



مروری بر تجزیه و تحلیل احساسات و تشخیص احساسات از متن

پانسی‌ناندوانی^{1*} روپالی ورما¹

دریافت: 6 آوریل 2021 / تجدید نظر: 25 ژوئن 2021 / پذیرش: 10 ژوئیه 2021 / انتشار آنلاین: 28 اوت 2021 ©
نویسنده(ها)، تحت مجوز انحصاری Springer-Verlag GmbH اتریش، بخشی از Springer Nature 2021

خلاصه

به دلیل گسترش سریع در عصر اینترنت، پلتفرم های شبکه های اجتماعی به وسیله ای ضروری برای انتقال احساسات به کل جهان تبدیل شده اند. بسیاری از افراد از محتوای متنی، تصاویر، صدا و ویدیو برای بیان احساسات یا دیدگاه های خود استفاده می کنند. از سوی دیگر، ارتباط متنی از طریق رسانه های شبکه مبتنی بر وب تا حدودی طاقت فرسا است. در هر ثانیه حجم عظیمی از داده های بدون ساختار به دلیل پلتفرم های رسانه های اجتماعی در اینترنت تولید می شود. داده ها باید با همان سرعتی که تولید می شوند پردازش شوند تا روان شناسی انسان درک شود، و می توان آن را با استفاده از تحلیل احساسات، که قطبیت را در متون تشخیص می دهد، انجام داد. این ارزیابی می کند که آیا نویسنده نگرش منفی، مثبت یا خنثی نسبت به یک مورد، مدیریت، فرد یا مکان دارد. در برخی از برنامه ها، تجزیه و تحلیل احساسات ناکافی است و از این رو به تشخیص احساسات نیاز دارد که وضعیت عاطفی/روانی فرد را دقیقاً تعیین می کند. این مقاله مروری درک سطوح تحلیل احساسات، مدل های مختلف احساسات، و فرآیند تحلیل احساسات و تشخیص احساسات از روی متن را ارائه می کند. در نهایت، این مقاله چالش هایی را که در طول تحلیل احساسات و عواطف با آن مواجه است، مورد بحث قرار می دهد.

کلیدواژه ها محاسبات تأثیرگذار · پردازش زبان طبیعی · نظر کاوی · پیش پردازش · جاسازی کلمه

1. معرفی

افسرده «تشخیص احساسات»، «محاسبات عاطفی»، «تحلیل احساسات» و «شناسایی احساسات» همگی عباراتی هستند که گاهی به جای یکدیگر استفاده می شوند (Munezero et al. 2014). از زمانی که خدمات اینترنتی بهبود یافته است، مردم از رسانه های اجتماعی برای انتقال احساسات خود استفاده می کنند. در رسانه های اجتماعی، مردم آزادانه احساسات، استدلال ها، نظرات خود را در مورد طیف گسترده ای از موضوعات بیان می کنند. علاوه بر این، بسیاری از کاربران در سایت های مختلف تجارت الکترونیک، محصولات و خدمات مختلف را بازخورد و بررسی می کنند. رتبه بندی ها و بررسی های کاربران در چندین پلتفرم، فروشندگان و ارائه دهندگان خدمات را تشویق می کند تا سیستم ها، کالاها یا خدمات فعلی خود را بهبود بخشند. امروزه تقریباً هر صنعت یا شرکتی دستخوش تغییرات دیجیتالی شده است که منجر به افزایش حجم عظیمی از داده های ساختاریافته و بدون ساختار می شود. وظیفه بزرگ شرکت ها تبدیل داده های بدون ساختار به بینش های معنادار است که می تواند به آ نهادر تصمیم گیری کمک کند (احمد و همکاران 2020)

به عنوان مثال، در دنیای تجارت، فروشندگان از پلتفرم های رسانه های اجتماعی مانند اینستاگرام، یوتیوب، توییتر و فیس بوک برای پخش اطلاعات در مورد محصول خود و جمع آوری کارآمد بازخورد مشتریان استفاده می کنند (Agbehadji and Ijabadeniyi 2021). بازخورد فعال مردم نه تنها برای بازاریابان کسب و کار برای سنجش رضایت مشتری و پیگیری رقابت، بلکه برای مصرف کنندگانی که می خواهند قبل از خرید درباره یک محصول یا خدمات بیشتر بدانند ارزشمند است.

درک زبان انسانی و تولید زبان انسانی دو جنبه پردازش زبان طبیعی (NLP) هستند. با این حال، اولی به دلیل ابهامات در زبان طبیعی دشوارتر است. با این حال، اولی به دلیل ابهامات موجود در زبان طبیعی چالش برانگیزتر است. تشخیص گفتار، خلاصه سازی اسناد، پاسخ به سؤال، سنتز گفتار، ترجمه ماشینی و سایر کاربردها همگی از NLP استفاده می کنند (ایتانی و همکاران. 2017). دو حوزه مهم پردازش زبان طبیعی، تحلیل احساسات و تشخیص احساسات است. اگرچه گاهی اوقات این دو نام به جای یکدیگر استفاده می شوند، اما از چند جنبه با هم تفاوت دارند. تحلیل احساسات وسیله ای برای ارزیابی مثبت، منفی یا خنثی بودن داده ها است.

در مقابل، تشخیص احساسات ابزاری برای شناسایی انواع احساسات انسانی متمایز مانند خشمگین، شاد و یا

* پانسی‌ناندوانی
pansynandwani1992@gmail.com
pansynandwani.phd19cse@pec.edu.in

* روپالی ورما
rupali@pec.edu.in

¹ گروه علوم و مهندسی کامپیوتر، کالج مهندسی پنجاب، چانديگار، هند

محققان با چالش های مهمی از جمله برخورد با زمینه، تمسخر، جملاتی که چندین احساسات را منتقل می کنند، گسترش عامیانه وب و ابهامات واژگانی و نحوی مواجه هستند. علاوه بر این، از آنجایی که قوانین استاندارد برای برقراری ارتباط احساسات در چندین پلتفرم وجود ندارد، برخی آن ها را با تأثیری باورنکردنی بیان می کنند، برخی احساسات خود را خفه می کنند و برخی پیام خود را به صورت منطقی ساختار می دهند. بنابراین، توسعه تکنیکی که بتواند به طور موثر در همه حوزه ها کار کند، چالش بزرگی برای محققان است.

در این مقاله مروری، بخش 2، تحلیل احساسات و سطوح مختلف آن، تشخیص احساسات و مدل های روانشناختی را معرفی می کند. بخش 3 مراحل متعددی را که در تحلیل احساسات و عواطف دخیل هستند، از جمله مجموعه داده ها، پیش پردازش متن، تکنیک های استخراج ویژگی، و رویکردهای مختلف تحلیل احساسات و عواطف را مورد بحث قرار می دهد. بخش 4 چالش های متعددی را که محققان در طول تجزیه و تحلیل احساسات و عواطف با آن مواجه هستند، بررسی می کند. در نهایت، بخش 5 کار را به پایان می رساند.

2 پس زمینه

2.1 تجزیه و تحلیل احساسات

در حال حاضر بسیاری از مردم در سراسر جهان از وبلاگ ها، انجمن ها و سایت های رسانه های اجتماعی مانند توییتر و فیس بوک برای به اشتراک گذاشتن نظرات خود با سایر نقاط جهان استفاده می کنند. رسانه های اجتماعی به یکی از موثرترین رسانه های ارتباطی موجود تبدیل شده اند. در نتیجه، مقدار زیادی داده تولید می شود که داده های بزرگ نامیده می شود و تجزیه و تحلیل احساسات برای تجزیه و تحلیل موثر و کارآمد این کلان داده معرفی شد (ناگامانجولا و پتلاکشمی 2020). درک احساسات کاربر برای صنعت یا سازمان بسیار مهم است. تجزیه و تحلیل احساسات، که اغلب به عنوان عقیده کاوی شناخته می شود، روشی برای تشخیص مثبت یا منفی بودن دیدگاه نویسنده یا کاربر در مورد یک موضوع است. تحلیل احساسات به عنوان فرآیند به دست آوردن اطلاعات معنادار و معناشناسی از متن با استفاده از تکنیک های پردازش طبیعی و تعیین نگرش نویسنده، که ممکن است مثبت، منفی یا خنثی باشد، تعریف می شود (Onyenwe et al 2020). از آنجایی که هدف از تجزیه و تحلیل احساسات، تعیین قطبیت و طبقه بندی متون دارای نظر مثبت یا منفی است، محدوده کلاس مجموعه داده درگیر در تحلیل احساسات فقط به مثبت یا منفی محدود نمی شود. می تواند موافق یا مخالف باشد، خوب یا بد. همچنین می توان آن را در مقیاس 5 درجه ای تعیین کرد: کاملاً مخالف، مخالف، خنثی، موافق، یا کاملاً موافق (پرابوو و تلوال 2009). به عنوان مثال، Ye et al (2009) تجزیه و تحلیل احساسات را روی نظرات در مقاصد اروپایی و ایالات متحده با برچسب در مقیاس 1 تا 5 اعمال کردند. آنها نظرات 1 یا 2 ستاره را با قطبیت منفی و نظرات بیش از 2 ستاره را با قطبیت مثبت مرتبط کردند. گرابنر و همکاران (2012) یک واژگان مخصوص دامنه را ساخت که از نشانه هایی با ارزش احساسی آنها تشکیل شده است. این توکن ها بودند

آی تی. تجزیه و تحلیل احساسات به بازاریابان کمک می کند تا دیدگاه های مشتریان خود را بهتر درک کنند تا تغییرات لازم را در محصولات یا خدمات خود ایجاد کنند (Jang et al 2013). اجرای و همکاران (2021)، در کشورهای پیشرفته و نوظهور، تأثیر احساسات تجاری و مشتریان بر عملکرد بازار سهام ممکن است مشاهده شود. علاوه بر این، ظهور رسانه های اجتماعی تعامل سرمایه گذاران در بازار سهام را آسان تر و سریع تر کرده است. در نتیجه، احساسات سرمایه گذاران بر تصمیم های سرمایه گذاری آنها تأثیر می گذارد که می تواند به سرعت در شبکه گسترش پیدا کند و بزرگ تر شود و بازار سهام تا حدی تغییر کند (احمد، 2020). در نتیجه، تجزیه و تحلیل احساسات و عواطف، نحوه انجام کسب و کار ما را تغییر داده است (بهاردواج و همکاران، 2015).

در بخش مراقبت های بهداشتی، رسانه های اجتماعی آنلاین مانند توییتر به منابع ضروری اطلاعات مرتبط با سلامتی تبدیل شده اند که توسط متخصصان مراقبت های بهداشتی و شهروندان ارائه می شود. برای مثال، مردم افکار، نظرات و احساسات خود را در مورد همه گیری کووید-19 به اشتراک گذاشته اند (گارسپا و برتون 2021). به بیماران دستور داده شد که از عزیزان خود جدا بمانند که به سلامت روان آنها آسیب می رساند. برای نجات بیماران از مسائلی مربوط به سلامت روانی مانند افسردگی، پزشکان بهداشت باید از تجزیه و تحلیل خودکار احساسات و عواطف استفاده کنند (سینگ و همکاران، 2021). مردم معمولاً احساسات یا باورهای خود را در سایت ها از طریق پست هایشان به اشتراک می گذارند، و اگر فردی افسرده به نظر می رسد، مردم می توانند برای کمک به او مراجعه کنند، بنابراین از بدتر شدن شرایط سلامت روان جلوگیری می کنند.

تجزیه و تحلیل احساسات و عواطف نقش مهمی در بخش آموزش، هم برای معلمان و هم برای دانش آموزان ایفا می کند. کارآمدی یک معلم نه تنها با مدارک تحصیلی او تعیین می شود، بلکه با اشتیاق، استعداد و فداکاری او نیز تعیین می شود. گرفتن بازخورد به موقع از دانش آموزان موثرترین تکنیک برای معلم برای بهبود رویکردهای تدریس است (سانگیتا و پرابها 2020). مشاهده بازخورد متنی با پایان باز دشوار است و نتیجه گیری دستی نیز چالش برانگیز است. یافته های تجزیه و تحلیل احساسات و تحلیل احساسات به معلمان و سازمان ها در انجام اقدامات اصلاحی کمک می کند. از زمان تأسیس سایت اجتماعی، مؤسسات آموزشی به طور فزاینده ای به رسانه های اجتماعی مانند فیس بوک و توییتر برای اهداف بازاریابی و تبلیغات متکی هستند. دانشجویان و سرپرستان تحقیقات آنلاین قابل توجهی را انجام می دهند و در مورد مؤسسه، دوره ها و اساتید بالقوه اطلاعات بیشتری کسب می کنند. آنها از وبلاگ ها و دیگر انجمن های گفتگو برای تعامل با دانشجویانی که علایق مشترک دارند و ارزیابی کیفیت کالج ها و دانشگاه های احتمالی استفاده می کنند. بنابراین، به کارگیری تحلیل احساسات و عواطف می تواند به دانش آموز کمک کند تا بهترین موسسه یا معلم را در فرآیند ثبت نام خود انتخاب کند (Archana Rao و Baglodi 2017).

تحلیل احساسات و عواطف کاربردهای گسترده ای دارد و با استفاده از روش شناسی های مختلف قابل انجام است. سه نوع تکنیک تحلیل احساسات و عواطف وجود دارد: مبتنی بر واژگان، مبتنی بر یادگیری ماشینی و مبتنی بر یادگیری عمیق. هر کدام مجموعه ای از مزایا و معایب خاص خود را دارند. علیرغم تشخیص احساسات و عواطف متفاوت

همانطور که قبلاً گفته شد، تحلیل احساسات و تحلیل احساسات اغلب به جای یکدیگر توسط محققان مورد استفاده قرار می گیرند. با این حال، آنها از چند جهت متفاوت هستند. در تجزیه و تحلیل احساسات، قطبیت نگرانی اصلی است، در حالی که، در تشخیص احساسات، حالت یا خلق عاطفی یا روانی تشخیص داده می شود. تجزیه و تحلیل احساسات به طور استثنایی ذهنی است، در حالی که تشخیص احساسات عینی تر و دقیق تر است. بخش 2.2 همه چیز در مورد تشخیص احساسات را با جزئیات شرح می دهد.

2.2 تشخیص احساسات

احساسات جزء جدایی ناپذیر زندگی انسان هستند. این احساسات بر تصمیم گیری انسان تأثیر می گذارد و به ما کمک می کند تا به روشی بهتر با جهان ارتباط برقرار کنیم. تشخیص احساسات که به عنوان تشخیص احساسات نیز شناخته می شود، فرآیند شناسایی احساسات یا عواطف مختلف یک فرد (به عنوان مثال، شادی، غم یا خشم) است. محققان در چند سال گذشته سخت کار کرده اند تا تشخیص احساسات را خودکار کنند. با این حال، برخی از فعالیت های فیزیکی مانند ضربان قلب، لرز دست ها، تعریق و زیر وبمی صدا نیز وضعیت عاطفی فرد را منتقل می کنند (et al 2018. Kratzwald)، اما تشخیص احساسات از روی متن بسیار سخت است. علاوه بر این، هر روز که می گذرد، ابهامات مختلف و اصطلاحات یا اصطلاحات عامیانه جدید معرفی می شود، تشخیص احساسات از متن را چالش برانگیزتر می کند. علاوه بر این، تشخیص احساسات فقط به شناسایی شرایط روانی اولیه (شادی، غمگین، خشم) محدود نمی شود. در عوض، بسته به مدل احساسی، به مقیاس 6 یا 8 می رسد.

2.2.1 مدل های هیجانی/نظریه های هیجانی

در زبان انگلیسی، کلمه "احساس" در قرن هفدهم به وجود آمد که از کلمه فرانسوی "emotion" به معنای اختلال جسمانی گرفته شده است. قبل از قرن نوزدهم، اشتیاق، اشتها و محبت ها به عنوان حالت های روانی طبقه بندی می شدند. در قرن نوزدهم، کلمه "احساس" یک اصطلاح روانشناختی در نظر گرفته شد (دیکسون 2012). در روانشناسی، حالات پیچیده احساس منجر به تغییر در افکار، اعمال، رفتار و شخصیت می شود که به آن احساسات می گویند. به طور کلی، مدل های روان شناختی یا هیجانی به دو دسته طبقه بندی می شوند: بعدی و مقوله ای.

مدل عاطفه بعدی این مدل احساسات را بر اساس سه پارامتر نشان می دهد: ظرفیت، برانگیختگی و قدرت (باکر و همکاران 2014). والانس به معنای قطبیت است و برانگیختگی به معنای هیجان انگیز بودن یک احساس است. به عنوان مثال، خوشحال بودن بیشتر هیجان انگیز است تا خوشحال. قدرت یا تسلط به معنای محدودیت بر احساسات است. این پارامترها موقعیت حالات روانی را در فضای دو بعدی تعیین می کنند، همانطور که در شکل 1 نشان داده شده است. 1.

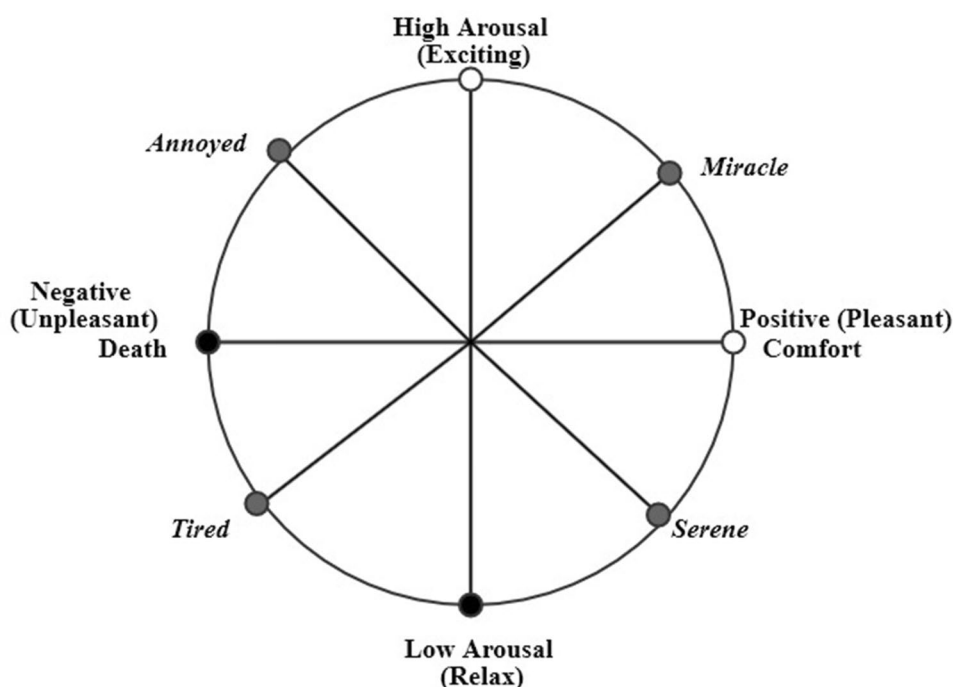
مدل احساسات طبقه بندی شده

در مدل مقوله ای، احساسات به صورت گسسته تعریف می شوند، مانند خشم، شادی، غم و ترس. بسته به

از نظرات مشتریان در حوزه گردشگری برای طبقه بندی احساسات به رتبه بندی های 5 ستاره از وحشتناک تا عالی در حوزه گردشگری جمع آوری شده است. علاوه بر این، تحلیل احساسات از متن می تواند در سه سطح مورد بحث در بخش زیر انجام شود. سالیانکا (2015) الگوریتم های یادگیری ماشین را روی مجموعه داده Yelp اعمال کرد که شامل بررسی های آرائه دهندگان خدمات از 1 تا 5 است. تجزیه و تحلیل احساسات را می توان در سه سطح طبقه بندی کرد که در بخش زیر ذکر شده است.

2.1.1 سطوح تحلیل احساسات

تحلیل احساسات در سه سطح امکان پذیر است: سطح جمله، سطح سند و سطح جنبه. در تحلیل احساسات در سطح جمله یا عبارت، اسناد یا پاراگراف ها به جملات تقسیم می شوند و قطبیت هر جمله مشخص می شود (Meena و 2007Prabhakar؛ آرولموروگان و همکاران 2019؛ شیرست و همکاران 2019). در سطح سند، احساس از کل سند یا رکورد شناسایی می شود (et al 2019. PU). ضرورت تجزیه و تحلیل احساسات در سطح سند، استخراج احساسات جهانی از متون طولانی است که حاوی الگوهای محلی اضافی و نویز زیاد هستند. چالش برانگیزترین جنبه طبقه بندی احساسات در سطح سند، در نظر گرفتن پیوند بین کلمات و عبارات و زمینه کامل اطلاعات معنایی برای انعکاس ترکیب سند است (رائو و همکاران 2018؛ لیو و همکاران 2020 a). این امر مستلزم درک عمیق تر ساختار درونی پیچیده احساسات و کلمات وابسته است (لیو و همکاران 2020b). در سطح جنبه، تحلیل احساسات، نظر در مورد یک جنبه یا ویژگی خاص تعیین می شود. به عنوان مثال، سرعت پردازنده بالا است، اما این محصول قیمت بالایی دارد. در اینجا سرعت و هزینه دو جنبه یا دیدگاه هستند. سرعت در جمله ذکر شده است، از این رو جنبه صریح نامیده می شود، در حالی که هزینه یک جنبه ضمنی است. تجزیه و تحلیل احساسات سطح جنبه کمی سخت تر از دو مورد دیگر است زیرا شناسایی ویژگی های ضمنی دشوار است. دوی سری ناندینی و پرادیپ (2020) الگوریتمی را برای استخراج جنبه های ضمنی از اسناد بر اساس فراوانی همزمانی جنبه با شاخص ویژگی و با بهره برداری از رابطه بین کلمات نظری و جنبه های صریح پیشنهاد کرد. ماو همکاران (2019) به دو موضوع مربوط به تحلیل سطح جنبه رسیدگی کرد: جنبه های مختلف در یک جمله با قطبیت های متفاوت و موقعیت صریح بافت در یک جمله نظری. نویسندگان یک مدل دو مرحله ای بر اساس LSTM با مکانیزم توجه برای حل این مسائل ایجاد کردند. آنها این مدل را بر اساس این فرض پیشنهاد کردند که کلمات بافت نزدیک به جنبه مرتبط تر هستند و نیاز به توجه بیشتری نسبت به کلمات بافت دورتر دارند. در مرحله یک، مدل از جنبه های متعدد در یک جمله یک به یک با مکانیزم توجه موقعیت بهره برداری می کند. سپس در حالت دوم، جفت ها (جنبه، جمله) را با توجه به موقعیت جنبه و زمینه اطراف آن شناسایی می کند و قطبیت هر تیم را به طور همزمان محاسبه می کند.



رایج ترین حالت های هیجانی مورد استفاده در مدل های مختلف شامل خشم، ترس، شادی، تعجب و انزجار است که در شکل بالا نشان داده شده است. از شکل می توان دریافت که احساسات در دوطرف محور همیشه مخالف یکدیگر نخواهند بود. مثلاً غم و شادی متضاد یکدیگرند، اما خشم مخالف ترس نیست.

3 فرآیند تحلیل احساسات و تشخیص احساسات

همانطور که در شکل نشان داده شده است، فرآیند تجزیه و تحلیل احساسات و تشخیص احساسات در مراحل مختلفی مانند جمع آوری مجموعه داده، پیش پردازش، استخراج ویژگی، توسعه مدل و ارزیابی قرار می گیرد. 3.

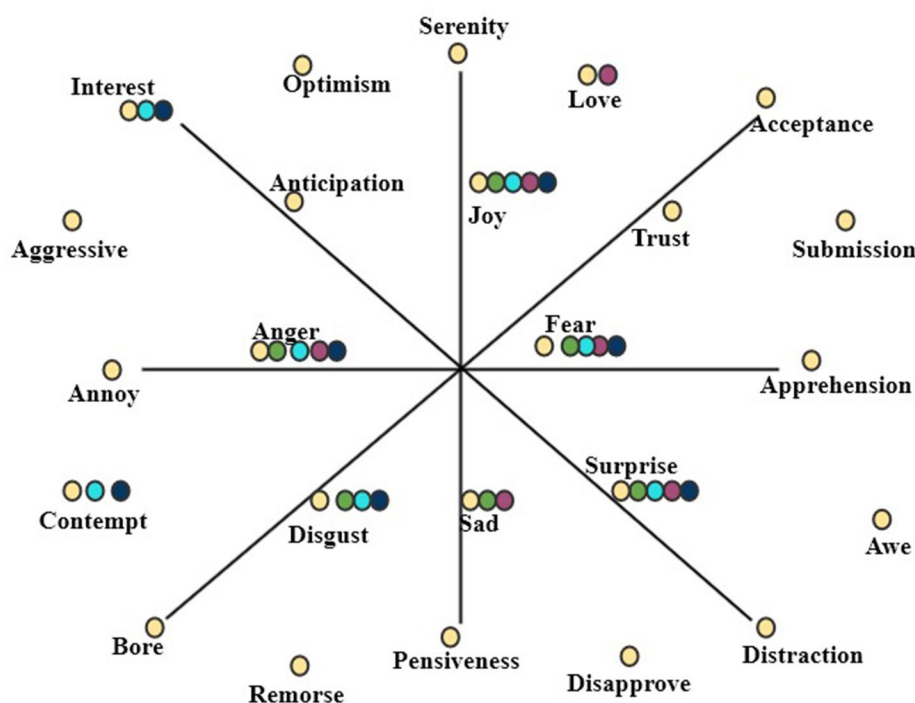
3.1 مجموعه داده برای تجزیه و تحلیل احساسات و تشخیص احساسات

جدول 2 مجموعه داده های تحلیل احساسات و احساسات متعددی را که محققان برای ارزیابی اثربخشی مدل های خود استفاده کرده اند، فهرست می کند. رایج ترین مجموعه داده ها عبارتند از SemEval، بانک درختی احساسات استانفورد (SST)، بررسی بین المللی سوابق و واکنش های احساسی (ISEAR) در زمینه تحلیل احساسات و احساسات. مجموعه داده های SemEval و SST دارای انواع مختلفی هستند که از نظر دامنه، اندازه و غیره متفاوت هستند. جدول نشان می دهد که مجموعه داده ها عمدتاً شامل توییت ها، بررسی ها،

در مدل طبقه بندی خاص، احساسات به چهار، شش یا هشت دسته طبقه بندی می شوند. جدول 1 مدل های هیجانی متعددی را نشان می دهد که ابعادی و مقوله ای هستند. در حوزه تشخیص احساسات، اکثر محققان مدل احساسات اکمن و پلاچیک را اتخاذ کردند. حالت های احساسی تعریف شده توسط مدل ها مجموعه ای از برچسب ها را تشکیل می دهد که برای حاشیه نویسی جملات یا اسناد استفاده می شود. Batbaatar و همکاران. (2019) بکر و همکاران. (2017) جین و همکاران. (2017) شش احساس اساسی اکمن را پذیرفت. سیلونازو الحج (2019) از مدل های اکمن برای حاشیه نویسی توییت ها استفاده کرد. برخی از محققان با گسترش مدل با یک یا دو حالت اضافی، از مدل های احساسی سفارشی استفاده کردند. رابرتزو همکاران (2012) از مدل اکمن برای حاشیه نویسی توییت ها با حالت "عشق" استفاده کرد. احمد و همکاران (2020) چرخ احساسات مدل سازی شده توسط پلوچیک را برای برچسب گذاری جملات هندی با 9 حالت مختلف مدل پلوچیک، کاهش سردرگمی معنایی، در میان کلمات دیگر، اتخاذ کرد. حالت های مدل پلاچیک و اکمن نیز در واژگان دست ساز مختلف مانند WordNet-Affect استفاده می شود (Strapparava et al. 2004) و NRC (محمد و تورنی 2013) واژگان واژه احساس. لوبرت و پارلامیس (2019) به مدل Shaver به دلیل ساختار سلسله مراتبی سه سطحی احساسات اشاره کرد. ظرفیت یا قطبیت در سطح اول ارائه می شود، به دنبال آن سطح دوم شامل پنج احساس است و سطح سوم 24 حالت احساسی گسسته را نشان می دهد. برخی از محققان به هیچ مدلی اشاره نکردند و مجموعه داده را به سه احساس اصلی طبقه بندی کردند: خوشحال، غمگین یا عصبانی.

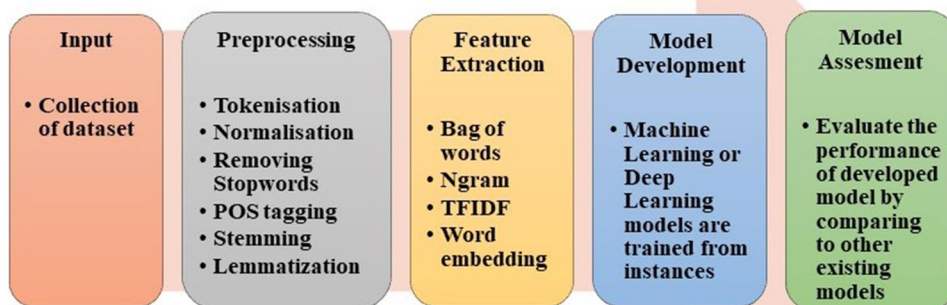
شکل 2 حالت های عاطفی متعددی را که در مدل های مختلف یافت می شود به تصویر می کشد. این حالت ها با در نظر گرفتن مدل پلاچیک به عنوان مدل پایه بر روی چهار محور ترسیم می شوند. این

میزان مدل های هیجانی که توسط روانشناسان مختلف تعریف شده است				
مدل های هیجانی	نوع مدل	تعداد حالات روانی	بحث نمایندگی ها	مدل اکمن شامل شش احساس بود، که به عنوان پایه ای برای سایر مدل های احساسی مانند مدل Plutchik عمل می کند
مدل احساس				
مدل اکمن (1992Ekman)	دسته بندی	6	-	مدل اکمن شامل شش احساس بود، که به عنوان پایه ای برای سایر مدل های احساسی مانند مدل Plutchik عمل می کند
Plutchik (1982Plutchik Wheel of Emotions)	بعدی	-	چرخ	پلاچیک دو نوع احساس را در نظر گرفت: احساسات پایه (مدل اکمن + اعتماد + پیش بینی) و احساسات ترکیبی (ساخته شده از ترکیب احساسات اولیه). Plutchik نشان دهنده احساسات بر روی یک چرخ رنگی بود
مدل یازارد (1992Izard)	-	10	-	-
مدل ریش تراش (1987.Shaver et al)	دسته بندی	6	درخت	ریش تراش نشان دهنده اولیه، ثانویه است و احساسات درجه سوم به صورت سلسله مراتبی، سطح بالای درخت این شش احساس را نشان می دهد
مدل دایره ای راسل (1980)	بعدی	-	-	احساسات بر روی دایره ارائه می شوند
مدل تامکینز (تامکینز و مک کارتر 1964)	دسته بندی	9	-	تامکینز 9 احساس مختلف را شناسایی کرد که شش احساس منفی هستند. بیشتر احساسات به صورت یک جفت تعریف می شوند
مدل لوهیم (2042Lohheim)	بعدی	-	مکعب	لووهیم احساسات را بر اساس ترتیب داد مقدار سه ماده (نورادرالین، دوپامین و سروتونین) در یک مکعب سه بعدی



شکل 2: تصویرسازی انواع مدل های عاطفی با برخی حالات روانی

شکل 3: مراحل اساسی برای انجام تجزیه و تحلیل احساسات و تشخیص احساسات



3.2. پیش پردازش متن

در رسانه های اجتماعی، مردم معمولاً احساسات و عواطف خود را به روش هایی بدون زحمت بیان می کنند. در نتیجه، داده های به دست آمده از پست ها، میمزی ها، نظرات، اظهارات و انتقادات این پلتفرم رسانه های اجتماعی به شدت بدون ساختار هستند و تحلیل احساسات و عواطف را برای ماشین ها دشوار می کنند. در نتیجه، پیش پردازش یک مرحله حیاتی در پاکسازی داده ها است، زیرا کیفیت داده ها به طور قابل توجهی بر بسیاری از رویکردهای پس از پیش پردازش تأثیر می گذارد.

بازخوردها، داستان ها، و غیره. یک مدل ابعادی به نام ظرفیت، مدل تسلط بر انگیزگی (VAD) در مجموعه داده های EmoBank جمع آوری شده از اخبار، وبلاگ ها، نامه ها و غیره استفاده می شود. بسیاری از مطالعات داده هایی را از سایت های رسانه های اجتماعی مانند یوتیوب، و فیس بوک و توسط کارشناسان زبان و روانشناسی در ادبیات برجسته گذاری شده است. داده های خزیده شده از پست ها، وبلاگ ها، سایت های تجارت الکترونیکی پلت فرم های مختلف رسانه های اجتماعی معمولاً بدون ساختار هستند و بنابراین باید برای ساختن آن ها پردازش شوند تا برخی از محاسبات اضافی که در بخش زیر به آن اشاره شده است کاهش یابد.

جدول 2. مجموعه داده ها برای تجزیه و تحلیل احساسات و تشخیص احساسات						
دامنه	دامنه	تجزیه و تحلیل احساسات/احساسات احساسات/عواطف	تجزیه و تحلیل احساسات	اندازه داده ها	مجموعه داده	پانکدرختی احساسات استنفورد (چن و همکاران 2017)
نقدفیلم	5	بسیار مثبت، مثبت، منفی، بسیار منفی و خنثی	تحلیل احساسات	118,555 بررسی در SST-1		
نقدفیلم	2	مثبت و منفی	تحلیل احساسات	9613 بررسی در SST-2		
بررسی پ تاپ و رستوران	3	مثبت، منفی و خنثی	تحلیل احساسات	5936؛ وظیفه 2014/4 SemEval-1758 بررسی برای آموزش و 1758 بررسی برای تست		وظایف SemEval (ما و همکاران 2019؛ احمدو همکاران 2020)
توییت ها	4	خشم، شادی، غم و ترس	تحلیل احساسات	در مجموعه داده ها تأثیر می گذارد (SemEval-2018) Emotion و طبقه ۷۱:۲:۲ توییت در Intensity برای طبقه بندی (EI-oc) تزیینی	1964 جملات	افسانه های تایلندی (پاسویا و آبوت-تایا 2019)
قصه های کودکانه	3	مثبت، منفی و خنثی	تحلیل احساسات		4242	SS-Tweet (Symeonidis et al. 2018)
توییت ها	1 تا 5 برای مثبت و 1-5 برای منفی	قدرت مثبت و منفی استیکام قدرت	تحلیل احساسات			
اخبار، وبلاگ ها، داستان ها، نامه ها و غیره	-	ظرفیت، تسلط بر انگیزگی مدل (VAD)	تحلیل احساسات		10,548	بانک اپمو (Buechel and Hahn 2017)
گزارش های حوادث	7	احساس گناه، شادی، شرم، ترس، غم، انزجار	تحلیل احساسات	حدود 7500 جمله		بررسی بین المللی احساسات پیشینیان و واگنیش ها (ISEAR) (Seal et al. 2020)
افسانه های بریان	5	شاد، ترس، غمگین، متعجب و عصبانیت-انزجار (ترکیبی)	تحلیل احساسات	1207 جمله		مجموعه داده های استاندارد طلایی Alm (اگراوال و آن 2012)
توییت تر	-	مدل دایره ای	تحلیل احساسات	134100 جمله		ایموتکس (حسن و همکاران 2014)
اخبار گوگل	6	اکمن	تحلیل احساسات	1250 جمله		تأثیر متن (Inkpen و Chaffar 2011)
داستان ها و وبلاگ ها	10	ایزبدر	تحلیل احساسات	مجموعه داده 1: 1000 جمله و مجموعه داده 2: 700 جمله		مجموعه داده Nevalarouskey (السویدان و منای 2020)
وبلاگ ها	7	اکمن با کلاس خنثی	تحلیل احساسات	1890 جمله		مجموعه داده امان (حسینی 2017)

فرهنگ لغت، و مقادیر موجود در سلول های نقشه ویژگی به طور کلی تعداد کلمه در جمله یا سند را نشان می دهد. برای انجام استخراج ویژگی، یکی از ساده ترین روش های مورد استفاده، BOW ("Bag of Words") است که در آن یک بردار با طول ثابت از شمارش تعریف می شود که در آن هر ورودی با یک کلمه در فرهنگ لغت از پیش تعریف شده کلمات مطابقت دارد. اگر کلمه در یک جمله در فرهنگ لغت از پیش تعریف شده وجود نداشته باشد، تعداد 0 اختصاص داده می شود، در غیر این صورت بسته به تعداد دفعات ظاهر شدن آن در جمله، تعداد آن بیشتر یا مساوی 1 است. به همین دلیل است که طول بردار همیشه با کلمات موجود در فرهنگ لغت برابر است. مزیت این تکنیک اجرای آسان آن است اما دارای اشکالات قابل توجهی است زیرا منجر به یک ماتریس پراکنده می شود، ترتیب کلمات را در جمله از دست می دهد. (عبدی و همکاران 2017). به عنوان مثال، برای نشان دادن متن "آیا از خواندن لذت می برید" از فرهنگ لغت از پیش تعریف شده I, Hope, you, are, enjoying, reading خواهد بود (0,0,1,1,1,1). با این حال، این نمایش ها را می توان با پیش پردازش متن و با استفاده از TF-IDF n-gram بهبود بخشید.

روش N-gram یک گزینه عالی برای حل ترتیب کلمات در نمایش برداری جمله است. در یک نمایش برداری n-gram، متن به عنوان یک همکاری از n-gram منحصر به فرد به معنای گروه هایی از n واژه یا کلمه مجاور نشان داده می شود. مقدار n می تواند عدد طبیعی باشد. به عنوان مثال، جمله "آموزش برای همیشه لمس کردن است" را در نظر بگیرید و $n = 3$ به نام تریگرام "آموزش دادن است"، "تدریس کردن است"، "لمس کردن است"، "لمس کردن است"، "لمس کردن است" ایجاد می کند. یک زندگی، "یک زندگی برای همیشه"، به این ترتیب می توان ترتیب جمله را حفظ کرد (آهوجا و همکاران 2019). ویژگی های N-gram بهتر از رویکرد BOW عمل می کنند، زیرا الگوهای نحوی، از جمله اطلاعات مهم (Chaffar و Inkpen) را پوشش می دهند. (2011). با این حال، اگرچه n-gram ترتیب کلمات را حفظ می کند، اما ابعاد پراکندگی داده بالایی دارد (Le and Mikolov 2014).

اصطلاح فرکانس فرکانس معکوس سند، که معمولاً به اختصار TFIDF نامیده می شود، روش دیگری است که معمولاً برای استخراج ویژگی استفاده می شود. این روش متن را به صورت ماتریسی نشان می دهد، که در آن هر عدد مقدار اطلاعاتی را که این اصطلاحات در یک سند معین حمل می کنند را کمیت می دهد. بر این فرض ساخته شده است که اصطلاحات نادر دارای اطلاعات زیادی در سند متنی هستند (Liu et al 2019). فراوانی عبارت تعداد دفعاتی است که یک کلمه w در یک سند تقسیم می شود بر تعداد کل کلمات W در سند و IDF عبارت است از \log (تعداد کل اسناد (N) تقسیم بر تعداد کل اسنادی که کلمه w در آنها ظاهر می شود. (ن)) (سونگبو و جین 2008). آهوجا و همکاران (2019) شش تکنیک پیش پردازش را اجرا کرد و دو تکنیک استخراج ویژگی را برای شناسایی بهترین رویکرد مقایسه کرد. آنها ارزش الگوریتم یادگیری ماشین استفاده کردند و از n-gram با 2 $n =$ و TF-IDF برای استخراج ویژگی روی مجموعه داده SS-tweet استفاده کردند و به این نتیجه رسیدند که TF-IDF عملکرد بهتری نسبت به n-gram دارد.

سازماندهی یک مجموعه داده نیاز به پیش پردازش دارد، از جمله توکن سازی، حذف کلمه توقف، برچسب گذاری POS و غیره (عبدی و همکاران 2019). باسکار و همکاران (2015). برخی از این تکنیک های پیش پردازش می توانند منجر به از دست رفتن اطلاعات حیاتی برای تجزیه و تحلیل احساسات و عواطف شوند که باید مورد توجه قرار گیرند.

توکن سازی فرآیند تجزیه کل سند یا پاراگراف یا فقط یک جمله به تکه هایی از کلمات به نام نشانه ها (ناگارا جان و گاندی) است. (2019). به عنوان مثال، جمله "این مکان بسیار زیبا است" را در نظر بگیرید و پس از توکنیزاسیون، تبدیل به "این"، "مکان"، "بسیار زیبا" است. عادی سازی متن برای دستیابی به یکنواختی در داده ها با تبدیل متن به فرم استاندارد، تصحیح املای کلمات و غیره ضروری است (آهوجا و همکاران 2019).

کلمات غیر ضروری مانند مقاله ها و برخی حرف های اضافه که به تشخیص احساسات و تجزیه و تحلیل احساسات کمک نمی کنند باید حذف شوند. به عنوان مثال، کلمات توقیفی مانند "the"، "is"، "at"، "an"، هیچ ربطی به احساسات ندارند، بنابراین برای جلوگیری از محاسبات غیر ضروری، باید حذف شوند (et al Bhaskar 2015; عبدی و همکاران 2019). برچسب گذاری POS راهی برای شناسایی بخش های مختلف گفتار در یک جمله است. این مرحله برای یافتن جنبه های مختلف یک جمله مفید است که عموماً با اسم ها یا عبارات اسمی توصیف می شوند در حالی که احساسات و عواطف با صفت ها منتقل می شوند (سان و همکاران 2017).

ریشه زایی و ریشه یابی دو مرحله مهم پیش پردازش هستند. در stemming، کلمات با کوتاه کردن پسوندها به شکل ریشه خود تبدیل می شوند. به عنوان مثال، اصطلاحات «استدلال» و «استدلال» به «استدلال» تبدیل می شود. این فرآیند محاسبه ناخواسته جملات را کاهش می دهد (کراتزوالد و همکاران 2018; آکیلندسوار و جوتی 2018). شامل تجزیه و تحلیل مورفولوژیکی برای حذف پایان های عطفی از یک نشانه و تبدیل آن به کلمه پایه لم است (قنبری-ادیوی و مصلح) Lemmatization (2019). به عنوان مثال، اصطلاح "گرفتار" به "گرفتن" تبدیل می شود (آهوجا و همکاران 2019). (و همکاران Symeonidis 2018). عملکرد چهار مدل یادگیری ماشین را با مطالعه ترکیبی و فرسایشی تکنیک های مختلف پیش پردازش روی دو مجموعه داده، یعنی SS-Tweet و SemEval مورد بررسی قرار داد. نویسندگان به این نتیجه رسیدند که حذف اعداد و واژه سازی دقت را افزایش می دهد، در حالی که حذف علائم نگارشی بر دقت تأثیری ندارد.

3.3 استخراج ویژگی

دستگاه متن را بر حسب اعداد درک می کند. فرآیند تبدیل یا نگاشت متن یا کلمات به بردارهای واقعی، بردار سازی کلمه یا جاسازی کلمه نامیده می شود. این یک تکنیک استخراج ویژگی است که در آن یک سند به جملاتی تقسیم می شود که بیشتر به کلمات تقسیم می شوند. پس از آن، نقشه یا ماتریس ویژگی ساخته می شود. در ماتریس به دست آمده، هر ردیف نشان دهنده یک جمله یا سند است در حالی که هر ستون ویژگی نشان دهنده یک کلمه در آن است

3.4 تکنیک های تجزیه و تحلیل احساسات و تشخیص احساسات

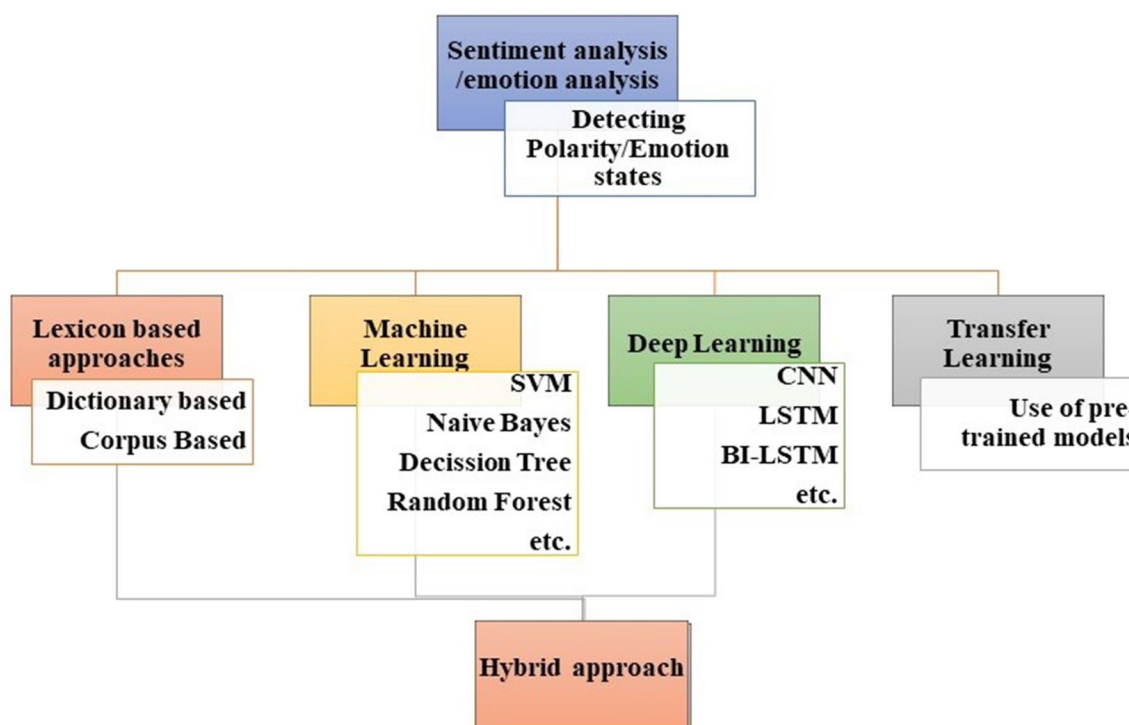
شکل 4 تکنیک های مختلفی را برای تجزیه و تحلیل احساسات و تشخیص احساسات ارائه می دهد که به طور گسترده به رویکرد مبتنی بر فرهنگ لغت، رویکرد مبتنی بر یادگیری ماشین، رویکرد ترکیبی از رویکردهای آماری و یادگیری ماشین برای غلبه بر اشکالات هر دو رویکرد است. یادگیری انتقالی نیز زیرمجموعه ای از یادگیری ماشین است که امکان استفاده از مدل از پیش آموزش دیده را در سایر حوزه های مشابه فراهم می کند.

3.4.1 تکنیک های تحلیل احساسات

رویکرد مبتنی بر فرهنگ لغت این روش یک فرهنگ لغت دارد که در آن به هر کلمه مثبت و منفی یک ارزش احساسی اختصاص داده می شود. سپس از مجموع یا میانگین مقادیر احساسات برای محاسبه احساس کل جمله یا سند استفاده می شود. با این حال، جورکو و همکاران (2015) رویکرد متفاوتی به نام تابع نرمال سازی را برای محاسبه دقیق ارزش احساسات نسبت به این جمع پایه و تابع میانگین امتحان کرد. رویکرد مبتنی بر فرهنگ لغت و رویکرد مبتنی بر پیکره دو نوع رویکرد مبتنی بر واژگان مبتنی بر واژگان احساسی هستند. به طور کلی، یک فرهنگ لغت کلمات برخی از زبان ها را به صورت سیستمی نگهداری می کند، در حالی که یک مجموعه نمونه تصادفی متن در برخی از زبان ها است. معنای دقیق در اینجا در رویکرد مبتنی بر فرهنگ لغت و رویکرد مبتنی بر پیکره اعمال می شود. در رویکرد مبتنی بر فرهنگ لغت،

در دسترس بودن حجم وسیعی از داده ها به یک شبکه یادگیری عمیق اجازه می دهد تا بازنمایی های برداری خوبی را کشف کند. استخراج ویژگی با جاسازی کلمه بر اساس شبکه های عصبی آموخته تر است. در تعبیه کلمه مبتنی بر شبکه عصبی، کلمات با معنایی یکسان یا مرتبط با یکدیگر با بردارهای مشابه نشان داده می شوند. این در پیش بینی کلمات محبوب تر است زیرا معنای کلمات را حفظ می کند. تیم تحقیقاتی گوگل به سرپرستی توماس میکولوف، مدلی به نام Word2Vec را برای جاسازی کلمه توسعه دادند. با Word2Vec، می توان برای یک ماشین فهمید که نمایش برداری "ملکه" + "مونث" + "نر" مانند نمایش برداری "شاه" است (سوما و همکاران، 2019).

نمونه های دیگر از مدل های جاسازی کلمه مبتنی بر یادگیری عمیق عبارتند از GloVe که توسط محققان دانشگاه استنفورد توسعه یافته و FastText که توسط فیس بوک معرفی شده است. آموزش بردارهای GloVe سریعتر از Word2Vec است. بردارهای FastText در مقایسه با بردارهای Word2Vec با چندین معیار متفاوت دقت بهتری دارند. یانگ و همکاران (2018) ثابت کرد که انتخاب جاسازی کلمه مناسب بر اساس شبکه های عصبی می تواند منجر به پیشرفت های قابل توجهی حتی در مورد کلمات خارج از واژگان (OOV) شود. نویسندگان جاسازی های مختلف کلمه را که با استفاده از توپیتور و ویکی پدیا به عنوان مجموعه ها آموزش دیده بودند، با جاسازی کلمه TF-IDF مقایسه کردند.



شکل 4 تکنیک هایی برای تجزیه و تحلیل احساسات و تشخیص احساسات

مورد استفاده برای تجزیه و تحلیل احساسات تحت طبقه بندی نظارت شده قرار می گیرد. انواع مختلفی از الگوریتم های مورد نیاز برای طبقه بندی احساسات ممکن است عبارتند از Naïve Bayes، ماشین بردار پشتیبان (SVM)، درخت های تصمیم گیری، و غیره که هر کدام مزایا و معایب خود را دارند. گامون (2004) یک ماشین بردار پشتیبانی را روی 40884 بازخورد مشتری جمع آوری شده از نظرسنجی ها اعمال کرد. نویسندگان ترکیب های مختلفی از مجموعه ویژگی ها را پیاده سازی کردند و به دقت 85.47% رسیدند. به و همکاران (2009) با SVM، مدل N-gram و Bayes Naïve روی احساسات و بررسی هفت مقصد محبوب اروپا و ایالات متحده آمریکا کار کرد که از yahoo.com جمع آوری شد. نویسندگان با مدل n-gram به دقت 87.17 درصد دست یافتند. تورفتگی بوچار و همکاران. (2018) واژگانی به نام JOB 1.0 ایجاد کرد و مجموعه های خبری به نام SentiNews 1.0 را برای تجزیه و تحلیل احساسات در متون اسلوونیایی نامگذاری کرد. JOB 1.0 شامل 25524 کلمه اصلی است که با مقیاس بندی احساسات از -5 تا 5 بر اساس مدل AFINN. برای ساخت مجموعه ها، داده ها از رسانه های خبری مختلف وب حذف شدند. سپس، پس از پاکسازی و پیش پردازش داده ها، از حاشیه نویسان خواسته شد تا 10427 سند را در مقیاس 1 تا 5 حاشیه نویسی کنند که یک به معنای منفی و 5 به معنای بسیار مثبت است. سپس این اسناد با برچسب های مثبت، منفی و خنثی مطابق با میانگین امتیاز مقیاس خاص برچسب گذاری شدند. نویسندگان مشاهده کردند که Naïve Bayes در مقایسه با ماشین بردار پشتیبانی (SVM) بهتر عمل کرد. Naive Bayes به امتیاز F1 بالای 90 درصد در طبقه بندی باینری و امتیاز F1 بالای 60 درصد برای طبقه بندی احساسات سه کلاسه دست یافت. تیواری و همکاران (2020) سه الگوریتم یادگیری ماشین به نام های Naive Bayes، SVM و حداکثر آنتروپی را با روش استخراج ویژگی n گرم روی مجموعه داده های گوجه فرنگی پوسیده پیاده سازی کرد. مجموعه داده آموزش و آزمایش شامل 1600 مرور در هر یک بود. نویسندگان کاهش دقت را با مقادیر بالاتر n در n گرم مشاهده کردند مانند $n = 3184$ چهار، پنج و شش. سومیا و پرامود (2020) 3184 توییت مالا یالام را با استفاده از بردارهای ویژگی های مختلف مانند Unigram، BOW با Sentiwordnet و غیره به نظرات مثبت و منفی طبقه بندی کردند. نویسندگان الگوریتم های یادگیری ماشین مانند جنگل تصادفی و Naïve Bayes را پیاده سازی کردند و مشاهده کردند که جنگل تصادفی با دقت 95.6 درصد عملکرد بهتری دارد. Unigram Sentiwordnet با در نظر گرفتن کلمات نفی.

رویکرد مبتنی بر یادگیری عمیق در سال های اخیر، الگوریتم های یادگیری عمیق بر سایر رویکردهای سنتی برای تحلیل احساسات تسلط دارند. این الگوریتم ها احساسات یا نظرات متن را بدون انجام مهندسی ویژگی تشخیص می دهند. الگوریتم های یادگیری عمیق متعددی وجود دارد، یعنی شبکه های عصبی مکرر و شبکه های عصبی کانولوشن، که می توانند برای تحلیل احساسات اعمال شوند و نتایج دقیق تری نسبت به مدل های یادگیری ماشین ارائه دهند. این رویکرد باعث می شود که انسان ها از ساخت ویژگی های متن به صورت دستی رها شوند زیرا مدل های یادگیری عمیق خودشان آن ویژگی ها یا الگوها را استخراج می کنند. ژیان و همکاران (2010) از یک مدل مبتنی بر عصبی استفاده کرد

یک فرهنگ لغت از کلمات بذر نگهداری می شود (Schouten و Frasinicar 2015). برای ایجاد این فرهنگ لغت، اولین مجموعه کوچک از کلمات احساسی، احتمالاً با زمینه های بسیار کوتاه مانند نفی، همراه با برچسب های قطبیت آن جمع آوری شده است (al Bernabé-Moreno et 2020). سپس فرهنگ لغت با جستجوی مترادف آنها (کلمات با قطبیت یکسان) و متضاد (کلمات با قطبیت مخالف) به روز می شود. دقت تحلیل احساسات از طریق این رویکرد به الگوریتم بستگی دارد. با این حال، این تکنیک دارای ویژگی دامنه نیست. رویکرد مبتنی بر پیکره محدودیت های رویکرد مبتنی بر فرهنگ لغت را با گنجاندن کلمات احساسی خاص دامنه که در آن برچسب قطبیت به کلمه احساس با توجه به زمینه یا دامنه آن اختصاص داده می شود، حل می کند. این یک رویکرد داده محور است که در آن می توان به کلمات احساسی همراه با زمینه دسترسی داشت. این رویکرد مطمئناً می تواند یک رویکرد مبتنی بر قانون با برخی از تکنیک های تجزیه NLP باشد. بنابراین رویکرد مبتنی بر پیکره تمایل به تعمیم ضعیف دارد، اما می تواند عملکرد عالی را در یک حوزه خاص به دست آورد. از آنجایی که رویکرد مبتنی بر فرهنگ لغت، زمینه پیرامون کلمه احساسی را در نظر نمی گیرد، منجر به کارایی کمتری می شود. بنابراین، چو و همکاران. (2014) به صراحت قطبیت زمینه ای را به کار گرفت تا فرهنگ لغت را در حوزه های متعدد با رویکرد داده محور سازگار کند. آنها یک استراتژی سه مرحله ای در پیش گرفتند: لغت نامه های مختلف را ادغام کردند، کلماتی را که به طبقه بندی کمک نمی کنند حذف کردند، و قطبیت را بر اساس یک حوزه خاص تغییر داد.

اصولی و سباستینی (SentiWordNet 2006) و فرهنگ لغت آگاه و منطبق کننده احساسات (VADER) (هوتو و گیلبرت 2014) واژگان محبوب در احساسات هستند. جها و همکاران (2018) سعی کرد با ایجاد فرهنگ لغت احساسات به نام فرهنگ لغت آگاه چند دامنه ای هندی (HMDSAD) برای تجزیه و تحلیل احساسات در سطح سند، برنامه واژگان را در چندین حوزه گسترش دهد. از این فرهنگ لغت می توان برای حاشیه نویسی نظرات به مثبت و منفی استفاده کرد. روش پیشنهادی 24 درصد کلمات بیشتری نسبت به واژگان عمومی سنتی هندی (HSWN) Sentiwordnet، یک واژگان خاص دامنه، برچسب گذاری کرد. روابط معنایی بین کلمات در واژگان سنتی مورد بررسی قرار نگرفته است که عملکرد طبقه بندی احساسات را بهبود می بخشد. بر اساس این فرض، ویگاس و همکاران. (2020) واژگان را با گنجاندن اصطلاحات اضافی پس از استفاده از جاسازی کلمات برای کشف مقادیر احساسات برای این کلمات به طور خودکار به روز کرد. این ارزش های احساسی از تعیبه های واژه ای «نزدیک» از واژه های موجود در واژگان مشتق شده اند.

رویکرد مبتنی بر یادگیری ماشین رویکرد دیگری برای تحلیل احساسات وجود دارد که رویکرد یادگیری ماشین نامیده می شود. کل مجموعه داده برای اهداف آموزشی و آزمایشی به دو بخش تقسیم می شود: مجموعه داده آموزشی و مجموعه داده آزمایشی. مجموعه داده آموزشی اطلاعاتی است که برای آموزش مدل با ارائه ویژگی های نمونه های مختلف یک آیتام استفاده می شود. سپس از مجموعه داده آزمایشی استفاده می شود تا ببینیم مدل مجموعه داده آموزشی با چه موفقیتی آموزش داده شده است. به طور کلی، الگوریتم های یادگیری ماشین

(با دقت 82.4 درصد و جنگل تصادفی با دقت 81 درصد به صورت جداگانه در مجموعه داده 1000 بررسی دارد. القریوتی و همکاران SVM با سطح دقت 83.4 درصد، عملکرد بهتری نسبت به RFSVM در بررسی محصولات آمازون. نویسندگان به این نتیجه رسیدند که RFSVM و مدل جنگل تصادفی، یعنی SVM (2020) ترکیبی از رویکرد مبتنی بر قانون و واژگان دامنه را برای تشخیص احساسات در سطح جنبه برای درک نظرات مردم در مورد برنامه های هوشمند دولتی پیشنهاد کرد. نویسندگان به این نتیجه رسیدند که تکنیک پیشنهادی 5 درصد از سایر مدل های پایه مبتنی بر واژگان برتری دارد. ری و چاکرابارتی (2020) رویکرد مبتنی بر قانون را برای استخراج جنبه ها با یک مدل یادگیری عمیق 7 لایه CNN برای برچسب گذاری هر جنبه ترکیب کرد. مدل ترکیبی دقت 87 درصدی را به دست آورد، در حالی که مدل های منفرد 75 درصد دقت مبتنی بر قانون و 80 درصد دقت با مدل CNN داشتند.

جدول 3 الگوریتم های مختلف یادگیری ماشین و یادگیری عمیق را توصیف می کند که برای تجزیه و تحلیل احساسات در حوزه های مختلف استفاده می شوند. بسیاری از محققان مدل های پیشنهادی را بر روی مجموعه داده های جمع آوری شده از توئیتر و سایر سایت های شبکه اجتماعی پیاده سازی کردند. سپس نویسندگان مدل های پیشنهادی خود را با سایر مدل های پایه موجود و مجموعه داده های مختلف مقایسه کردند. از جدول بالا مشاهده می شود که دقت مدل های مختلف بین 80 تا 90 درصد است.

3.4.2 تکنیک های تشخیص احساسات

رویکرد مبتنی بر واژگان رویکرد مبتنی بر واژگان یک رویکرد جستجوی مبتنی بر کلمه کلیدی است که به جستجوی کلمات کلیدی احساسات اختصاص داده شده به برخی از حالات روانشناختی می پردازد (رایبا و همکاران، 2017). واژگان محبوب برای تشخیص احساسات عبارتند از Strapparava et al (2004). Word-Net-Affect و NRC واژگان کلمه-احساس (محمد و تورنی، 2013). شامل 14182 کلمه است که هر کدام به یک احساس خاص و دو احساس اختصاص دارد. این واژگان، واژگان دسته بندی هستند که هر کلمه را با یک حالت احساسی برای طبقه بندی احساسات برچسب گذاری می کنند. با این حال، با نادیده گرفتن شدت احساسات، این واژگان سنتی کمتر آموزنده و کمتر سازگاری شوند. بنابراین، لی و همکاران NRC است که از کلمات عاطفی تشکیل شده است که با برچسب های احساسات حاشیه نویسی شده اند. واژگان WordNet یک فرم توسعه یافته از Affect-WordNet (2021) یک استراتژی مؤثر برای به دست آوردن توزیع هیجان در سطح کلمه پیشنهاد کرد تا با ادغام یک فرهنگ لغت بعدی به نام NRC-Valence arosal dominance، احساسات با شدت به کلمات احساسی اختصاص یابد. EmoSentNet (پوریا و همکاران، 2014) همچنین شامل تعداد زیادی است که به برچسب های کیفی و کمی اختصاص داده شده است. به طور کلی، محققان واژگان خود را تولید می کنند و مستقیماً آنها را برای تجزیه و تحلیل احساسات به کار می برند، اما واژگان می توانند برای اهداف استخراج ویژگی نیز استفاده شوند. عبدالوی و همکاران (2017) از استفاده از ابزارهای ترجمه آنلاین برای ایجاد واژگان فرانسوی به نام FEEL (فرانسوی واژگان عاطفه گسترش یافته) استفاده کرد که شامل بیش از 14000 کلمه با دوقطبی و برچسب احساسات است. این واژگان توسط

فناوری شبکه برای دسته بندی احساسات که شامل ویژگی های احساسی، بردارهای وزن و ویژگی و پایگاه دانش قبلی است. نویسندگان این مدل را برای بررسی داده های فیلم کرنل به کار بردند. نتایج تجربی این مقاله نشان داد که سطح دقت مدل I در مقایسه با HMM و SVM فوق العاده است. پاسوپا و آیوتایا (2019) اعتبار سنجی متقابل پنج برابری را روی مجموعه داده داستان کودکان (تایلندی) اجرا کرد و سه مدل یادگیری عمیق به نام های LSTM، Bi-LSTM و CNN را مقایسه کرد. این مدل ها با یا بدون ویژگی ها اعمال می شوند: POS-tagging (تکنیک پیش پردازش برای شناسایی بخش های مختلف گفتار). Thai2Vec (جاسازی کلمه آموزش دیده از ویکی پدیا تایلندی)؛ sentic (برای درک احساس کلمه). نویسندگان بهترین عملکرد را در مدل CNN با هر سه ویژگی که قبلاً ذکر شد مشاهده کردند. همانطور که قبلاً گفته شد، پلتفرم های رسانه های اجتماعی به عنوان منبع مهمی از داده هادر زمینه تحلیل احساسات عمل می کنند. داده های جمع آوری شده از این سایت های اجتماعی به دلیل شیوه نوشتن رایگان کاربران، سر و صدای زیادی دارد. بنابراین، آرورا و کانسال (2019) مدلی به نام Conv-char-Emb را پیشنهاد کرد که می تواند مشکل داده های نویزدار را حل کند و از فضای کوچک حافظه برای جاسازی استفاده کند. برای جاسازی، از شبکه عصبی کانولوشن (CNN) استفاده شده است که از پارامترهای کمتری در نمایش ویژگی استفاده می کند. دشتی پور و همکاران (2020) چارچوب یادگیری عمیق را برای انجام تحلیل احساسات در زبان فارسی پیشنهاد کرد. محققان به این نتیجه رسیدند که شبکه های عصبی عمیق مانند LSTM و CNN از الگوریتم های یادگیری ماشین موجود در مجموعه داده های بررسی هتل و محصول بهتر عمل می کنند.

رویکرد یادگیری انتقالی و رویکرد ترکیبی یادگیری انتقالی نیز بخشی از یادگیری ماشینی است. یک مدل آموزش داده شده بر روی مجموعه داده های بزرگ برای حل یک مشکل می تواند برای سایر مسائل مرتبط اعمال شود. استفاده مجدد از یک مدل از پیش آموزش دیده در حوزه های مرتبط به عنوان نقطه شروع می تواند باعث صرفه جویی در زمان و نتایج کارآمدتر شود. ژانگ و همکاران (2012) یک روش یادگیری نمونه جدید را با مدلسازی مستقیم توزیع بین حوزه های مختلف پیشنهاد کرد. نویسندگان مجموعه داده را طبقه بندی کردند: بررسی محصول آمازون و مجموعه داده های توئیتر به احساسات مثبت و منفی. تائو و نیش (2020) گسترش روش های طبقه بندی اخیر در تحلیل احساسات مبتنی بر جنبه را به طبقه بندی چند برچسبی پیشنهاد کرد. نویسندگان همچنین مدل های یادگیری انتقالی به نام XLNet و Bert را توسعه دادند و رویکرد پیشنهادی را در مجموعه داده های مختلف Yelp ارزیابی کردند. رویکردهای یادگیری عمیق و یادگیری ماشین نتایج خوبی دارند، اما رویکرد ترکیبی می تواند نتایج بهتری به همراه داشته باشد زیرا بر محدودیت های هر مدل سنتی غلبه می کند. ملادنووچ و همکاران (2016) یک تکنیک کاهش ویژگی، یک چارچوب ترکیبی ساخته شده از واژگان احساسات و wordnet صربی را پیشنهاد کرد. نویسندگان هر دو فرهنگ لغت را با افزودن برخی واژه های احساسی صرفی گسترش دادند تا از دست دادن اطلاعات مهم در حین ریشه گیری جلوگیری کنند. آل امرانی و همکاران (2018) مدل هیبریدی ساخته شده خود را مقایسه کردند

جدول 3: روی تحلیل احساسات کار کنید						
نتایج	مجموعه داده	دامنه	الگوریتم یادگیری استخراج ویژگی	تکنیک	مرحله	ارجاع
با $\text{Micro F1} = 90.60\%$ و $\text{F1} = 90.43\%$ و ماکرو IG و SVM	Chn-sentiCorp	خانه، فیلم و تحسینات	طبقه بندی مرکز، از تکنیک طبقه بندی کننده K-طبقه بندی کننده Winnow، SVM، بیزر ساده، شبکه عصبی مصنوعی (ANN)، ساده لوح SVM، بیزر	فراگیری ماشین	جمله	سونگبو و جین (2008)
دقت = 86.5% روشن مجموعه داده فیلم، 87.3% در مجموعه داده GPS، 81.87% در مجموعه داده کتاب، 90.6% در مجموعه داده دوربین ANN	-	فیلم، کتاب، جی پی اس، دوربین ها	شبکه عصبی مصنوعی (ANN)، ساده لوح SVM، بیزر	یادگیری ماشین و یادگیری عمیق	سطح جنبه	مورایس (2013)
دقت = 75.8% با UPNN در Yelp2014 و UPNN بدون UP (با 60.8% دقت و 91.7% در و 89.6% نامتعادل مجموعه داده های HTL و LABR، به ترتیب،	مجموعه داده جمع آوری شد از مجموعه داده yelp و IMDB و بررسی کتاب LABR، احساسات عربی مجموعه داده توپیت و غیره	فیلم ها	محصول کاربر (UPNN) شبکه خنثی (CNN) بر اساس عصبی کانولوشنال شبکه (CNN)	یادگیری عمیق	در سطح سند	تاگو همکاران (2015)
دقت = 57% با TF-گرم، جنگل تصادفی و n رگرسیون لجستیک و دقت = 51% با ID	توپیت های اس اس	-	لجستیک، SVM، KNN، رگرسیون، NB، جنگل دم	فراگیری ماشین	جمله	آهوچو همکاران (2019)
بیزر ساده لوح نیاز بیشتری داشت زمان و حافظه نسبت به جنگل تصادفی	گوجه فرنگی فاسد، بررسی از تایمز هند و غیره توپیت	نقد فیلم	بیزر ساده و فرار-جنگل دم	فراگیری ماشین	-	اوتوالو و جود-هاری (2019)
دقت = 95% با جنگل تصادفی میانگین مربعات خطا = 0.04 با تابع پایه شعاعی و 0.11 با هسته خطی.	-	توپیت	جنگل تصادفی و SVM با متفاوت SVM هسته: خطی، تابع پایه شعاعی (RBF)، و چند جمله ای عصبی مصنوعی عمیق شبکه SVM	فراگیری ماشین	-	گولاراس و کامیس (2019)
نرخ احساسات مثبت = 87.5% با الگوریتم پیشنهادی.	بررسی های آمازون	-	بام تفاوت SVM هسته: خطی، تابع پایه شعاعی (RBF)، و چند جمله ای عصبی مصنوعی عمیق شبکه SVM	فراگیری ماشین	سطح جنبه	ناندالو همکاران (2020)
دقت = 95.30% با RNN + Negation و Negation	بررسی های آمازون	بررسی های تلفن همراه	بیزر ساده لوح، پشتیبانی ماشین های برداری، هنر شبکه عصبی رسمی (ANN)، و مکرر (RNN)	یادگیری ماشین و یادگیری عمیق	-	شارما و شارما (2020)
دقت = 95.67% با Negation	بررسی های آمازون	بررسی های تلفن همراه	بیزر ساده لوح، پشتیبانی ماشین های برداری، هنر شبکه عصبی رسمی (ANN)، و مکرر (RNN)	یادگیری ماشین و یادگیری عمیق	سطح جمله	موکرچی و همکاران (2021)
پیش بینی فنی روند						

رویکرد مبتنی بر احتمال وجود احساسات متعدد در جمله است و از بازنمایی معنایی و احساسی برای طبقه بندی بهتر احساسات استفاده می کند. نتایج بر روی مجموعه داده های ساخته شده خودشان با جفت های مکالمه توییت ارزیابی می شوند و مدل آنها با سایر مدل های پایه مقایسه می شود. خو و همکاران (2020) احساسات را با استفاده از مدل های دو ترکیبی به نام حافظه کوتاه مدت 3D کانولوشنال-بلند (3DCLS) و CNN-RNN به ترتیب از ویدیو متن استخراج کرد. در همان زمان، نویسندگان SVM را برای طبقه بندی احساسات مبتنی بر صوتی پیاده سازی کردند. نویسندگان نتایج را با ادغام ویژگی های صوتی و تصویری در سطح ویژگی با تکنیک MKL fusion و ترکیب بیشتر نتایج آن با نتایج طبقه بندی احساسات مبتنی بر متن، نتیجه گیری کردند. این روش دقت بهتری نسبت به سایر تکنیک های همجوشی چندوجهی ارائه می کند و قصد دارد احساسات بررسی های دارویی نوشته شده توسط بیماران در پلتفرم های رسانه های اجتماعی را تحلیل کند. بصیری و همکاران (2020) دو مدل را با استفاده از تئوری تصمیم گیری سه طرفه پیشنهاد کرد. مدل اول ادغام سه طرفه یک مدل یادگیری عمیق با روش یادگیری سنتی (3W1DT) است، در حالی که مدل دیگر تلفیقی سه طرفه از سه مدل یادگیری عمیق با روش یادگیری معمولی (3W3DT) است. نتایج به دست آمده با استفاده از مجموعه داده Drugs.com نشان داد که هر دو چارچوب بهتر از تکنیک های یادگیری عمیق سنتی عمل می کنند. علاوه بر این، عملکرد مدل فیوژن اول در مقایسه با مدل دوم از نظر دقت و متریک F1 بسیار بهتر بود. در روزهای اخیر، پلتفرم های رسانه های اجتماعی مملو از پست های مرتبط با کووید-19 هستند. سینگو و همکاران (2021) تجزیه و تحلیل تشخیص احساسات را روی توییت های کووید-19 جمع آوری شده از کل جهان و هند تنها با مدل های رمزگذار دوطرفه از ترانسفورماتورها (BERT) روی مجموعه داده های توییت اعمال کرد و تقریباً 94 درصد دقت را به دست آورد.

رویکرد یادگیری انتقالی در رویکردهای سنتی، فرض رایج این است که مجموعه داده از یک حوزه است. با این حال، زمانی که دامنه تغییر می کند، نیاز به یک مدل جدید وجود دارد. رویکرد یادگیری انتقال به شما امکان می دهد از مدل های از پیش آموزش دیده موجود در حوزه هدف مجدداً استفاده کنید. برای مثال احمد و همکاران (2020) از تکنیک یادگیری انتقالی به دلیل کمبود منابع برای تشخیص احساسات در زبان هندی استفاده کرد. محققان مدلی را روی دو مجموعه داده انگلیسی مختلف از قبل آموزش دادند: SemEval-2018، تجزیه و تحلیل احساسات، و یک مجموعه داده هندی با برچسب های مثبت، خنثی، تعارض و منفی. آنها امتیاز f1 0.53 را با استفاده از یادگیری انتقال و 0.47 را با استفاده از مدل های پایه CNN و Bi-LSTM با جاسازی کلمه متقابل زبانی به دست آوردند. هزاریکا و همکاران (2020) یک مدل TL-ERC ایجاد کرد که در آن مدل از قبل روی مکالمات چند نوبتی منبع آموزش داده شد و سپس بر روی وظیفه طبقه بندی احساسات در پیام های رد و بدل شده منتقل شد. نویسندگان بر موضوعاتی مانند کمبود داده های برچسب گذاری شده در مکالمات چندگانه با چارچوب مبتنی بر یادگیری انتقال استقراری تأکید کردند.

افزایش تعداد کلمات در واژگان احساسات NRC و ترجمه نیمه خودکار با استفاده از شش مترجم آنلاین، آن مدخل هایی که از حداقل سه مترجم به دست می آمدند، از پیش تأیید شده در نظر گرفته شدند و سپس توسط مترجم دستی تأیید شدند. بندکاوی و همکاران (2017) یک واژگان خاص دامنه را برای فرآیند استخراج ویژگی در تحلیل احساسات به کار برد. نویسندگان به این نتیجه رسیدند که ویژگی های مشتق شده از واژگان پیشنهادی آنها از سایر ویژگی های پایه بهتر عمل می کند. براون و همکاران (2021) یک مجموعه چند زبانه به نام MEMoFC که مخفف عبارت Multilingual Emotional Football Corpus است، ساخته است که شامل گزارش های فوتبال از وب سایت های انگلیسی، هلندی و آلمانی و آمار مسابقات خیزده شده از Goal.com است. مجموعه با ایجاد دو جدول فراداده ایجاد شد: یکی توضیح جزئیات یک مسابقه مانند تاریخ، مکان، تیم های شرکت و غیره، و جدول دوم شامل اختصارات باشگاه های فوتبال است. نویسندگان مجموعه را با رویکردهای مختلف برای دانستن تأثیر گزارش ها بر نتایج بازی نشان دادند.

تکنیک های مبتنی بر یادگیری ماشین تشخیص یا طبقه بندی احساسات ممکن است به انواع مختلفی از مدل های یادگیری ماشینی مانند Naïve Bayes، ماشین بردار پشتیبان، درخت های تصمیم گیری و غیره نیاز داشته باشد. Jain et al. (2017) احساسات را از متون چند زبانه جمع آوری شده از سه حوزه مختلف استخراج کرد. نویسندگان از یک رویکرد جدید به نام خلاصه سایت غنی برای جمع آوری داده ها استفاده کردند و از الگوریتم های یادگیری ماشینی SVM و Naïve Bayes برای طبقه بندی احساسات متن توییت استفاده کردند. نتایج نشان داد که سطح دقت 71.4٪ با الگوریتم Naïve Bayes به دست آمد. حسن و همکاران (2019) الگوریتم های یادگیری ماشینی مانند Naïve Bayes، SVM و درخت های تصمیم را برای شناسایی احساسات در پیام های متنی ارزیابی کرد. این کار به دو زیرکار تقسیم می شود: وظیفه 1 شامل مجموعه ای از مجموعه داده از توییتو برچسب زدن خودکار مجموعه داده با استفاده از هشتگ ها و آموزش مدل است. Task 2 در حال توسعه EmotexStream دومرحله ای است که توییت های بدون احساس را در مرحله اول جدای می کند و با استفاده از مدل های آموزش دیده در task1، احساسات را در متن شناسایی می کند. نویسندگان دقت 90 درصدی را در طبقه بندی احساسات مشاهده کردند. اصغر و همکاران (2019) با هدف اعمال چندین مدل یادگیری ماشین در مجموعه داده ISEAR برای یافتن بهترین طبقه بندی کننده، آنها دریافتند که مدل رگرسیون لجستیک بهتر از سایر طبقه بندی کننده ها با ارزش یادآوری 83 درصد عمل می کند.

یادگیری عمیق و تکنیک ترکیبی حوزه یادگیری عمیق بخشی از یادگیری ماشینی است که اطلاعات یا سیگنال ها را به همان روشی که مغز انسان انجام می دهد پردازش می کند. مدل های یادگیری عمیق حاوی چندین لایه نورون هستند. هزاران نورون به یکدیگر متصل هستند، که سرعت پردازش را به صورت موازی افزایش می دهد. چاترجی و همکاران (2019) مدلی به نام تشخیص احساسات و عواطف معنایی (SSBED) با تغذیه احساسات و بازنمایی های معنایی به ترتیب در دو لایه LSTM ایجاد کرد. این نمایش ها سپس به هم متصل می شوند و سپس برای طبقه بندی به شبکه مش منتقل می شوند. رمان

برای محققان علاوه بر این، برخی از مجموعه ها و واژگان خاص دامنه هستند، که استفاده مجدد از آنها را در حوزه های دیگر محدود می کند.

یکی دیگر از مشکلات رایج که معمولاً در پست ها و مکالمات توییتر، فیس بوک و اینستاگرام دیده می شود، زبان عامیانه وب است. به عنوان مثال، نسل جوان از کلماتی مانند "LOL" استفاده می کند که به معنای بلند خندیدن برای بیان خنده است، "FOMO" که به معنای ترس از دست دادن است که می گوید اضطراب، فرهنگ لغت در حال رشد عامیانه وب مانع بزرگی برای واژگان موجود مدل های آموزش دیده است.

مردم معمولاً خشم یا ناامیدی خود را با جملات کنایه آمیز و کنایه آمیز بیان می کنند که تشخیص آن سخت است (قنبری ادبوی و مصلح، 2019). به عنوان مثال، در جمله "این داستان عالی است برای خواباندن شما"، کلمه عالی به معنای احساسات مثبت است، اما در واقع منتقد آن را کاملاً کسل کننده احساس می کند. بنابراین، تشخیص طعنه به یک کار خسته کننده در زمینه تشخیص احساسات و احساسات تبدیل شده است. چالش دیگر بیان احساسات متعدد در یک جمله است. تعیین جنبه های مختلف و احساسات یا عواطف مربوط به آنها از جمله چند منظری دشوار است. به عنوان مثال، جمله "منظره در این سایت بسیار آرام و آرام است، اما این مکان بوی بد می دهد" دو احساس "انزجار" و "آرامش" را در جنبه های مختلف نشان می دهد. چالش دیگر این است که تشخیص قطبیت از جملات مقایسه ای دشوار است. به عنوان مثال، دو جمله "تلفن A بدتر از تلفن B است" و "تلفن B بدتر از تلفن A است" را در نظر بگیرید. کلمه "بدتر" در هر دو جمله نشان دهنده قطبیت منفی است، اما این دو جمله با یکدیگر مخالف هستند (شلکه 2014).

5 نتیجه گیری

در این مقاله، مروری بر تکنیک های موجود برای تشخیص عواطف و احساسات ارائه شده است. همانطور که در بررسی مقاله، تحلیل شده است که تکنیک مبتنی بر واژگان هم در تحلیل احساسات و هم در تحلیل احساسات به خوبی عمل می کند. با این حال، رویکرد مبتنی بر فرهنگ لغت کاملاً قابل انطباق و به کارگیری ساده است، در حالی که روش مبتنی بر پیکره بر اساس قوانینی ساخته شده است که به طور مؤثر در یک حوزه خاص عمل می کنند. در نتیجه، رویکردهای مبتنی بر پیکره دقیق تر هستند اما فاقد تعمیم هستند. عملکرد الگوریتم های یادگیری ماشین و الگوریتم های یادگیری عمیق به پیش پردازش و اندازه مجموعه داده بستگی دارد. با این وجود، در برخی موارد، مدل های یادگیری ماشینی قادر به استخراج برخی ویژگی ها یا جنبه های ضمنی متن نیستند. در شرایطی که مجموعه داده گسترده است، رویکرد یادگیری عمیق بهتر از یادگیری ماشین عمل می کند. شبکه های عصبی مکرر، به ویژه مدل LSTM، در تحلیل احساسات و احساسات رایج هستند، زیرا می توانند وابستگی های طولانی مدت را پوشش دهند و ویژگی ها را به خوبی استخراج کنند. اما RNN با

جدول 4 نشان می دهد که اکثر محققان مدل ها را با ترکیب تکنیک های یادگیری ماشین و یادگیری عمیق با تکنیک های مختلف استخراج ویژگی پیاده سازی کردند. بیشتر مجموعه داده ها به زبان انگلیسی در دسترس هستند. با این حال، برخی از محققان مجموعه داده های زبان منطقه ای خود را ساختند. به عنوان مثال، ساسیدرو همکاران. (2020) مجموعه داده کد هندی-انگلیسی را با سه احساس اصلی ترکیب کرد: خوشحال، غمگین و عصبانی، و مشاهده شد که CNN-BILSTM عملکرد بهتری نسبت به دیگران دارد.

3.5 ارزیابی مدل

در نهایت، مدل بر اساس پارامترهای مختلف با مدل های پایه مقایسه می شود. برای تعیین کمیت عملکرد مدل، نیاز به معیارهای ارزیابی مدل وجود دارد. یک ماتریس سردرگمی به دست می آید که تعداد قضاوت ها یا پیش بینی های صحیح و نادرست را بر اساس مقادیر واقعی شناخته شده ارائه می دهد. این ماتریس مقادیر مثبت واقعی (TP)، منفی کاذب (FN)، مثبت کاذب (FP)، منفی واقعی (TN) را برای برآزش داده ها بر اساس کلاس های مثبت و منفی نمایش می دهد. بر اساس این مقادیر، محققان مدل خود را با معیارهایی مانند دقت، دقت و یادآوری، امتیاز F1 و غیره که در جدول ذکر شده است ارزیابی کردند. 5.

4 چالش در تحلیل احساسات و تحلیل احساسات

در عصر اینترنت، مردم داده های زیادی را در قالب متن غیررسمی تولید می کنند. همانطور که در شکل 1 نشان داده شده است، سایت های شبکه های اجتماعی چالش های مختلفی را ارائه می دهند. 5 که شامل اشتباهات املایی، عامیانه جدید و استفاده نادرست از دستور زبان است. این چالش ها انجام تحلیل احساسات و عواطف را برای ماشین ها دشوار می کند. گاهی اوقات افراد احساسات خود را به وضوح بیان نمی کنند. به عنوان مثال، در جمله "why", "soooo late?", "Y have you been" به صورت "y" اشتباه نوشته شده است، "شما" به عنوان "u" اشتباه نوشته شده است، و "sooooo" برای نشان دادن تأثیر بیشتر استفاده می شود. علاوه بر این، این جمله بیانگر عصبانیت یا نگرانی فرد نیست. بنابراین، تشخیص احساسات و عواطف از داده های دنیای واقعی به دلایل متعددی پر از چالش است (et al 2019, Batbaatar).

یکی از چالش هایی که در تشخیص احساسات و تحلیل احساسات با آن مواجه می شود کمبود منابع است. به عنوان مثال، برخی از الگوریتم های آماری به یک مجموعه داده مشروح بزرگ نیاز دارند. با این حال، جمع آوری داده ها دشوار نیست، اما برچسب گذاری دستی مجموعه داده بزرگ کاملاً زمان بر و کمتر قابل اعتماد است (بالاهور و تورچی 2014). مشکل دیگر در مورد منابع این است که بیشتر منابع به زبان انگلیسی در دسترس هستند. بنابراین، تجزیه و تحلیل احساسات و تشخیص احساسات از زبانی غیر از انگلیسی، در درجه اول زبان های منطقه ای، یک چالش و یک فرصت بزرگ است.

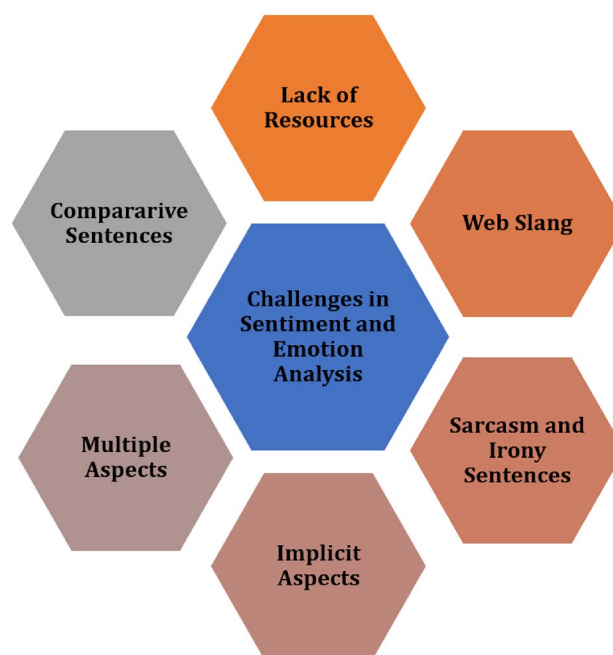
جدول 4. روی تشخیص احساسات کار کنید						
ارجاع	رویکرد	استخراج ویژگی	مدل ها	مجموعه داده ها	مدل احساس	تعداد احساسات نتایج
چافارو اینکین (2011)	فراگیری ماشین	کوله بار کلمات، WordN-gram، N-gram، etAffect	بیزساده لوح، تصمیم درخت و SVM	مجموعه داده چندگانه	اکمن یا خنثی کلاس، ایزارد کلاس	10 دقت = 81.16% روشن مجموعه داده های امان و 71.69% در جهانی مجموعه داده
کراتوآلدو همکاران (2018)	یادگیری عمیق با انتقال یادگیری رویکرد	تعبیه سفارشی-ding GloVe	Sent2Affect	قصه های ادبی، انتخابات سرفصل های Isear را توییت کنید توییت های عمومی ISEAR	-	- امتیاز: $F1 = 68.8\%$ در مجموعه داده های ادبی با افزایش آموزش دیده Bi-LSTM
سیلوانازو الحج (2019)	فراگیری ماشین رویکرد	اسم قید (NAVA فعل و صفت)	جنگل تصادفی، SVM، بیزساده لوح	ISEAR	احساس گناه، شادی، شرم، ترس، غم، انزجار	6 دقت = 43.24% روشن متن NAVA با Naive Bayes
شربوآستاوا همکاران (2019)	یادگیری عمیق	Word2Vec	عصبی کانولوشنال شبکه	متن نمایش های تلویزیونی	-	7 دقت آموزش = 77.54% و 80.41% (7 احساسات) CNN
(و همکاران Batbaatar 2019)	یادگیری عمیق	Word2Vec، GloVe، FastText، EWE	SENN	توییت های توراتل و غیره ISEAR، Emo Int، elec-	-	- دقت = 98.8% با GloVe+EWE و درمورد احساسات SENN ایجاد مجموعه داده
قنبری ادیوی و مصلح (2019)	یادگیری عمیق	DoctoVec	کلاس گروه-تومند، درختی parzen برای تنظیم (TPE) مولفه های مدل 3DCLS برای تصویربرداری، CNN-RNN، SVM برای متن و برای متن	تعجب، خشم، نفرت، شادی، غم و ترس	6	جمعیت OANC، گل، ISEAR، 99.49 در جملات منظم
خوو همکاران (2020)	مبتنی بر یادگیری عمیق رویکرد ترکیبی	-	مدل 3DCLS برای تصویربرداری، CNN-RNN، SVM برای متن و برای متن	Moud و IEMOCAP	شاد، غمگین، عصبانی، خنثی	4 دقت = 96.75% بالادغام ویژگی های صوتی و تصویری در سطح ویژگی در مجموعه داده Moud
آدوماو همکاران (2020)	انفعال از پیش آموزش دیده مدل ها (ماشین یادگیری و عمیق یادگیری)	-	پرت، روبرتا، دیس-tilBERT و XLNet	ISEAR	شرم، خشم، ترس، غم، انزجار، شادی، غم، و گناه	7 دقت = 79.74%، 99.99%، BERT، 99.99%، RoBERTa به ترتیب.
چواندو همکاران (2021)	یادگیری ماشین و یادگیری عمیق	قدرت حساس، N-gram، TF IDf	خطی تعمیم یافته مدل، ساده بیز، حاشیه های سریع، و غیره	توییت های تاثیرگذار	خشم، ترس، غم، شادی	4 دقت = 92% و فراخوانی = 90% با خطی تعمیم یافته مدل
دیرج و رام آکریشودو (2021)	یادگیری عمیق	دستکش	توجه چند سر بادو طرفه بلند مدت کوتاه مدت حافظه و محاوره	تعامل پزشک بیمار Webmd، وبلاگ تپ و هلت تپ	اضطراب، اعتیاد، تمیز کردن وسواس (OCD) اختلال	6 دقت = 97.8% استفاده MHA-BCNN با بهینه ساز آدام
شبکه عصبی لوشنال (MHA-BCNN) یا						
اقتسار و غیره						

جدول 5 معیارهای ارزیابی

متریک ارزیابی	شرح	معادله
دقت	این آماری است که نشان می دهد مدل در همه کلاس ها چقدر خوب عمل می کند. کمک است - زمانی که همه انواع کلاس ها به یک اندازه مهم هستند. به عنوان نسبت بین تعداد قضاوت های صحیح به تعداد کل قضاوت ها محاسبه می شود full	$(TP+TN)/(TP+TN+FP+FN)$
دقت، درستی	دقت مدل را بر حسب دسته بندی نمونه به عنوان مثبت اندازه گیری می کند. به عنوان نسبت تعداد نمونه های مثبت طبقه بندی شده صحیح به تعداد کل نمونه های مثبت (به درستی یا نادرست) تعیین می شود tative	$TP/(TP+FP)$
به خاطر آوردن	این امتیاز توانایی مدل را در شناسایی نمونه های مثبت ارزیابی می کند. بازدارنده است با تقسیم تعداد نمونه های مثبت که به درستی به عنوان مثبت طبقه بندی شده اند بر تعداد کل نمونه های مثبت استخراج می شود.	$TP/(TP+FN)$
اندازه گیری F	بامحاسبه میانگین هارمونیک دقت و یادآوری تعیین می شود.	$(2 * \text{دقت} * \text{یادآوری}) / (\text{دقت} + \text{یادآوری})$ $= (2 * TP / (TP + FP)) * TP / (TP + FN)$
حساسیت	به درصد موارد مثبت واقعی تشخیص داده شده و کمی اشاره دارد. نشان می دهد که چگونه کلاس مثبت به طور موثر پیش بینی شده است.	$TP / (TP + FN)$
اختصاصی	این مکمل حساسیت، نرخ منفی واقعی است که چگونگی را خلاصه می کند به طور موثر طبقه منفی پیش بینی شده بود. حساسیت یک طبقه بندی نامتعادل ممکن است جالب تر از ویژگی باشد.	$TN / (FP + TN)$
میانگین هندسی (G-mean)	این معیاری است که حساسیت و ویژگی را در یک مقدار واحد ترکیب می کند هر دو هدف را متعادل می کند.	$(\text{اختصاصی} * \text{حساسیت})$

منابع

- احساس: یک فرانسوی (Abdaoui A, Azé J, Bringay S, Poncelet P) 2017
 واژگان عاطفی گسترده (2019) (Shamsuddin SM, Hasan S, Piran J)
 3(833-855 Abdi Lang Resour Eval 51) مبتنی بر یادگیری عمیق
 طبقه بندی احساسات متن ارزشیابی بر اساس ترکیب چند ویژگی
 Inf Process Manag 56(4):1245-1259
 تجزیه و تحلیل مقایسه ای (2020) (Adoma AF, Henry NM, Chen W)
 صفحات 121-117 (ICCWAMTIP, IEEE)
 مبتنی بر متن. در: 2020 هفدهمین کنفرانس بین المللی کامپیوتر در زمینه فناوری رسانه فعال موزک و پردازش اطلاعات xlnet و bert, roberta, distilbert
 / ICCWAMTIP51612.2020.9317379
 https://doi.org/10.1109
 رویکردی به تحلیل احساسات و (2021) (Agbehadji IE, Ijabadeniyi A)
 ارتباطات تجاری در رسانه های اجتماعی در: (Fong S, Millham R) eds
 الگوریتم های الهام گرفته از زیستی برای جریان و تجسم داده، مدیریت داده های بزرگ، و محاسبات مه، تراکت های Springer در محاسبات الهام گرفته از طبیعت. اسپرینگر، سنگاپور
 https://doi.org/10.1007/978-981-15-6695-0_9
 تشخیص احساسات بدون نظارت از متن (2012) (Agrawal A, An A)
 با استفاده از روابط معنایی و نحوی در: کنفرانس های بین المللی 2012
 صفحات 353-346 IEEE/WIC/ACM در زمینه هوش وب و فناوری عامل هوشمند،
 https://doi.org/10.1109/ WI-IAT.2012.170.
 احمدزی، جیندال آر، اکبال ای، باتاچاریا پی (2020) قرض گرفتن از پسرعموی ثروتمند: انتقال یادگیری برای تشخیص احساسات با استفاده از جاسازی متقابل زبانی. Expert Syst Appl 139:112851
 احمد (2020) WM واکنش های بازار سهام به احساسات داخلی: شواهد پانل (2019) (Ahuja R, Chug A, Kohli S, Gupta S, Ahuja P)
 CS-ARDL. Res Int Bus Finance 54:101240 تأثیر
 استخراج ویژگی ها در تحلیل احساسات 152:341-348 Comput Sci Procedia
 طبقه بندی احساسات توییت ها با (2018) (Akilandeswari J, Jothi G)
 ویژگی های غیر زبانی (2018) (Mangal H, Putluri K, Reid B, Hanna G, Sarkar A)
 Procedia Comput Sci 143:426-433 Al Ajrawi S, Agrawal A
 با استفاده از تجزیه و تحلیل احساسات. مواد امروز: مجموعه مقالات yelp
 ارزیابی رتبه بندی ستاره های کسب و کار (2021) (j. matpr.2020.12.137M)
 https://doi.org/10.1016



شکل 5 چالش در تجزیه و تحلیل احساسات و تشخیص احساسات

شبکه های توجه عملکرد بسیار خوبی دارند. در عین حال، مهم است که در نظر داشته باشید که رویکرد مبتنی بر واژگان و رویکرد یادگیری ماشین (رویکردهای سنتی) نیز در حال تکامل هستند و نتایج بهتری به دست آورده اند. همچنین تکنیک های پیش پردازش و استخراج ویژگی تأثیر بسزایی بر عملکرد رویکردهای مختلف تحلیل احساسات و عواطف دارد.

- هوش Canadian AI 2011. یادداشت های سخنرانی در علوم کامپیوتر، جلد 6657. Springer، برلین، هایدلبرگ. 3_8-21043-3-978/
<https://doi.org/10.1007>
- Chatterjee A, Gupta U, Chinnakotla MK, Srikanth R, Galley M. درک احساسات در متن با استفاده از یادگیری عمیق و داده های بزرگ (2019) Agrawal P) 93:309-317 Comput Hum Behav
- Chen T, Xu R, He Y, Wang X (2017) تحلیل احساسات و بهبود تجزیه و تحلیل طبقه بندی نوع جمله با استفاده از BILSTM-CRF و CNN. Expert Syst Appl 72:221-230
- چوچ، کیم اس، لی جی، لی جی اس (2014) ادغام چندگانه مبتنی بر داده فرهنگ لغت احساسات برای طبقه بندی احساسات مبتنی بر فرهنگ لغت از بررسی محصول. سیستم مبتنی بر دانش 71-71:61
- Chowanda A, Sutoyo R, Tanachutiwat S et al (2021) تکنیک های یادگیری ماشینی تشخیص احساسات مبتنی بر مکالمه رسانه های اجتماعی (Word embed) (2016) J, Haddoud MH, Duan P) 179:821-828 Dahou A, Xiong S, Zhou -Procedia Comput Sci
- دسته بندی احساسات و شبکه عصبی کانولوشنال forarabic در: مجموعه مقالات کولینگ 2016، بیست و ششمین کنفرانس بین المللی زبان شناسی محاسباتی: مقالات فنی، صفحات 2427-2418
- دشتی پور ک، گوگیت ام، لی جی، چیانگ اف، کنگ بی، حسین آ (2020) چارچوب تحلیل احساسات ترکیبی فارسی: ادغام قواعد مبتنی بر گرامر وابستگی و شبکه های عصبی عمیق محاسبات عصبی 10-380:1
- یک اتفاق ترکیبی و (2020) Devi Sri Nandhini M, Pradeep G) رویکرد مبتنی بر رتبه بندی برای تشخیص جنبه های ضمنی در تحلیل احساسات مبتنی بر جنبه. (2021) Dheeraj K, Ramakrishnu T) 1:1-9 SN Comput Sci
- متون آنلاین بیماران مرتبط با سلامت روان با استفاده از یادگیری عمیق بامدل (2012) Syst Appl 182:115265 Dixon T) "Emotion
- MHA-BCNN. Expert تاریخچه یک کلمه کلیدی در بحران. احساسات مکاشفه (4) 344-338
- اکمن پی (1992) استدلالی برای احساسات اساسی. احساس عاطفه را بشناسید 169-200: (3-4)6
- Esuli A, Sebastiani F (2006) Sentiwordnet: واژگانی در دسترس عموم (2004) Citeseer 6:417-422 Gamon M) منبعی برای نظر کاوی
- LREC طبقه بندی احساسات بر روی داده های بازخورد مشتری: داده های پر سر و صدا، بردارهای ویژگی بزرگ و نقش تحلیل زبانی. در: COLING2004: مجموعه مقالات بیست و ششمین کنفرانس بین المللی زبان شناسی محاسباتی، صفحات 847-841
- گارسایکی، برتون ال (2021) تشخیص موضوع و تحلیل احساسات در محتوای توییتر مربوط به کووید-19 از برزیل و ایالات متحده آمریکا. Appl Soft Comput 101:107057
- قنبری ادیوی ف، مصلح م (1398) تشخیص عاطفه متنی در اجتماعی شبکه های استفاده از طبقه بندی کننده گروه جدید بر اساس برآوردگر درختی (Parzen) tpe. نرم افزار محاسبات عصبی 31 (12): 8983-8971 گولاراس دی، کامیس اس (2019) ارزیابی تکنیک های یادگیری عمیق در تجزیه و تحلیل احساسات از داده های توییتر. در: 2019 کنفرانس بین المللی یادگیری عمیق و یادگیری ماشین در برنامه های کاربردی در حال ظهور (Deep-ML)، IEEE، صفحات 17-12
- Gräbner D, Zanker M, Fliedl G, Fuchs M. (2012) طبقه بندی و همکاران. بررسی های مشتریان بر اساس تحلیل احساسات در: pp 460-470 ENTER, Citeseer
- Hasan M, Rundensteiner E, Agu E (2014) تشخیص احساسات: Emotex (2014) /CYBERSECURITY 2014 کنفرانس در: ASE BIGDATA/SOCIALCOM. دانشگاه استنفورد، آکادمی علوم و مهندسی (ASE)، ایالات متحده، ASE، صفحات 10-1 (2019) E, Agu E) 71(35-51: Sci Anal
- پاتجریه و تحلیل داده های توییتر در جریان های متنی. Int J Data Hazarika D, Poria S, Zimmermann R, Mihalcea R (2020) Conver- Inf Fusion 65:1-12 یادگیری انتقالی برای تشخیص احساسات
- حسینی ع (1396) هیجان کاوی در سطح جمله بر اساس ترکیب ویژگی های فراسطح تطبیقی و ویژگی های نحوی جمله. Eng Appl Artif Intell 65:361-374
- Al Amrani Y, Lazaar M, El Kadiri KE (2018) جنگل تصادفی و پشتیبانی از رویکرد ترکیبی مبتنی بر ماشین بردار برای تجزیه و تحلیل احساسات. Procedia Comput Sci 127:511-520
- القریوتی او، سیام ن، منعم AA، شالان کی (2020) مبتنی بر جنبه تجزیه و تحلیل احساسات با استفاده از داده های بررسی دولت هوشمند Inf (2019) 11.003. Appl Comput <https://doi.org/10.1016/j.aaci.2019.11.003>
- نظرسنجی از پیشرفته ترین (2020) Alsawidan N, Menai MEB) 62(8: 1-51 Knowl Inf Syst
- نقش تحلیل احساسات در (2017) Archana Rao PN, Baglodi K) بخش آموزش در عصر کلان داده: یک نظرسنجی Eng Technol 22-24 Int J Latest Trends
- تعبیه سطح شخصیت با عمق (2019) Arora M, Kansal V) شبکه عصبی کانولوشن برای عادی سازی متن داده های بدون ساختار برای تجزیه و تحلیل احساسات توییتر 14-1:1(9) Soc Netw Anal Min
- آرولموروگان آر، سابارمائی ک، آنانداکومار (2019) H طبقه بندی تحلیل احساسات سطح جمله با استفاده از تکنیک های یادگیری ماشین ابری (2019) 1199-1209: 21(1) Cluster Comput
- اصغرم، ز، سبحان اف، عمران م، کندی اف ام، شمشریند س، موسوی arXiv ارزیابی عملکرد تکنیک های یادگیری ماشینی تحت نظارت برای تشخیص کارآمد احساسات از محتوای آنلاین. پیش چاپ (2019) AR (2019) arXiv:19080 1587A, Csiba P, Várkonyi-Kóczy
- Bakker I, Van Der Voordt T, Vink P, De Boon J (2014) Pleasure, برانگیختگی، تسلط: محرابیان و راسل دوباره دیدار کردند. 3(405-421) Curr Psychol 33
- Balahur A, Turchi M (2014) آزمایش های مقایسه ای با استفاده از فوق العاده یادگیری و ترجمه ماشینی برای تجزیه و تحلیل احساسات چند زبانه. Comput Speech Lang 28(1):56-75
- Bandhakavi A, Wiratunga N, Padmanabhan D, Massie S (2017) Lexi- استخراج ویژگی مبتنی بر con برای طبقه بندی متن احساسات. Pattern Recogn Lett 93:133-142
- بصیری می، آیدار ام، سیفی جی م. ال.، نعمتی س، آچاریا A (2020) UR روش جدید برای طبقه بندی احساسات مرورهای دارویی با استفاده از ادغام تکنیک های یادگیری عمیق و ماشین. سیستم مبتنی بر دانش 198:105949
- عصبی عاطفی معنایی (2019) Batbaatar E, Li M, Ryu KH) شبکه ای برای تشخیص احساسات از روی متن دسترس 11878-IEEE7:11866
- Becker K, Moreira VP, dos Santos AG (2017) احساسات چند زبانه طبقه بندی با استفاده از یادگیری نظارت شده: آزمایش های مقایسه ای Inf Process Manag 53(3):684-704
- Bernabé-Moreno J, Tejeda-Lorente A, Herce-Zelaya J, Porcel C, Her- روشی با پشتیبانی از جاسازی های آگاه از زمینه برای استخراج فرهنگ لغت قطبیت احساسات فارسی. سیستم مبتنی بر دانش 190:105236 (2020) E rera-Viedma
- Bhardwaj A, Narayan Y, Dutta M et al (2015) تجزیه و تحلیل احساسات برای پیش بینی بازار سهام هند با استفاده از sensex و Sci 70:85-91 nifty. Procedia Comput
- Bhaskar J, Sruthi K, Nedungadi P (2015) رویکرد ترکیبی برای احساسات طبقه بندی مکالمه صوتی بر اساس متن و گفتار کاوی. Sci 46:635-643 Procedia Comput
- براون ان، ون در لی سی، گاتی ال، گودیک ام، کراهرام ای (2021) Lang Resour Eval 55(2):389-430 معرفتی بدنه فوتبال عاطفی چند زبانه Memofc:
- مجموعه خبری مشروح و یک (2018) Buchar J, Žnidaršič M, Povh J) واژگان برای تجزیه و تحلیل احساسات در اسلوونی. Eval 52(3): 895-919 Lang Resour
- Buechel S, Hahn U (2017) anno- مطالعه تأثیر دیدگاه قالب بازنمایی در تحلیل عاطفه بعدی در: مجموعه مقالات پانزدهمین کنفرانس فصل اروپایی انجمن زبان شناسی محاسباتی: جلد 2، مقالات کوتاه، صفحات 585-578
- استفاده از مجموعه داده نا همگن برای احساسات (2011) Chaffar S, Inkpen D) تحلیل در متن در: Butz C, Lingras P) Jeds

- تجزیه و تحلیل احساسات و تشخیص قطبیت Sci 185:370-379
Procedia Comput
- آیاتاوت دارند (2014) J Munzero M, Montero CS, Sutinen E, Pajunen J
شعله و تشخیص عاطفه، احساس، عاطفه، عواطف و عقیده در متن
(2020) Nagamanjula R, Pethalakshmi A 52(101-111)
IEEE Trans Affect Comput یک چارچوب جدید مبتنی بر
در پهنه سازی دو هدفه و lan 2 fis برای تحلیل احساسات توییت.
Soc Netw Anal Min 10:1-16
- طبقه بندی جریان توییت (2019) Nagarajan SM, Gandhi UD
داده های مبتنی بر تحلیل احساسات با استفاده از هیبریداسیون. نرم افزار
محاسبات عصبی 31 (5): 1433-1425
جنبه مبتنی بر یادگیری ماشین (2020) Nandal N, Tanwar R, Pruthi J
تجزیه و تحلیل احساسات سطح برای محصولات آمازون. 28(5):601-607
Spat Inf Res
- (2020) The Onyenwe I, Nwagbo S, Mbeledogu N, Onyedina E
تأثیر حزب نامزد سیاسی بر نتایج انتخابات از دیدگاه تحلیل احساسات با
استفاده از anambradecides2017 # توییت. 1(1):1-17
Soc Netw
- تجزیه و تحلیل احساسات تایلندی (2019) Pasupa K, Ayutthaya TSN
تکنیک های یادگیری عمیق: یک مطالعه تطبیقی مبتنی بر تعبیه کلمه،
برچسب های پست و ویژگی های احساسی. 50:101615
Cities Soc Sustain
- یک نظریه روانی تکاملی احساسات (1982) Plutchik R
<https://doi.org/10.1177/053901882021004003>
- (2014) Poria S, Gelbukh A, Cambria E, Hussain A, Huang GB
فضای احساسی: چارچوبی جدید برای استدلال عاطفی عقل سلیم.
سیستم مبتنی بر دانش 123-69:108
تجزیه و تحلیل احساسات: ترکیبی (2009) Prabowo R, Thelwall M
رویکرد. 3(2):143-157
J Inform
- بررسی نظرات کلی برای سند (2019) Pu X, Wu G, Yuan C
طبقه بندی احساسات سطحی با SVM ساختاری 25 (1): 21-33
Syst Multim
- نظر سنجی در مورد (2017) Rabeya T, Ali HS, Chakraborty NR
تشخیص احساسات: یک رویکرد پس گرد مبتنی بر واژگان برای
تشخیص احساسات از متن بنگالی. در: 2017 بیستمین کنفرانس بین
المللی کامپیوتر و فناوری اطلاعات (ICCIT)، IEEE، صفحات 7-1
- باجمله تکرار LSTM (2018) Rao G, Huang W, Feng Z, Cong Q
نارضایتی ها برای طبقه بندی احساسات در سطح سند. محاسبات
عصبی 57-308:49
- رویکرد ترکیبی یادگیری عمیق (2020) Ray P, Chakrabarti A
روش و روش مبتنی بر قانون برای بهبود تحلیل احساسات سطح جنبه.
Appl Comput Inform
- رابرتزکی، روج MA، جانسون جی، گاتری جی، هاراباگیو اس ام (2012)
3813-3806:12 Lrec, Citeseer
توییت: Empatweet: 1161 (6):39
J Pers Soc Psychol 1980(JA یک مدل دایره ای از عاطفه.
- تجزیه و تحلیل عاطفه و احساسات از توییت (2019) Sailunaz K, Alhajj R
متن تر J Comput Sci 36:101003
- طبقه بندی بررسی های تجاری با استفاده از تحلیل احساسات (2015) Salinca A
خواهر در: مجموعه مقالات 2015 هفدهمین سمپوزیوم بین المللی
الگوریتم های نمادین و عددی برای محاسبات علمی (SYNASC)، IEEE،
صفحات 250-247
- تجزیه و تحلیل احساسات از خوراک دانش آموزان (2020) Sangeetha K, Prabha D
با استفاده از مدل تلفیق توجه چند سر برای جاسازی کلمه و متن برای
LSTM. J Ambient Intell Hum Comput 12:4117-4126
- تشخیص احساسات در (2020) Sasidhar TT, Premjith B, Soman K
171:1346-1352
Procedia Comput Sci
ترکیبی (هندی + انگلیسی) hinglish
بررسی احساسات سطح جنبه (2015) Schouten K, Frasinarc F
تحلیل و بررسی. 28(3):813-830 Seal D, Roy UK, Basak R (2020)
IEEE Trans Knowl Eng تشخیص احساسات در سطح جمله
برداشت از متن بر اساس قواعد معنایی در: اطلاعات و
- یک مدل مبتنی بر قاعده صرفه جویی برای (Vader: 2014) Hutto C, Gilbert E
تحلیل احساسات متن رسانه های اجتماعی در: مجموعه مقالات
کنفرانس بین المللی AAAI در وب و رسانه های اجتماعی، جلد
8 (2017) Itani M, Roast C, Al-Khayatt S
تحلیل متون غیررسمی عربی در رسانه های اجتماعی
Sci 117:129-136
Procedia Comput
- ایزاردسی (1992) احساسات اساسی، روابط بین عواطف و احساسات
روابط شناختی 99 (3): 561-565
Psychol Rev
- استخراج احساسات از (2017) Jain VK, Kumar S, Fernandes SL
متن چند زبانه با استفاده از پردازش متن هوشمند و زبانشناسی
محاسباتی. 21:316-326
J Comput Sci
- جانگ جی، سیم جی، لی وای، کوون او (2013) تحلیل احساسات عمیق-
Expert Syst Appl 40(18):7492-7503
استخراج علیت بین
شخصیت-ارزش-نگرش برای تجزیه و تحلیل تبلیغات تجاری در رسانه
های اجتماعی sis:
- (2018) A Jha V, Savitha R, Shenoy PD, Venugopal K, Sangaiah AK
فرهنگ لغت آگاه احساسات جدید برای طبقه بندی احساسات چند
دامنه ای. 69:585-597
Comput Electr Eng
- طبقه بندی احساسات با استفاده از (2010) Jian Z, Chen X, Wang Hs
نظریه شبکه های عصبی مصنوعی (2015) Jurek A, Mulvenna MD, Bi Y
China Univ Posts Telecommun 17:58
J بهبود احساسات مبتنی بر واژگان
- تجزیه و تحلیل ذهنی برای تجزیه و تحلیل رسانه های اجتماعی (2018) H
Secur Inform 41(1):1-13 Kratzwald B, Ilic S, Kraus M, Feuerriegel S, Prendinger
یادگیری برای محاسبات عاطفی: تشخیص احساسات مبتنی بر متن در
پشتیبانی تصمیم 115:24-35
Decis Support Syst
- آیاءصانی هستید (شاد، غمگین) یا نه؟ (2019) Laubert C, Parlamis J
دشواری تشخیص احساسات در مذاکره با ایمیل گروه تصمیم گیری 28
(2): 413-377
- بازنمایی های توزیع شده جملات و (2014) Le Q, Mikolov T
اسناد در: کنفرانس بین المللی یادگیری ماشین، صفحات 1196-1188
- توزیع احساسات در سطح کلمه (2021) Li Z, Xie H, Cheng G, Li Q
یادو طرح واره برای طبقه بندی احساسات متن کوتاه. Syst مبتنی بر
دانش 227:107163
- شناسایی انتظارات فردی در خدمات (2019) Liu Y, Wan Y, Su X
بازیابی عیب از طریق پردازش زبان طبیعی و یادگیری ماشینی.
Expert Syst Appl 131:288-298
- لیوفا، ژنگ جی، ژنگ ال، چن سی (2020a) ترکیب مبتنی بر توجه
شبکه عصبی بازگشتی دروازه دار دو طرفه و شبکه عصبی کانولوشنال دو
بعدی برای طبقه بندی احساسات در سطح سند. محاسبات عصبی
50-371:39
- لیوآس، لی کی، لی آی (2020b) احساسات چند موضوعی در سطح سند
طبقه بندی داده های ایمیل با bilstm و افزایش داده ها. سیستم مبتنی
بر دانش 197:105918
- یک مدل سه بعدی جدید برای احساسات و (2012) Lövhheim H
انتقال دهنده های عصبی مونو آمین فرضیه (2019) Fortino G, Zhang Y
Med 78 (2): 341-348 Ma X, Zeng J, Peng L
مدل سازی چند
جنبه های درون یک جمله نظری به طور همزمان برای تحلیل احساسات
در سطح جنبه. 93:304-311
Future Gener Comput Syst
- تحلیل احساسات سطح جمله در (2007) Meena A, Prabhakar TV
وجود حروف ربط با استفاده از تحلیل زبانی. در: (eds) C, Romano G
Amati G, Carpineto پیشرفت در بازیابی اطلاعات. ECIR 2007.
نکات سخنرانی در علوم کامپیوتر، جلد 4425. Springer، برلین،
https://doi.org/10.1007/978-3-540-71496-5_53 هایدلبرگ.
- احساسات ترکیبی (2016) Mladenović M, Mitrović J, Krstev C, Vitas D
چارچوب تجزیه و تحلیل برای یک زبان غنی از لحاظ صرفی 3(599-620)
J Intell Inf Syst 46
- محمد (2013) SM, Turney PD
جمع سپاری یک کلمه-احساس
واژگان انجمن 29(3):436-465
Comput Intel
- احساسات در سطح سند (2013) Moraes R, Valiati JF, Gavião Neto WP
مقایسه تجربی بین SVM و 621-633
Appl 40(2): ANN. Expert Syst
- موکرچی پی، بدری، دوپالپودی اس، سرینیواسان اس ام، سنگوان
تأثیر نفی در جملات بر (2021) RS, Sharma R

- Tang D, Qin B, Liu T (2015) یادگیری بازنمایی های معنایی کاربردان و محصولات برای طبقه بندی احساسات در سطح سند. در: مجموعه مقالات پنجاه و سومین نشست سالانه انجمن زبانشناسی محاسباتی و هفتمین کنفرانس مشترک بین المللی پردازش زبان طبیعی (جلد 1: مقالات طولانی)، صفحات 1014-1023
- تائوچی، نیش ایکس (2020) به سمت تجزیه و تحلیل احساسات چند برچسبی: یک فراتر رویکرد مبتنی بر یادگیری (2020) P, Mishra BK, Kumar S, Kumar V (2020) J Big Data 7(1):1-26 Tiwari پیاده سازی روش n-gram برای گوجه فرنگی فاسد تجزیه و تحلیل احساسات مجموعه داده را بررسی می کند. در: تجزیه و تحلیل شناختی: مفاهیم، روش ها، ابزارها و کاربردها، (1964) Tomkins SS, McCarter R (1964) IGI Global, pp689-701 تأثیری گذارد؟ برخی شواهد برای یک نظریه 119-158 (18) Skills Percept Mot پیاده سازی احساسات (2019) Untawale TM, Choudhari G (2019) طبقه بندی نقدهای فیلم بر اساس رویکردهای یادگیری ماشینی نظارت شده در: مجموعه مقالات سومین کنفرانس بین المللی 2019 در روش های محاسباتی و ارتباطات (ICCMC), IEEE, صفحات 1197-1200
- Viegas F, Alvim MS, Canuto S, Rosa T, Gonçalves MA, Rocha L (2020) بهره برداری از روابط معنایی برای گسترش بدون نظارت واژگان احساسات. Inf Syst 94:101606
- Xu G, Li W, Liu J (2020) یک رویکرد طبقه بندی احساسات اجتماعی (2020) -356 Yang X, Macdonald C, Ounis I (2018) Future Gen Comput Syst 102:347 با استفاده از فیوژن چند مدل (2018) Future Gen Comput Syst 102:347 طبقه بندی انتخاباتی (2009) (2009) 2-3:183-207 Ye Q, Zhang Z, Law R (2009) Inf Retrieval J 21 بررسی مقاصد سفر با رویکردهای یادگیری ماشینی تحت نظارت. Expert Syst Appl 36(3):6527-6535
- Zhang D, Si L, Rego VJ (2012) تشخیص احساسات با کمکی (2012) Inf Retrieval 15(3):373-390 داده ها.
- یادداشت ناشر.** با توجه به ادعاهای قضایی در نقشه های منتشر شده و وابستگی های سازمانی بی طرف باقی می ماند Springer Nature
- فناوری ارتباطات برای توسعه پایدار اسپرینگر، ص 423-430
- Shamantha RB, Shetty SM, Rai P (2019) تجزیه و تحلیل احساسات با استفاده از (2019) طیفه بندی کننده های یادگیری ماشین: ارزیابی عملکرد در: مجموعه مقالات چهارمین کنفرانس بین المللی IEEE 2019 در سیستم های کامپیوتری و ارتباطی (ICCCS), IEEE, صفحات 21-25
- بررسی تجربی خودکار (2020) Sharma P, Sharma A (2020) سیستم تجزیه و تحلیل احساسات تویتر برای پیش بینی احساسات عمومی با استفاده از الگوریتم های یادگیری ماشین. Emotion know (1987) C -Mater Today Proc Shaver P, Schwartz J, Kirson D, O'connor Soc Psychol 52(6):1061. لیه: کاوش بیشتر یک رویکرد نمونه اولیه. 1061
- J Pers رویکردهای تشخیص احساسات از متن. اینت جی (2014) Shelke NM (2014) Comput Sci Inf Technol 2(2):123-128 احساسات سطح جمله (2019) Shirsat VS, Jagdale RS, Deshmukh SN (2019) شناسایی و محاسبه از مقالات خبری با استفاده از تکنیک های یادگیری ماشین. در: محاسبات، ارتباطات و پردازش سیگنال. اسپرینگر، ص 376-371
- یک رویکرد موثر (2019) Shrivastava K, Kumar S, Jain DK (2019) برای تشخیص احساسات در داده های متنی چند رسانه ای با استفاده از شبکه عصبی کانولوشن مبتنی بر توالی (2020) Appl 78(20):29607-29639 Multim Tools سینگ ام، جاخار AK, پاندی اس (2021) تجزیه و تحلیل احساسات در مورد تأثیر ویروس کرونا در زندگی اجتماعی با استفاده از مدل برت 11-1:1(1) Soc Netw Anal Min 11 سونگ بوتی، جین زی (2008) مطالعه تجربی تحلیل احساسات برای اسناد چینی (2019) Souma W, Vodenska I, Aoyama H (2019) Expert Syst Appl 34 (4): 2622-2629
- تجزیه و تحلیل ذهنی با استفاده از روش های یادگیری عمیق 33-46 (2011) Soc Sci 2 J Comput
- Soumya S, Pramod KV (2020) تجزیه و تحلیل احساسات مالایالام (2020) توییت هایی با استفاده از تکنیک های یادگیری ماشینی 300-305 (4): 6 ICT Express
- وهمکاران. (2004) ورد نت عاطفه: عاطفی Strapparava C, Valitutti A, گسترش ورد نت در: (2017) pp 1083-1086 Sun S, Luo C, Chen J (2017) Lrec, Citeseer, vol4, مرور بر پردازش زبان طبیعی تکنیک های سیستم های نظر کاوی (2018) D, Arampatzis A (2018) Inf Fusion 36:10-25 Symeonidis S, Efrosynidis مقایسه ای ارزیابی تکنیک های پیش پردازش و تعاملات آنها برای تجزیه و تحلیل احساسات تویتر Expert Syst Appl 110:298-310