به خوبی یاد می گیرند که این ویژگی در ساختار آن ها نهفته است. در این پژوهش مجموعه داده های توییت های انتخاباتی مورد آزمایش قرار گرفت. چهار دسته احساسات گسسته (خشم ، ترس ، شادی ، غم و اندوه) هدف قرار گرفتند. به طور کلی ، با ادعای این پژوهش عملکرد دقت ۵۸,۴٪ را برای توییت های انتخاباتی و ۵۸,۶٪ را برای توییت های عمومی گزارش کرده اند.

سو و همکاران [۳۹] نیز در شناسایی احساسات متن از LSTM استفاده کردند. این روش بر اساس پایگاه داده پردازش زبان طبیعی و محاسبات چینی (NLPC) که شامل هفت دسته احساس (عصبانیت ، کسالت ، انزجار ، اضطراب ، خوشحالی ، غم ، تعجب) است ، مورد آزمایش قرار گرفت با ادعای این پژوهش نتایج بدست آمده دقت ۷۰,۶۶٪ را نشان می دهد.

حسن و همکاران [۴۰] با ایجاد دو سیستم به نام Emotex و EmotexStream رویکردی برای تشخیص خودکار احساسات از توییت ها ارائه دادند. نویسندگان برای تهیه طیف گسترده تری از کلمات تأثیرگذار ، مدل سیرکمپلکس را با واژگان WordNet (مترادف) گسترش دادند. بیز ساده ، ماشین بردار پشتیبان و درخت تصمیم به عنوان طبقه بندی در Emotex استفاده شد. EmotexStream یک توسعه دهنده برای Emotex به عنوان یک سیستم طبقه بندی توییت در زمان واقعی ساخته شده است که هدف آن کشف توزیع های زمانی عاطفه جمع و تشخیص انفجار عاطفی در طی رویدادهای مهم است. یک روش بدون نظارت طبقه بندی باینری با استفاده از تحقیق زبانشناسی و شمارش کلمات (LIWC) و هنجارهای تأثیرگذار برای کلمات انگلیسی (ANEW) برای طبقه بندی

توییت‌ها در دو گروه احساسات که در Emotex برای طبقه‌بندی احساسات تغذیه می‌شوند، ایجاد شد. با ادعای این پژوهش نتایج بدست آمده برای دقت بین ۷۸٪ تا ۹۳٪، فراخوان بین ۷۷٪ تا ۹۵٪ و F-Measure بین ۷۷٫۸٪ تا ۸۵٫۶٪ مشاهده شد.

عادل مجید و همکاران [۴۱] بر روی تشخیص احساس از متن به زبان اردو رومی متمرکز است. یک مجموعه جامع جمله‌ای توسعه داده شده که از حوزه‌های مختلف جمع شده و آن را با شش کلاس (شاد، غم، خشم، ترس، عشق و خنثی) مختلف حاشیه‌نویسی می‌کنند. برای استخراج ویژگی از Word2Vec استفاده شده است. الگوریتم‌های مختلف پایه مانند کی-نزدیکترین همسایه، درخت تصمیم، ماشین بردار پشتیبان و جنگل تصادفی را بر روی مجموعه اعمال شد. پس از آزمایش و ارزیابی، بر طبق ادعای این پژوهش مدل ماشین بردار پشتیبان نسبت به بقیه‌ی الگوریتم‌های طبقه‌بندی با دقت ۶۹٫۵۴٪ به نتایج بهتری دست یافته است. هر چه تعداد داده‌های اولیه به بی‌نهایت نزدیک می‌شود، نزدیکترین همسایه در حالت طبقه‌بندی تضمین می‌کند که میزان خطا بیشتر از دو برابر خطای بایاس (حداقل خطا قابل دستیابی با توجه به توزیع داده‌ها) نخواهد بود.

آزمین و همکاران [۴۲] شناسایی احساس چند کلاسه از متن بنگلا را پیشنهاد کردند که با استفاده از طبقه‌بندی کننده چند جمله‌ای بیز ساده همراه با ویژگی‌های مختلف مانند ریشه‌یابی، برچسب‌گذاری قسمت‌های گفتار (POS)، انگرمس، فرکانس اصطلاح معکوس فرکانس (TF-IDF) می‌باشد. با ادعای این پژوهش مدل نهایی توانست متن را در سه کلاس احساسی (شادی، غم و خشم) با دقت کلی ۷۸٫۶٪ طبقه‌بندی کند.

مارتینز و همکاران [۴۳] روشهای طبقه‌بندی گفتار نفرت در رسانه‌های اجتماعی را بررسی می‌کنند. هدف این است که از روشهای طبقه‌بندی با استفاده از یک مجموعه داده حاشیه‌ای برای این منظور، پایه‌های واژگانی را برای این کار ایجاد کنند. از TF-IDF برای مرتب کردن مناسب‌ترین کلمات در مجموعه داده استفاده شد به عنوان ویژگی، سیستم از تکنیک‌های پردازش زبان طبیعی به منظور گسترش مجموعه داده اصلی با اطلاعات احساسی استفاده می‌کند از مدل پلاتچیک (ترس، غم، شادی، خشم، تعجب، اعتماد، پیش‌بینی، انزجار) و از واژگان NRC به عنوان منبع، تمام جملات مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفته و شدت خشم احساس محاسبه می‌شود. که آن را برای طبقه‌بندی یادگیری ماشین فراهم می‌کند. با ادعای این پژوهش نتایج حاصل در شناسایی گفتار از متنفر با الگوریتم جنگل تصادفی (RF) بهترین دقت را دارد که ۸۰٫۵۶٪ دقت بدست آوردند.

جوشی و همکاران [۴۴] یک ردیاب احساسات منبع باز و برنامه‌های ابتکاری آن را ارائه می‌دهند. ردیاب، EmoGram، تغییرات احساسی را برای دنباله‌ای از واحدهای متنی ردیابی می‌کند. از نظر واحد متنی (توییت‌ها، جملات گفتگویی و غیره) و همچنین آنچه توالی زمان را تشکیل می‌دهد (مهر زمان بر توییت‌ها، گفتمان بودن متن و غیره) همه کاره است. با استفاده از واژگان LIWC، EmoLex چهار احساس (خشم، مضطرب، خوشحال، غم) را مشخص می‌کند. بر طبق ادعای این پژوهش روش مورد استفاده می‌تواند احساس کلی را در یک دوره زمانی پیش‌بینی می‌کند. نمودارهای توالی زمانی احساسات را ایجاد و نشان می‌دهد. سطح احساس یک مسابقه کریکت، احساسات بین شخصیت‌های یک نمایش و احساسات نسبت به یک محصول را به طور دقیق محاسبه می‌کند.

پداموتوی و همکاران [۴۵] از روشهای مختلفی برای شناسایی احساس استفاده می‌کنند. داده مربوط به احساس متنی شامل سیزده احساس (خنثی، نگرانی، خوشبختی، غم، عشق، تعجب، سرگرمی، تسکین، خالی، اشتیاق، بی‌حوصلگی، خشم) می‌باشد. برای استفاده از تشخیص احساس از چهار مدل مختلف، طبقه‌بندی بیز ساده، ماشین بردار پشتیبان خطی، رگرسیون لجستیک و جنگل تصادفی استفاده می‌شود اما بر طبق ادعای آن‌ها بهترین دقت ۸۷٪ توسط جنگل تصادفی بدست می‌آید. چالشی که آن‌ها در این مقاله حل کرده‌اند این است که در این الگوریتم یادگیری اصلی، احساس یا احساساتی را که مستقیماً

در پست ها ، وبلاگ ها و صفحات شبکه های اجتماعی به اشتراک گذاشته نشده اند ، تشخیص می دهند .
راگون و همکاران [۴۶] یک سیستم پیشنهادی برای ایجاد نمونه اولیه مطرح کرد که به نتیجه گیری درباره احساسات پست ها بر اساس مدل پلاتچیک (خشم ، تعجب ، شادی ، ترس ، غم ، اعتماد ، پیش بینی و انزجار) با سه سطح احساسی در هر یک کمک می کند . پست ها با استفاده از برچسب POS استنفورد برچسب گذاری می شوند. ماژول شناسایی احساسات از پایگاه داده های واژگانی WordNet و SentiWordNet برای یافتن نمرات شباهت مناسب کلمات با توجه به هر احساس استفاده می کند. بر طبق ادعای این پژوهش ارزیابی عملکرد سیستم نشان دهنده عدم توانایی سیستم در مدیریت تغییرات در محاسبه نمره شباهت است که به نوبه خود منجر به کاهش مقادیر فراخوانی می شود. این سیستم همچنین قادر به یافتن پست های کنایه آمیز در صورتی که شرایط موجود در مدل شناسایی کنایه را برآورده نمی کند نیست . کارایی نشانگر POS استنفورد برای احکام فقط حدود ۵۶٪ است. بنابراین ، می تواند با برچسب گذاری POS بهتر جایگزین شود تا کارایی را بهبود بخشد.

بادوگو و همکاران [۴۷] یک رویکرد مبتنی بر قانون را توصیف می کند ، که احساسات یا خلق و خوی توییت را با مدل سرکمپلکس در چهار کلاس (شاد-فعال ، شاد-غیر فعال ، ناراضی-فعال ، ناراضی-غیر فعال) تشخیص می دهد و پیام توییت را در دسته بندی احساسی مناسب طبقه بندی می کند. از برچسب گذاری POS در فرآیند استخراج ویژگی استفاده نموده اند . بر طبق ادعای این پژوهش دقت سیستم ۸۵٪ است. با سیستم پیشنهادی می توان سطح عمیق تری از احساسات ، یعنی دانه ریزتر به جای احساسات ، دانه درشت را درک کرد.

یاسمین و همکاران [۴۸] ارائه روشهای مختلف برای طبقه بندی احساسات مبتنی بر متن را پیشنهاد می دهند. در واقع یک مدل تشخیص احساس را ایجاد می کنند که احساسات سطح جمله در شش کلاس (انزجار ، ترس ، تعجب ، خشم ، شادی و غم) را در نظر می گیرد. در پردازش زبان طبیعی ، مشکلات طبقه بندی مبتنی بر محتوا شامل مفاهیمی از یادگیری ماشین و پردازش زبان طبیعی است. روش پیشنهادی از کلمات کلیدی احساسی مستقیم در متن به عنوان ابزاری برای شناسایی احساسات استفاده می کند. به منظور افزایش دقت در تشخیص ، کلمات و عباراتی حاوی تأثیر احساسی نیز در نظر گرفته شدند. استفاده از ماشین بردار پشتیبانی ، درخت تصمیم بیز ساده ، تصادفی جنگل برای اختصاص دادن برچسب کلاس به این مکان ها است. بر طبق ادعای این پژوهش ماشین بردار پشتیبان دقت بهتری نسبت به بقیه الگوریتم ها بدست آورد.

بانوتو و همکاران [۴۹] سیستم شناسایی و استخراج احساس از متن توییت شده توسط کاربران را در شش کلاس (شادی ، غم ، خشم ، تعجب ، عشق ، انزجار) پیشنهاد کردند. برای پردازش متوالی داده ها از نوع خاصی از RNN (شبکه های عصبی تکرار شونده) به نام LSTM (شبکه های حافظه کوتاه مدت) در سیستم خود استفاده کردند و همچنین از روش تعبیه کلمه برای جایگزینی متن با مقادیر برداری استفاده کردند. با ادعای این پژوهش مدل پیشنهادی ه دقت ۰,۹۲٪ دست یافته است.

خسروی و همکاران [۵۰] شناسایی هیجان در متن فارسی با استفاده از مدل یادگیری ماشینی را پیشنهاد نمودند . در مدل پیشنهادی ، گروه بندی هشت گانه ی پلاتچیک (ترس ، خشم ، پیش بینی ، اعتماد ، تعجب ، انزجار ، شادی ، غم) در هیجان ها به عنوان مبنای یادگیری تحت نظارت از ماشین بردار پشتیبان ، ویژگی های بافتی متن فارسی و لیست واژگان هیجانی برچسب دار به عنوان عناصر و اجزای مدل تعیین شده اند. بر طبق ادعای این پژوهش نتایج نشان میدهند که کارایی مدل (دقت) در شناسایی هیجانهای مختلف از ۷۹ درصد تا ۹۸ درصد متغیر بوده و در ارزیابی کلی مدل، میانگین دقت مدل معادل ۸۴ درصد است.

ابراهیم و همکاران [۵۱] از دپارتمان علوم کامپیوتر و مهندسی مقاله ای با عنوان “مطالعه موردی در طبقه بندی چند احساسی از توییت ” در مورد با یادگیری ماشین ترکیبی ارائه کرده است. آنها سیستم خود را با هدف طبقه بندی و پیش بینی احساسات

متعدد در توییت های واقعی طراحی کرده اند و از بردارهای ویژگی، احتمال توزیع فراوانی و جاسازی کلمات برای استخراج ویژگی ها از توییت های ورودی استفاده کرده اند.

۵. نتایج و بحث

جدول ۲ خلاصه ای از تکنیک های مختلف، مدل های احساسی و ویژگی های مورد استفاده را در تحقیقات تجزیه و تحلیل احساسات استفاده می شود، ارائه می دهد. به طور کلی مشاهده می شود که محققان بیشتر پیاده سازی ترکیبی را اتخاذ کرده اند، یعنی ترکیبی از دو یا چند الگوریتم برای کنترل طبقه بندی احساسات چند طبقه. به عنوان مثال بیشترین الگوریتم های مورد استفاده با ماشین بردار پشتیبان و بیز ساده مشاهده شده است. همچنین یک تناقض در نحوه گزارش عملکرد مشاهده شد که نویسندگان از مدل های احساسی یکسان استفاده نمی کنند به طوری که مقایسه تکنیک های مختلف تجزیه و تحلیل احساسات امکان پذیر نیست. علاوه بر این، مشخص شد که مطالعات قبلی یک رویکرد آماری کلی را برای طبقه بندی احساسات اتخاذ کرده است، اما مطالعات اخیر با استفاده از تکنیک های یادگیری ماشین، به ویژه یادگیری عمیق برای رسیدگی به مسئله تجزیه و تحلیل احساسات اتخاذ نموده است.

جدول ۲- مدل احساسی و تکنیک های تجزیه و تحلیل احساسات

محقق و سال	مدل احساسی	عنوان روش و ویژگی	روش مبنا
۱ گامبینوا و همکاران ۲۰۱۹	شش احساس مدل اکمان (انزجار، ترس، تعجب، خشم، شادی و غم)	کیسه کلمات و تعبیه های کلمه ماشین بردار پشتیبان	یادگیری ماشین
۲ تیواری و همکاران ۲۰۱۶	شش احساس (عشق، شادی، خشم، غم، ترس، تعجب)	مبتنی بر قاعده و یادگیری ماشین	رویکرد ترکیبی
۳ لین و همکاران ۲۰۰۷	(شاد، عصبانی، غمگین، متعجب، دلچسب، عالی، خسته کننده و مفید)	یونیگرام، بیگگرام، فراداده ماشین بردار پشتیبان	رویکرد ترکیبی
۴ پارک سئو-هوی و همکاران ۲۰۲۰	مدل پلاتچیک (ترس، غم، شادی، خشم، تعجب، اعتماد، پیش بینی، انزجار)	مدل تعبیه اولیه GloVe تحلیگر احساسات VADER NLTK شبکه های عصبی پیچشی	یادگیری عمیق
۵ گایاتری اس و همکاران ۲۰۲۱	مدل پلاتچیک (ترس، غم، شادی، خشم، تعجب، اعتماد، پیش بینی، انزجار)	مبتنی بر قاعده و یادگیری ماشین	رویکرد ترکیبی

۶	بویزی و همکاران ۲۰۱۷	هفت کلاس (شادی، غم، خشم، عشق، سرگرمی، نفرت و عصبی)	ابزار سنتا رابط کاربری گرافیکی با کاربرد آسان	مبتنی بر واژگان
۷	دیمان قاضی و همکاران ۲۰۱۴	مدل پلاتچیک (ترس، غم، شادی، خشم، تعجب، اعتماد، پیش‌بینی، انزجار)	NRC-Emotion WordNet-Affect یونینگرام و کیسه کلمات ماشین بردار پشتیبان ورگرسیون لجستیک	رویکرد ترکیبی
۸	انوشا و همکاران ۲۰۱۵	پنج کلاس (عصبانیت، انزجار، ترس، شادی و غمگینی)	بیز ساده و ماشین بردار پشتیبان	یادگیری ماشین
۹	کراتزوالد و همکاران ۲۰۱۸	چهار کلاس (خشم، ترس، شادی، غم و اندوه)	حافظه کوتاه مدت بلند مدت	یادگیری عمیق
۱۰	سو و همکاران ۲۰۱۸	هفت دسته احساس (عصبانیت، کسالت، انزجار، اضطراب، خوشحالی، غم، تعجب)	حافظه کوتاه مدت بلند مدت	یادگیری عمیق
۱۱	حسن و همکاران ۲۰۱۸	مدل سرکمپلکس	بیز ساده، ماشین بردار پشتیبان، درخت تصمیم	یادگیری ماشین
۱۲	عادل مجید و همکاران ۲۰۲۰	شش احساس (شادی، غم، خشم، ترس، عشق و خنثی)	Word2Vec کی-نزدیکترین همسایه، بیز ساده، ماشین بردار پشتیبان، درخت تصمیم	یادگیری ماشین
۱۳	آزمین و همکاران ۲۰۱۹	سه کلاس (شادی، غم و خشم)	ریشه یابی، برچسب گذاری، قسمت‌های گفتار، انگرمس، فرکانس اصطلاح معکوس فرکانس بیز ساده	یادگیری ماشین

۱۴	مارتینز و همکاران ۲۰۱۸	مدل پلاتچیک (ترس ، غم ، شادی ، خشم ، تعجب ، اعتماد ، پیش بینی ، انزجار)	فرکانس اصطلاح معکوس فرکانس و انگرام ، واژگان NRC جنگل تصادفی ، بیز ساده ، ماشین بردار پشتیبان	رویکرد ترکیبی
۱۵	جوشی و همکاران ۲۰۱۶	چهار کلاس (خشم ، مضطرب ، خوشحال ، غم)	واژگان LIWC , EmoLex	مبتنی بر واژگان
۱۶	پداموتوی و همکاران ۲۰۱۸	سیزده احساس (خنثی ، نگرانی ، خوشبختی ، غم ، عشق ، تعجب ، سرگرمی ، تسکین ، خالی ، تنفر ، اشتیاق ، بی حوصلگی ، خشم)	بیز ساده ، ماشین بردار پشتیبان خطی ، رگرسیون لجستیک و جنگل تصادفی	یادگیری ماشین
۱۷	راگون و همکاران ۲۰۱۷	مدل پلاتچیک (ترس ، غم ، شادی ، خشم ، تعجب ، اعتماد ، پیش بینی ، انزجار)	برچسب گذاری قسمت های گفتار واژگان WordNet , SentiWordNet	مبتنی بر واژگان
۱۸	بادوگو و همکاران ۲۰۱۷	مدل سرکمپلکس در چهار کلاس (شاد-فعال ، شاد-غیر فعال ، ناراضی-فعال ، ناراضی-غیر فعال)	برچسب گذاری قسمت های گفتار مبتنی بر قانون (پایگاه دانش)	_____
۱۹	یاسمین و همکاران ۲۰۲۱	شش احساس (انزجار ، ترس ، تعجب ، خشم ، شادی و غم)	کلمه کلیدی ماشین بردار پشتیبانی ، درخت تصمیم بیز ساده ، تصادفی جنگل	رویکرد ترکیبی
۲۰	بانوتو و همکاران ۲۰۲۱	(شادی ، غم ، خشم ، تعجب ، عشق ، انزجار)	تعبیه کلمات شبکه های عصبی تکرار شونده به نام شبکه های حافظه کوتاه مدت	یادگیری عمیق
۲۱	خسروی و همکاران ۲۰۱۹	مدل پلاتچیک (ترس ، غم ، شادی ، خشم ، تعجب ، اعتماد ، پیش بینی ، انزجار)	ماشین بردار پشتیبان	یادگیری ماشین
۲۲	ابراهیم و همکاران ۲۰۲۰	شش احساس (شادی ، غم ، خشم ، تعجب ، عشق ، انزجار)	احتمال توزیع فراوانی و جاسازی کلمات	رویکرد ترکیبی

۶. نتیجه گیری

در این مقاله مروری بر تکنیک های تجزیه و تحلیل احساسات مورد استفاده در مطالعات گذشته ارائه شده است. مشاهده شده است که الگوریتم های مختلفی برای طبقه بندی احساسات اتخاذ شده است ، اما نتایج گزارش شده قابل مقایسه نیستند و گاهی اوقات فریبنده هستند زیرا محدودیت کمی برای کاربردهای عملی وجود دارد. علیرغم وجود مدل های مختلف احساسی ، هیچ کدام را نمی توان کافی دانست که طیف عواطفی را که معمولاً توسط یک فرد بیان می شود ، پوشش دهد. محدودیت مشابه در ویژگی های موجود برای تجزیه و تحلیل احساسات مشاهده شده است. همچنین مجموعه داده ها یک مدل احساسی واحد را اتخاذ می کنند و تعادل ندارند با این حال ، قبل از آن ، محققان باید توسعه مدل های احساسی قوی و قابل اعتماد را که می تواند در مطالعات تجزیه و تحلیل احساسات به کار گرفته شود ، در نظر بگیرند. علاوه بر این ، محققان تشویق می شوند که توسعه معیارها را در نظر بگیرند تا امکان مقایسه نتایج گزارش شده را در بین مطالعات فراهم کند.

۱۲. مراجع

- [1] Statista. (2019) Number of social media users worldwide 2010-2021. Available from: <https://www.statista.com/statistics/278414/number-of-worldwide-social-network-users>.
- [2] Giri, Kaiser J, and Towseef A Lone. (2014). "Big Data-Overview and Challenges." International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering 4 (6)
- [3] M. Fernández-Gavilanes, J. Juncal-Martínez, S. García-Méndez, E. Costa-Montenegro, and F. J. González-Castaño, "Creating emoji lexica from unsupervised sentiment analysis of their descriptions," Expert Syst. Appl., vol. 103, no. August, pp. 74–91, 2018, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jocs.2017.01.010>.
- [4] Sivarajah, Uthayasankar, Muhammad Mustafa Kamal, Zahir Irani, and Vishanth Weerakkody. (2017) "Critical Analysis of Big Data Challenges and Analytical Methods." Journal of Business Research 70: 263-286.
- [5] M. Munezero, C. S. Montero, E. Sutinen, and J. Pajunen, "Are they different? Affect, feeling, emotion, sentiment, and opinion detection in text," IEEE Trans. Affect. Comput., vol. 5, no. 2, pp. 101–111, 2014, doi: <https://doi.org/10.1109/TAFFC.2014.2317187>.
- [6] D. Seal, U. K. Roy, and B. Basak, "Sentence-level emotion detection from text based on semantic rules," in Information and Communication Technology for Sustainable Development, Springer, 2020, pp. 423–430.
- [7] M. C Jain and V. Y Kulkarni, "Texemo: Conveying emotion from text-the study," International Journal of Computer Applications, vol. 86, no. 4, pp. 43-49, 2014.
- [8] B. Agarwal and N. Mittal, "Prominent feature extraction for review analysis: an empirical study," Journal of Experimental & Theoretical Artificial Intelligence, pp. 1-14, 2014.
- [9] S. Shaheen, W. El-Hajj, H. Hajj, and S. Elbassuoni, "Emotion recognition from text based on automatically generated rules," in 2014 IEEE International Conference on Data Mining Workshop. . IEEE, 2014, pp. 383–392.

- [10] K. R. Scherer and H. G. Wallbott, "Evidence for universality and cultural variation of differential emotion response patterning.," J. Pers. Soc. Psychol., vol. 66, no. 2, p. 310, 1994.
- [11] K. Kim and R. W. Picard, "Emotion modeling and machine learning in affective computing," Unpublished manuscript. 2014.
- [12] P. Ekman and W. V. Friesen, "Constants across cultures in the face and emotion," J. Pers. Soc. Psychol., vol. 17, no. 2, p. 124, 1971.
- [13] C. E. Izard, D. Z. Libero, P. Putnam, and O. M. Haynes, "Stability of emotion experiences and their relations to traits of personality.," J. Pers. Soc. Psychol., vol. 64, no. 5, p. 847, 1993.
- [14]] A. Mehrabian and J. A. Russell, An approach to environmental psychology. Cambridge, MA: The MIT Press, 1974.
- [15] A. Kołakowska, A. Landowska, M. Szwoch, W. Szwoch, and M. R. Wróbel, Modeling emotions for affect-aware applications, vol. January. 2015.
- [16] A. Ortony, G. L. Clore, and A. Collins, The cognitive structure of emotions. Cambridge university press, 1990.
- [17] R. Plutchik, "The nature of emotions: Human emotions have deep evolutionary roots, a fact that may explain their complexity and provide tools for clinical practice," Am. Sci., vol. 89, no. 4, pp. 344–350, 2001.
- [18] J. M. Fellous, J. L. Armony, and J. E. LeDoux, Emotional circuits and computational neuroscience, vol. 2. MIT Press Cambridge, MA, 2002.
- [19] C. A. Smith and R. S. Lazarus, Emotion and adaptation. New York, 1990.
- [20] P Ekman. An Argument for Basic Emotions. Cognition and emotion, 6(3-4):169-200,1992.
- [21] Phillip Shaver, Judith Schwartz, Donald Kirson, and Cary O'connor. Emotion Knowledge:Further Exploration of a Prototype Approach. Journal of Personality and SocialPsychology, 52(6):1061-1086, 1987.
- [22] Keith Oatley, and Philip N. Johnson-Laird. Towards a Cognitive Theory of Emotions.Cognition and Emotion, 1(1):29{50, 1987.
- [23] Robert Plutchik. Emotion: A Psychoevolutionary Synthesis. Harper and Row, 1980.
- [24] James A. Russell. A Circumplex Model of A_ect. Journal of Personality and Social Psychology, 39(6):1161-1178, 1980.
- [25] Gerald L. Clore Andrew Ortony and Allan Collins. The Cognitive Structure of Emotions. Cambridge University Press, 1988.
- [26] Hugo Lovheim. A New Three-Dimensional Model for Emotions and Monoamine Neurotransmitters.Medical Hypotheses, 78(2):341-348, 2012.

- [27] Yu, L. C., Wang, J., Lai, K. R., & Zhang, X. J. (2015, July). Predicting valence-arousal ratings of words using a weighted graph method. In Proceedings of the 53rd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 7th International Joint Conference on Natural Language Processing (Volume 2: Short Papers) (pp. 788–793).
- [28] Geneva Emotion Wheel Rating Study, SACHARIN, Vera, SCHLEGEL, Katja, SCHERER, Klaus R.
- [29] <https://observablehq.com/@ajwwong/feeling-wheel>
- [30] Omar Gambino, Hiram Calvo, Predicting emotional reactions to news articles in social networks , Computer Speech & Language 58 (2019) 280_303.
- [31] Sudhanshu Prakash Tiwari, M. Vijaya Raju, Gurbakash Phonsa and Deepak Kumar Deepu Indian Journal of Science and Technology, August 2016.
- [32] Lin, K.H.-Y., Yang, C., Chen, H.-H., 2007. What emotions do news articles trigger in their readers? In: Proceedings of the 30th Annual International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. ACM, pp. 733–734.
- [33] Seo-Hui Park, Byung-Chull Bae, Yun-Gyung Cheong, Emotion Recognition from Text Stories Using an Emotion Embedding model, 2020 IEEE International Conference on Big Data and Smart Computing (BigComp).
- [34] Gayathri S, Dr. G. Maragatham , A Survey on Text Based Emotion Detection © 2021 IJCRT | Volume 9, Issue 3 March 2021 | ISSN: 2320-2882.
- [35] MONDHER BOUAZIZI AND TOMOAKI OHTSUKI, (Senior Member, IEEE) , A Pattern-Based Approach for Multi-Class Sentiment Analysis in Twitter , Digital Object Identifier 10.1109/ACCESS.2017.
- [36] Diman Ghazi, Diana Inkpen, Stan Szpakowicz , Prior and contextual emotion of words in sentential context , Volume 28, Issue 1, January 2014, Pages 76-92
- [37] Vajrapu Anusha, Banda Sandhya ,A Learning Based Emotion Classifier with Semantic Text Processing,Advances in Intelligent Informatics pp 2015, 371-382..
- [38] B. Kratzwald, S. Ilić, M. Kraus, S. Feuerriegel, and H. Prendinger, “Deep learning for affective computing: Text-based emotion recognition in decision support,” Decis. Support Syst., vol. 115, no. December, pp. 24–35, 2018, doi: 10.1016/j.dss.2018.09.002.
- [39] M. H. Su, C. H. Wu, K. Y. Huang, and Q. B. Hong, “LSTM-based text emotion recognition using semantic and emotional word vectors,” in 2018 1st Asian Conference on Affective Computing and Intelligent Interaction, ACII Asia 2018, 2018, pp. 1–6, doi: 10.1109/ACIIAsia.2018.8470378.
- [40] M. Hasan, E. Rundensteiner, and E. Agu, “Automatic emotion detection in text streams by analyzing twitter data,” Int. J. Data Sci. Anal., vol. 7, no. 1, pp. 35–51, 2019, doi: <https://doi.org/10.1007/s41060-018-0096-z>.

- [41] Adil Majeed , Hasan Mujtaba , Mirza Omer Beg , Emotion Detection in Roman Urdu Text using Machine Learning, 2020 35th IEEE/ACM International Conference on Automated Software Engineering Workshops (ASEW).
- [42] Sara Azmin , Kingshuk Dhar , Emotion Detection from Bangla Text Corpus Using Naïve Bayes Classifier , 4th International Conference on Electrical Information and Communication Technology (EICT), 20-22 December 2019, Khulna, Bangladesh.
- [43] Ricardo Martins , Marco Gomes , Paulo Novais , Pedro Henriques , Hate speech classification in social media using emotional analysis , 2018 7th Brazilian Conference on Intelligent Systems.
- [44] Aditya Joshi , Vaibhav Tripathi , Ravindra Soni, Pushpak Bhattacharyya, Mark James Carman , EmoGram: An Open-Source Time Sequence-Based Emotion Tracker and Its Innovative Applications , Conference Paper · February 2016.
- [45] PEDAMUTHEVI KIRAN KUMAR , ISHAN KUMAR , Emotion detection and sentiment analysis of text , Electronic copy available at: <https://ssrn.com/abstract=3884914> .
- [46] Raghavan V M , Mohana Kumar P , Sundara Raman R and Rajeswari Sridhar , EMOTION AND SARCAISM IDENTIFICATION OF POSTS FROM FACEBOOK DATA USING A HYBRID APPROACH, ICTACT JOURNAL ON SOFT COMPUTING, JANUARY 2017, VOLUME: 07, ISSUE: 02.
- [47] Srinivasu Badugu, Matla Suhasini , Emotion Detection on Twitter Data using Knowledge Base Approach, International Journal of Computer Applications (0975 – 8887) Volume 162 – No 10, March 2017.
- [48] M. Lubna Yasmeen , E. Sai Santoshi , G. Varshika³ , K. Pragnya⁴ , K. Sahasraksha , Emotion Detection Using Text , Volume 6, Issue 6, June – 2021, ISSN No:-2456-2165.
- [49] Srinivas Banothu , Shravya Akula , Varun Akarapu , Thakkalapelli Raja Laxman Rao , Emotion Extraction and Classification from Twitter Text, (ICICNIS 2021).
- [50] Ali Khosravi, Manoochehr Kelarestaghi, Mehdi Purmohammad , Emotion Detection in Persian Text; A Machine Learning Model, Contemporary Psychology 2019, 14 (1), 42-48.
- [51] S.S Ibrahim, S.S Ismail, M.M Areg “A Case Study in multi-classification from Twitter”, International Conference on Electrical Engineering (ICEENG) Vol. 8, Issue 3, September 2020.