 [Translated from English to Persian - www.onlinedoctranslator.com](https://www.onlinedoctranslator.com/en/?utm_source=onlinedoctranslator&utm_medium=docx&utm_campaign=attribution)

تجزیه و تحلیل شبکه های اجتماعی و استخراج (2021) 11:81

https://doi.org/10.1007/s13278-021-00776-6

**بررسی مقاله**



**مروری بر تجزیه و تحلیل احساسات و تشخیص احساسات از متن**

**پانسی ناندوانی1****· 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 ویدئو 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. داده‌ها باید با همان سرعتی که تولید می‌شوند پردازش شوند تا روان‌شناسی انسان درک شود، و می‌توان آن را با استفاده از تحلیل احساسات، که قطبیت را در متون تشخیص می‌دهد، 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، مدل‌های مختلف احساسات، و فرآیند تحلیل احساسات و تشخیص احساسات از روی متن را ارائه می‌کند. در نهایت، این مقاله چالش‌هایی را که در طول تحلیل احساسات و عواطف با آن مواجه است، مورد بحث قرار می‌دهد.

**کلید واژه ها**محاسبات تأثیرگذار · پردازش زبان طبیعی · نظر کاوی · پیش پردازش · جاسازی کلمه

**1. معرفی**

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، خلاصه‌سازی اسناد، پاسخ به سؤال، سنتز گفتار، ترجمه ماشینی و سایر کاربردها همگی از NLP استفاده می‌کنند (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

**\***\ پانسی ناندوانی

\ pansynandwani.phd19cse@pec.edu.in ; pansynandwani1992@gmail.com

**\***\ روپالی ورما

\ rupali@pec.edu.in

1دپارتمان علوم و مهندسی کامپیوتر، کالج مهندسی پنجاب، چاندیگار، هند

افسرده. «تشخیص احساسات»، «محاسبات عاطفی»، «تحلیل احساسات» و «شناسایی احساسات» همگی عباراتی هستند که گاهی به جای یکدیگر استفاده می‌شوند (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 سایت‌های مختلف تجارت الکترونیک، محصولات و خدمات مختلف را بازخورد و بررسی می‌کنند. رتبه‌بندی‌ها و بررسی‌های کاربران در چندین پلتفرم، فروشندگان و ارائه‌دهندگان خدمات را تشویق می‌کند تا سیستم‌ها، کالاها یا خدمات فعلی خود را بهبود بخشند. امروزه تقریباً هر صنعت یا شرکتی در حال گذراندن دوره‌ای از انتقال دیجیتالی است که منجر به افزایش حجم عظیمی از داده‌های ساختاریافته و بدون ساختار می‌شود. وظیفه بزرگ شرکت‌ها تبدیل داده‌های بدون ساختار به بینش‌های معنادار است که می‌تواند به آنها در تصمیم‌گیری 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 Ijabad-eniyi).2021). بازخورد فعال مردم نه تنها برای بازاریابان کسب‌وکار برای سنجش رضایت مشتری و پیگیری رقابت، بلکه برای مصرف‌کنندگانی که می‌خواهند قبل از خرید درباره یک محصول یا خدمات بیشتر بدانند ارزشمند است.

1 3

**81**\ صفحه 2 از 19 تجزیه و تحلیل شبکه های اجتماعی و استخراج (2021) 11:81

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; الاجراوی و همکاران2021). در هر دو حالت پیشرفته و در حال ظهور کشورها، تأثیر احساسات تجاری و مشتریان بر عملکرد بازار سهام را می توان مشاهده کرد. علاوه بر این، ظهور رسانه‌های اجتماعی تعامل سرمایه‌گذاران در بازار سهام را آسان‌تر و سریع‌تر کرده است. در نتیجه، احساسات سرمایه‌گذاران بر تصمیم‌های سرمایه‌گذاری آنها تأثیر می‌گذارد که می‌تواند به سرعت در شبکه گسترش پیدا کند و بزرگ‌تر شود و بازار سهام تا حدی تغییر کند (احمد).2020). در نتیجه، تحلیل احساسات و عواطف، روشی را که ما برای کسب و کار انجام می دهیم 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 همه‌گیری کووید-19 به اشتراک گذاشته‌اند (گارسیا 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 مسائل 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 سایت‌ها از طریق پست‌هایشان به اشتراک می‌گذارند، و اگر فردی افسرده به نظر می‌رسد، مردم می‌توانند برای کمک به او مراجعه کنند، بنابراین از بدتر شدن شرایط سلامت روان جلوگیری می‌کنند.

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 مدرک 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 (سان-گیتا 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، استفاده از تحلیل احساسات و عواطف می تواند به دانش آموز کمک کند تا بهترین مؤسسه 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 مزایا و معایب خاص خود را دارند. علیرغم تشخیص احساسات و عواطف متفاوت

محققان با چالش‌های مهمی از جمله برخورد با زمینه، تمسخر، جملاتی که چندین احساسات را منتقل می‌کنند، گسترش عامیانه وب و ابهامات واژگانی و نحوی مواجه هستند. علاوه بر این، از آنجایی که هیچ قانون استانداردی برای برقراری ارتباط احساسات در چندین پلتفرم وجود ندارد، برخی آن‌ها را با تأثیری باورنکردنی بیان می‌کنند، برخی احساسات خود را خفه می‌کنند و برخی پیام خود را به صورت منطقی ساختار می‌دهند. 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، تجزیه و تحلیل احساسات و سطوح مختلف آن، تشخیص احساسات و مدل های روانی-منطقی را معرفی می کند. بخش3مراحل متعددی را که در تجزیه و 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. بخش4چالش‌های متعددی را که محققان در طول تجزیه و تحلیل احساسات و عواطف با آن مواجه هستند، بررسی می‌کند. در نهایت، بخش.5کار 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 پتالاکشمی2020). 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 و معناشناسی معنادار 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 مخالفم، مخالفم، خنثی، موافقم، یا کاملاً موافقم (پرابوو و تلوال2009). 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

1 3

تجزیه و تحلیل شبکه اجتماعی و استخراج (2021) 11:81\ صفحه 3 از 19  **81**

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. سالینکا (2015) الگوریتم های یادگیری ماشینی را روی مجموعه داده Yelp اعمال کرد که شامل بررسی ارائه دهندگان خدمات از 1 تا 5 است. تجزیه و تحلیل احساسات را می توان در سه سطح طبقه بندی کرد که در بخش بعدی ذکر شد.

**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 Prabhakar).2007; آرولموروگان و همکاران2019; شیرست و همکاران2019). در سطح سند، احساس از کل سند یا رکورد شناسایی می شود (Pu et al.2019). ضرورت تجزیه و تحلیل احساسات در سطح سند، استخراج احساسات جهانی از متون طولانی است که حاوی الگوهای محلی اضافی و نویز زیادی 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 همکاران2020 a). این امر مستلزم درک عمیق‌تر ساختار درونی درونی 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. ما و 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 مکانیسم توجه موقعیت بهره برداری می کند. سپس در حالت دوم، جفت‌ها (جنبه، جمله) را با توجه به موقعیت جنبه و زمینه اطراف آن شناسایی می‌کند و قطبیت هر تیم را به طور همزمان محاسبه می‌کند.

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. بخش2.2همه 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 تصمیم‌گیری انسان تأثیر می‌گذارد و به ما کمک می‌کند تا به روشی بهتر با جهان ارتباط برقرار کنیم. تشخیص عواطف، 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 فعالیت‌های فیزیکی مانند ضربان قلب، لرز دست‌ها، تعریق و زیر و بمی صدا نیز وضعیت عاطفی فرد را منتقل می‌کنند (Kratzwald et al.2018)، 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 مدل‌های هیجانی/نظریه‌های هیجانی**

در زبان انگلیسی، کلمه "احساس" در قرن هفدهم به وجود آمد که از کلمه فرانسوی "emo-tion" 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، واژه «هیجان» یک اصطلاح روانشناختی در نظر گرفته شد (دیکسون2012). 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، مدل‌های روان‌شناختی یا هیجانی به دو دسته طبقه‌بندی می‌شوند: بعدی و مقوله‌ای.

*مدل عاطفه بعدی*این مدل احساسات را بر اساس سه پارامتر نشان می‌دهد: 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.

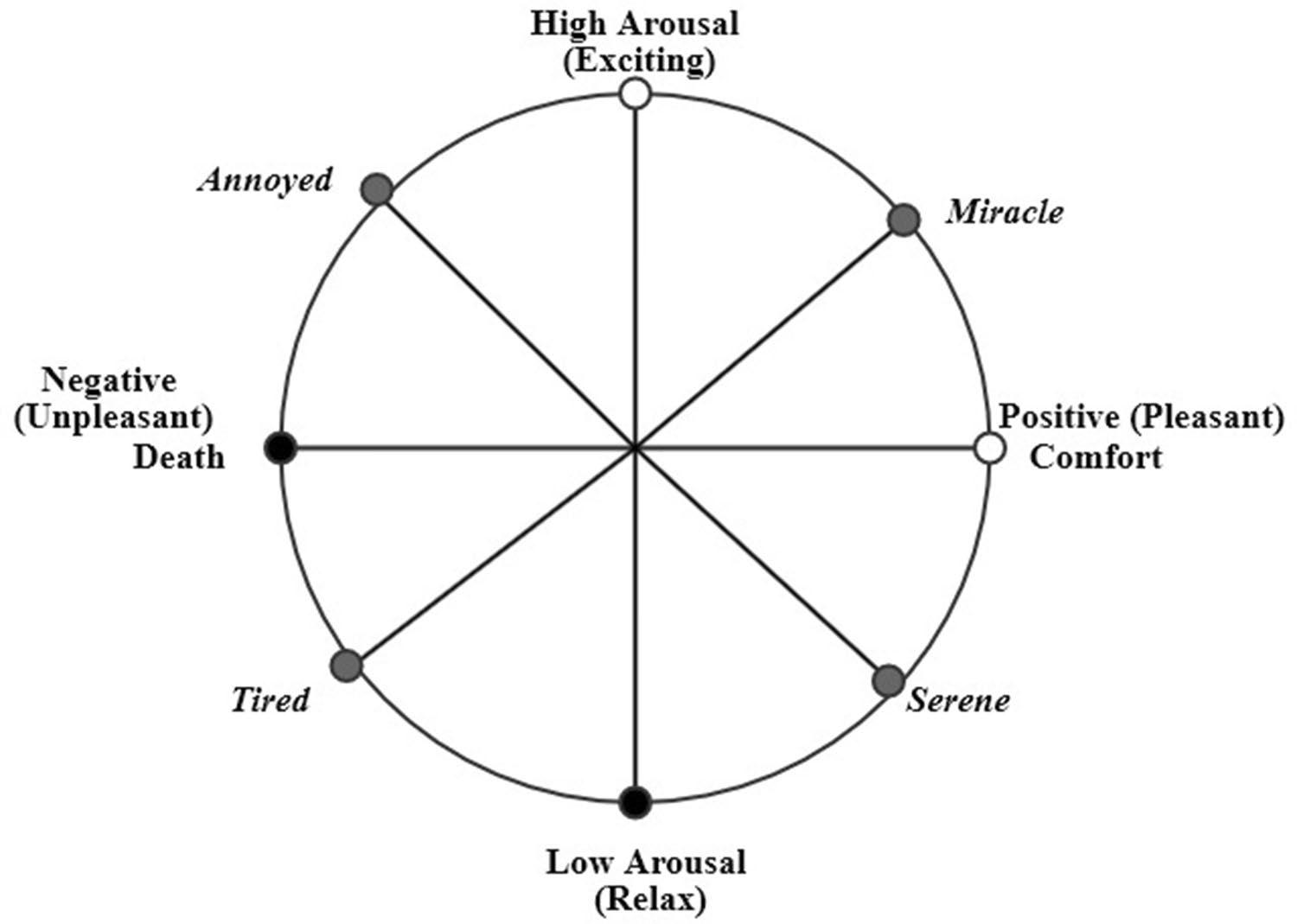
*مدل احساسات طبقه بندی شده*

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

1 3

**81**\ صفحه 4 از 19 تجزیه و تحلیل شبکه های اجتماعی و استخراج (2021) 11:81

**عکس. 1** مدل بعدی ازاحساسات



در مدل طبقه‌بندی خاص، احساسات به چهار، شش یا هشت دسته طبقه‌بندی می‌شوند.

جدول1مدل‌های هیجانی متعددی را نشان می‌دهد که ابعادی و مقوله‌ای 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. (2019بکر و همکاران. (2017جین و همکاران. (2017) شش احساس اساسی اکمن را پذیرفت. سای لوناز و الحاج (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. رابرتز و همکاران (2012) از مدل اکمن برای حاشیه نویسی توییت ها با حالت "عشق" استفاده کرد. احمد و همکاران (2020) چرخ احساسات مدل‌سازی شده توسط پلوچیک را برای برچسب‌گذاری 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 تورنی2013) واژگان کلمه-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، سپس 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.

شکل2حالت 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. را

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 دو طرف محور همیشه مخالف یکدیگر نخواهند بود. مثلاً غم و شادی متضاد یکدیگرند، اما خشم مخالف ترس نیست.

**3 فرآیند تجزیه و 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**

جدول2مجموعه داده‌های تحلیل احساسات و عواطف متعددی را فهرست می‌کند که محققان برای ارزیابی اثربخشی مدل‌های خود استفاده کرده‌اند. رایج‌ترین مجموعه داده‌ها عبارتند از SemEval، بانک درختی احساسات استانفورد (SST)، بررسی بین‌المللی سوابق و واکنش‌های احساسی (ISEAR) در زمینه تحلیل احساسات و احساسات. مجموعه داده‌های SemE-val و SST دارای انواع مختلفی هستند که از نظر دامنه، اندازه و غیره متفاوت هستند. جدول نشان می دهد که مجموعه داده ها عمدتا شامل توییت ها، بررسی ها،

1 3

**میز 1** مدل های هیجانی که توسط روانشناسان مختلف تعریف شده است

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| مدل احساس | نوع مدل | تعداد ایالت ها | حالات روانی | نمایندگی ها | بحث |
|  |  |  |  |  |  |
| مدل اکمن (Ekman1992) | دسته بندی | 6 | خشم، انزجار، ترس، شادی، غم، تعجب | – | مدل اکمن شامل شش احساس بود، |
|  |  |  |  |  | که به عنوان پایه ای برای سایر مدل های احساسات عمل می کنند |
|  |  |  |  |  | مانند مدل Plutchik |

|  |
| --- |
| تجزیه و تحلیل شبکه های اجتماعی و استخراج (2021) |

Plutchik Wheel of Emotions (Plutchik1982)بعدی – شادی، تفکر، وجد، پذیرش، غم، چرخ

ترس، علاقه، خشم، تحسین، شگفتی،

خشم، هوشیاری، ملال، آزار، فرعی

ماموریت، آرامش، دلهره، تحقیر،

تعجب، عدم تایید، حواس پرتی، اندوه،

نفرت، عشق، خوش بینی، پرخاشگری،

پشیمانی، انتظار، هیبت، وحشت، اعتماد،

انزجار

مدل ایزارد (Izard1992) – 10 خشم، تحقیر، انزجار، اضطراب، ترس، گناه، –

علاقه، شادی، شرم، تعجب

پلاچیک دو نوع هیجان را در نظر گرفت: پایه (مدل اکمن + اعتماد + پیش بینی) و احساسات ترکیبی (ساخته شده از ترکیب احساسات اساسی). Plutchik نشان دهنده احساسات بر روی یک چرخ رنگی بود

–

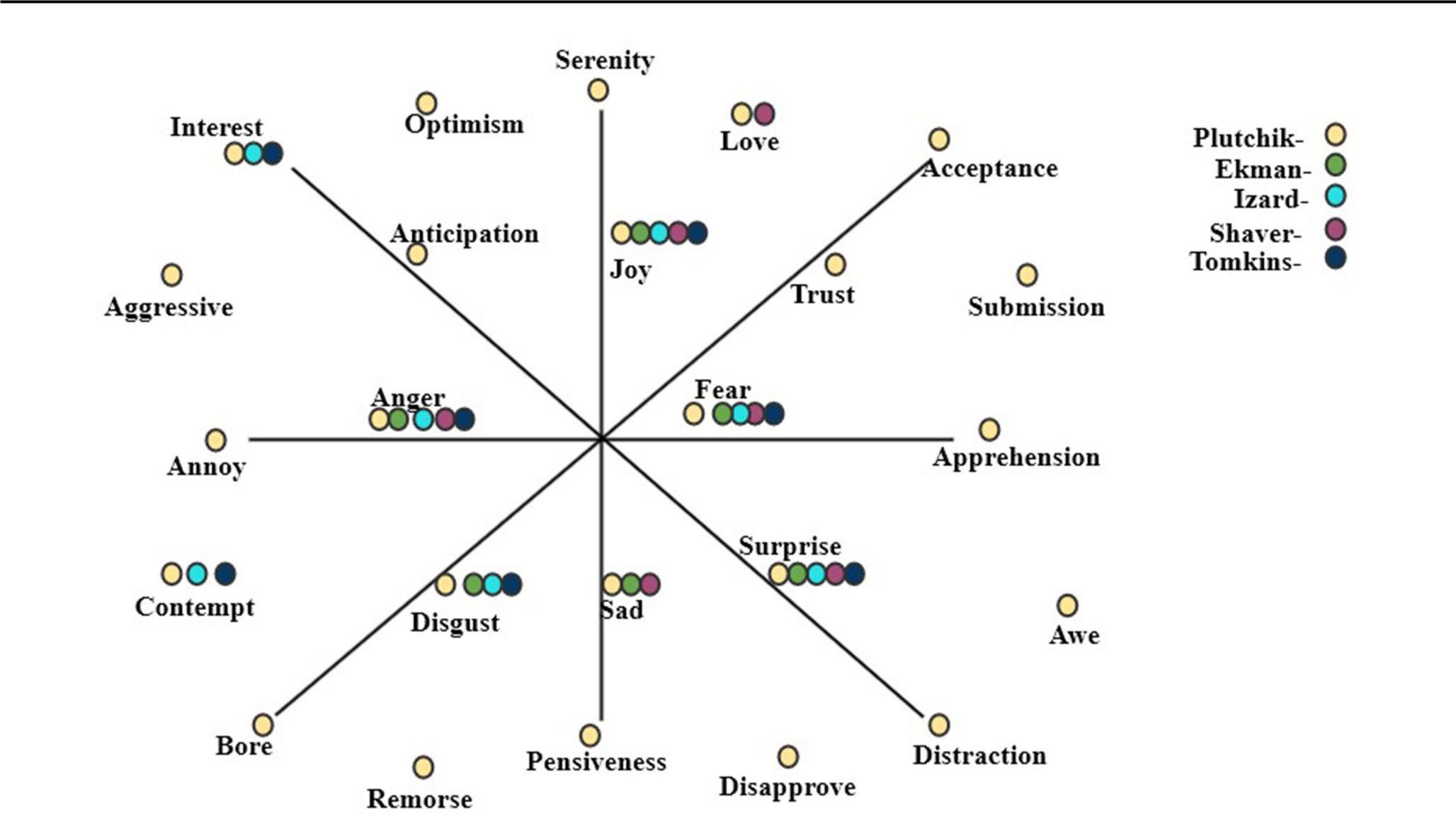
|  |
| --- |
| 11:81\ |

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| مدل ریش تراش (Shaver et al.1987) | دسته بندی | 6 | غم، شادی، خشم، ترس، عشق، تعجب | درخت | ریش تراش نشان دهنده اولیه، ثانویه است |  |
|  |  |  |  |  | و احساسات درجه سوم به صورت سلسله مراتبی. |  |
|  |  |  |  |  | سطح بالای درخت این شش مورد را نشان می دهد |  |
|  |  |  |  |  | احساسات |  |
| مدل دایره ای راسل (راسل1980) | بعدی | – | غمگین، راضی، ترسیده، نگران، ناامید، | – | احساسات بر روی دایره ارائه می شوند |  |
|  |  |  | عصبانی، خوشحال، غمگین، آزرده، خسته، |  | مدل |  |
|  |  |  | آرام، خوشحال، برانگیخته، حیرت زده، آسوده، |  |  |  |
|  |  |  | پرتنش، بدبخت، راضی، بی حوصله، آرام، |  |  |  |
|  |  |  | خوشحال، هیجان زده، افسرده، مضطرب، |  |  |  |
|  |  |  | آرام، آویزان، خشنود، خواب آلود | – | تامکینز 9 احساس مختلف را شناسایی کرد |  |
| مدل تامکینز (تامکینز و مک کارتر | دسته بندی | 9 | انزجار، تعجب - مبهوت کننده، خشم - خشم، اضطراب، |  |
| 1964) |  |  | ترس-ترس، تحقیر، شادی، شرم، علاقه- |  | که شش احساس منفی هستند. بیشتر |  |
|  |  |  | هیجان |  | احساسات به صورت یک جفت تعریف می شوند |  |
| مدل لووهیم (Lövheim2012) | بعدی | – | خشم، تحقیر، پریشانی، لذت، وحشت، | مکعب | لووهیم احساسات را بر اساس ترتیب داد |  |
|  |  |  | هیجان، تحقیر، مبهوت |  | مقدار سه ماده (Noradrena- |  |
|  |  |  |  |  | خط، دوپامین و سروتونین) روی یک مکعب 3 بعدی |  |
|  |  |  |  |  |  |  |

|  |
| --- |
| 1 3 |

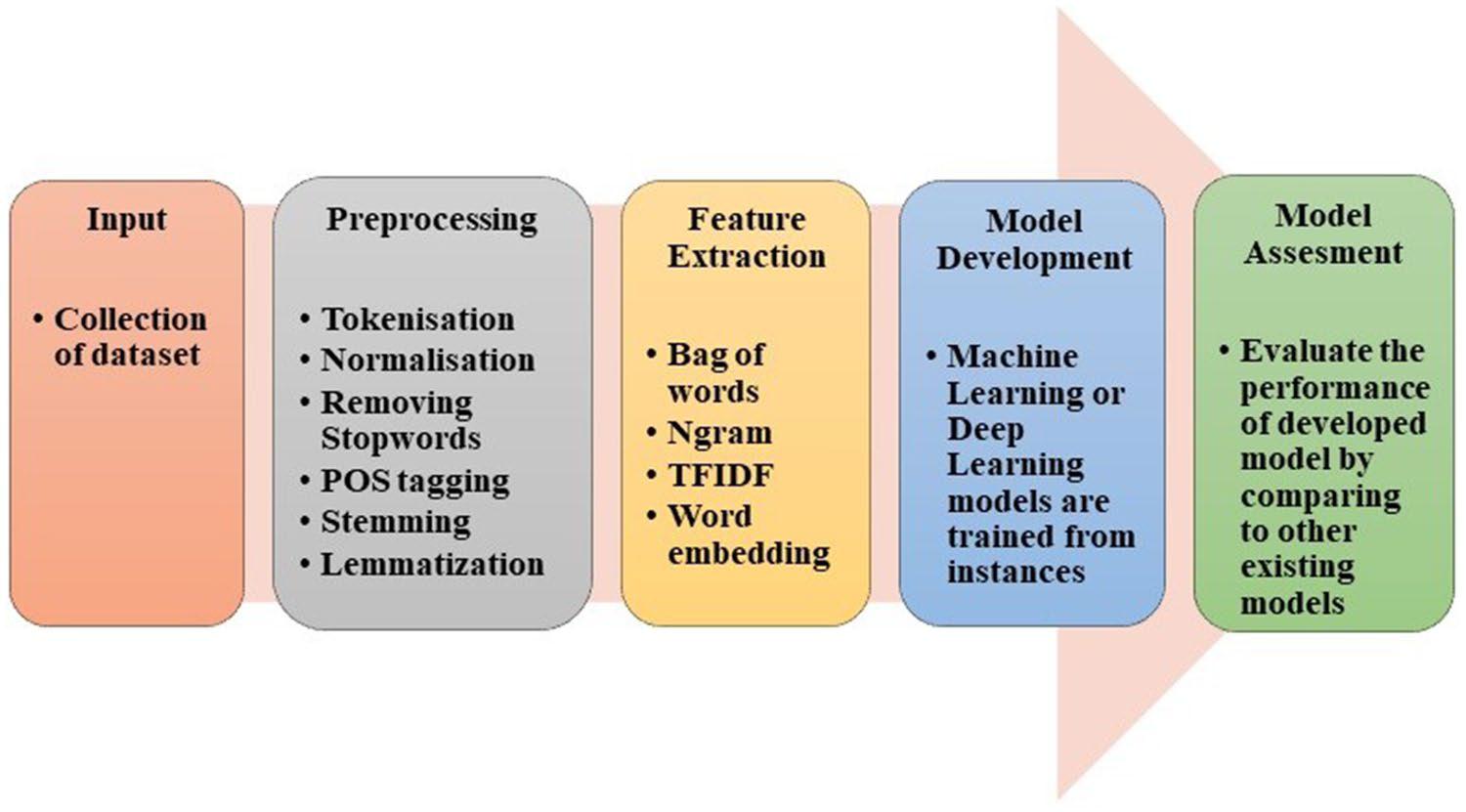
|  |
| --- |
| صفحه 5 از 19 81 |

**81**\ صفحه 6 از 19 تجزیه و تحلیل شبکه های اجتماعی و استخراج (2021) 11:81



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

**شکل 3** مراحل اساسی برای انجامتجزیه و تحلیل احساسات و تشخیص احساسات



بازخوردها، داستان‌ها، و غیره. یک مدل ابعادی به نام ظرفیت، مدل تسلط برانگیختگی (VAD) در مجموعه داده‌های EmoBank جمع‌آوری‌شده از اخبار، وبلاگ‌ها، نامه‌ها و غیره استفاده می‌شود. بسیاری از مطالعات داده‌هایی را از سایت‌های رسانه‌های اجتماعی مانند توییتر، یوتیوب، و فیس بوک و توسط کارشناسان زبان و روانشناسی در ادبیات برچسب گذاری شده است. داده‌هایی که از پست‌ها، وبلاگ‌ها، سایت‌های تجارت الکترونیکی پلت‌فرم‌های مختلف رسانه‌های اجتماعی خزیده می‌شوند معمولاً ساختاری ندارند و بنابراین باید برای ساختن آن‌ها پردازش شوند تا برخی از محاسبات اضافی که در بخش زیر به آنها اشاره شده است کاهش یابد.

**3.2 قبل-پردازش متن**

در رسانه‌های اجتماعی، مردم معمولاً احساسات و عواطف خود را به روش‌هایی بدون زحمت بیان می‌کنند. در نتیجه، داده‌های به‌دست‌آمده از پست‌ها، ممیزی‌ها، نظرات، اظهارات و انتقادات این پلت‌فرم رسانه‌های اجتماعی بسیار ساختارمند نیستند و تجزیه و تحلیل احساسات و احساسات را برای ماشین‌ها دشوار می‌کنند. در نتیجه، پیش پردازش یک مرحله حیاتی در پاکسازی داده ها است، زیرا کیفیت داده ها به طور قابل توجهی روی بسیاری از رویکردهای پیش پردازش تأثیر می گذارد.

1 3

**جدول 2** مجموعه داده ها برای تجزیه و تحلیل احساسات و تشخیص احساسات

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| مجموعه داده | اندازه داده ها | تحلیل عواطف/احساس | احساسات/احساسات | دامنه | دامنه |  |
|  |  |  |  |  |  |  |
| بانک درختی احساسات استانفورد | 118،55 بررسی در SST-1 | تحلیل احساسات | بسیار مثبت، مثبت، منفی، | 5 | نقد فیلم |  |
| (چن و همکاران2017) |  |  | بسیار منفی و خنثی |  |  |  |
|  | 9613 بررسی در SST-2 | تحلیل احساسات | مثبت و منفی | 2 | نقد فیلم |  |
| وظایف SemEval (ما و همکاران2019; | SemEval- 2014 (وظیفه 4): 5936 | تحلیل احساسات | مثبت، منفی و خنثی | 3 | بررسی لپ تاپ و رستوران |  |
| احمد و همکاران2020) | بررسی برای آموزش و 1758 |  |  |  |  |  |
|  | بررسی برای آزمایش | تحلیل احساسات | خشم، شادی، غم و ترس | 4 | توییت ها |  |
|  | SemEval-2018 (در مجموعه داده ها تأثیر می گذارد |  |
|  | وظیفه): ۷۱۰۲ توییت در Emotion |  |  |  |  |  |
|  | و شدت برای کلاس ترتیبی- |  |  |  |  |  |
|  | sification (EI-oc) |  |  |  |  |  |
| افسانه های تایلندی (پاسوپا و آیوت- | جملات 1964 | تحلیل احساسات | مثبت، منفی و خنثی | 3 | قصه های کودکانه |  |
| تایا2019) |  |  |  |  |  |  |
| SS-Tweet (Symeonidis et al. | 4242 | تحلیل احساسات | قدرت مثبت و منفی | 1 تا 5 برای مثبت | توییت ها |  |
| 2018) |  |  | استحکام - قدرت | و-1به-5برای |  |  |
|  |  |  |  | منفی |  |  |
| بانک ایمو (Buechel and Hahn | 10,548 | تحلیل احساسات | ظرفیت، تسلط برانگیختگی | – | اخبار، وبلاگ ها، داستان ها، نامه ها و غیره |  |
| 2017) |  |  | مدل (VAD) |  |  |  |
| بررسی بین المللی احساسی | حدود 7500 جمله | تحلیل احساسات | احساس گناه، شادی، شرم، ترس، غم، | 7 | گزارش های حوادث |  |
| سوابق و واکنش ها |  |  | انزجار |  |  |  |
| (ISEAR) (Seal et al.2020) |  |  |  |  |  |  |
| مجموعه داده های استاندارد طلایی Alm | 1207 جمله | تحلیل احساسات | شاد، ترس، غمگین، متعجب و | 5 | افسانه های پریان |  |
| (آگراوال و آن2012) |  |  | عصبانیت-انزجار (ترکیبی) |  |  |  |
| ایموتکس (حسن و همکاران2014) | 134100 جمله | تحلیل احساسات | مدل دایره ای | – | توییتر |  |
| تأثیر متن (Chaffar و Inkpen | 1250 جمله | تحلیل احساسات | اکمن | 6 | اخبار گوگل |  |
| 2011) |  |  |  |  |  |  |
| مجموعه داده Neviarouskaya | مجموعه داده 1: 1000 جمله و | تحلیل احساسات | ایزارد | 10 | داستان ها و وبلاگ ها |  |
| (السویدان و منای2020) | مجموعه داده 2: 700 جمله |  |  |  |  |  |
| مجموعه داده امان (حسینی2017) | 1890 جمله | تحلیل احساسات | اکمن با کلاس خنثی | 7 | وبلاگ ها |  |
|  |  |  |  |  |  |  |

|  |
| --- |
| 1 3 |

|  |
| --- |
| تجزیه و تحلیل شبکه اجتماعی و استخراج (2021) 11:81\ |

|  |
| --- |
| صفحه 7 از 19 81 |

**81**\ صفحه 8 از 19 تجزیه و تحلیل شبکه های اجتماعی و استخراج (2021) 11:81

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 همکاران2015). برخی از این تکنیک‌های پیش پردازش می‌توانند منجر به از دست رفتن اطلاعات حیاتی برای تجزیه و تحلیل احساسات و عواطف شوند که باید مورد توجه قرار گیرند.

توکن‌سازی فرآیند تجزیه کل سند یا پاراگراف یا فقط یک جمله به تکه‌هایی از کلمات به نام نشانه است (ناگاراجان و گاندی).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 غیرضروری مانند مقاله ها و برخی حرف های اضافه که به شناخت احساسات و تحلیل احساسات کمک نمی کنند باید حذف شوند. به عنوان مثال، کلمات توقفی مانند "is"، "at"، "an"، "the" هیچ ربطی به احساسات ندارند، بنابراین برای جلوگیری از محاسبات غیرضروری، باید حذف شوند (Bhaskar et al.2015; عبدی و همکاران2019). برچسب گذاری POS راهی برای شناسایی بخش های مختلف گفتار در یک جمله است. این مرحله برای یافتن جنبه‌های مختلف یک جمله مفید است که عموماً با اسم‌ها یا عبارات اسمی توصیف می‌شوند در حالی که احساسات و عواطف با صفت‌ها منتقل می‌شوند (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 همکاران2018; آکیلاندسواری و جوتی2018). Lemmatization 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).2019). به عنوان مثال، اصطلاح "گرفتار" به "گرفتن" تبدیل می شود (آهوجا و همکاران.2019). Symeonidis و همکاران. (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 واژه‌سازی دقت را افزایش می‌دهد، 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 با ارزش واقعی را واژه برداری یا جاسازی کلمه می نامند. 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 یک کلمه را در

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 ساده‌ترین روش‌های مورد استفاده، "Bag of Words" (BOW) است که در آن یک بردار با طول ثابت از شمارش تعریف می‌شود که در آن هر ورودی با یک کلمه در فرهنگ لغت از پیش تعریف‌شده 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.2017; عبدی و همکاران2019). 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 n-gram، TF-IDF 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 هر 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 نظم جمله را حفظ کرد (آهوجا و همکاران2019) . ویژگی‌های N-gram بهتر از رویکرد BOW عمل می‌کنند، زیرا الگوهای نحوی، از جمله اطلاعات مهم (Chaffar و Inkpen) را پوشش می‌دهند.2011). با این حال، اگرچه n-gram ترتیب کلمات را حفظ می کند، اما ابعاد و پراکندگی داده بالایی دارد (Le and Mikolov2014).

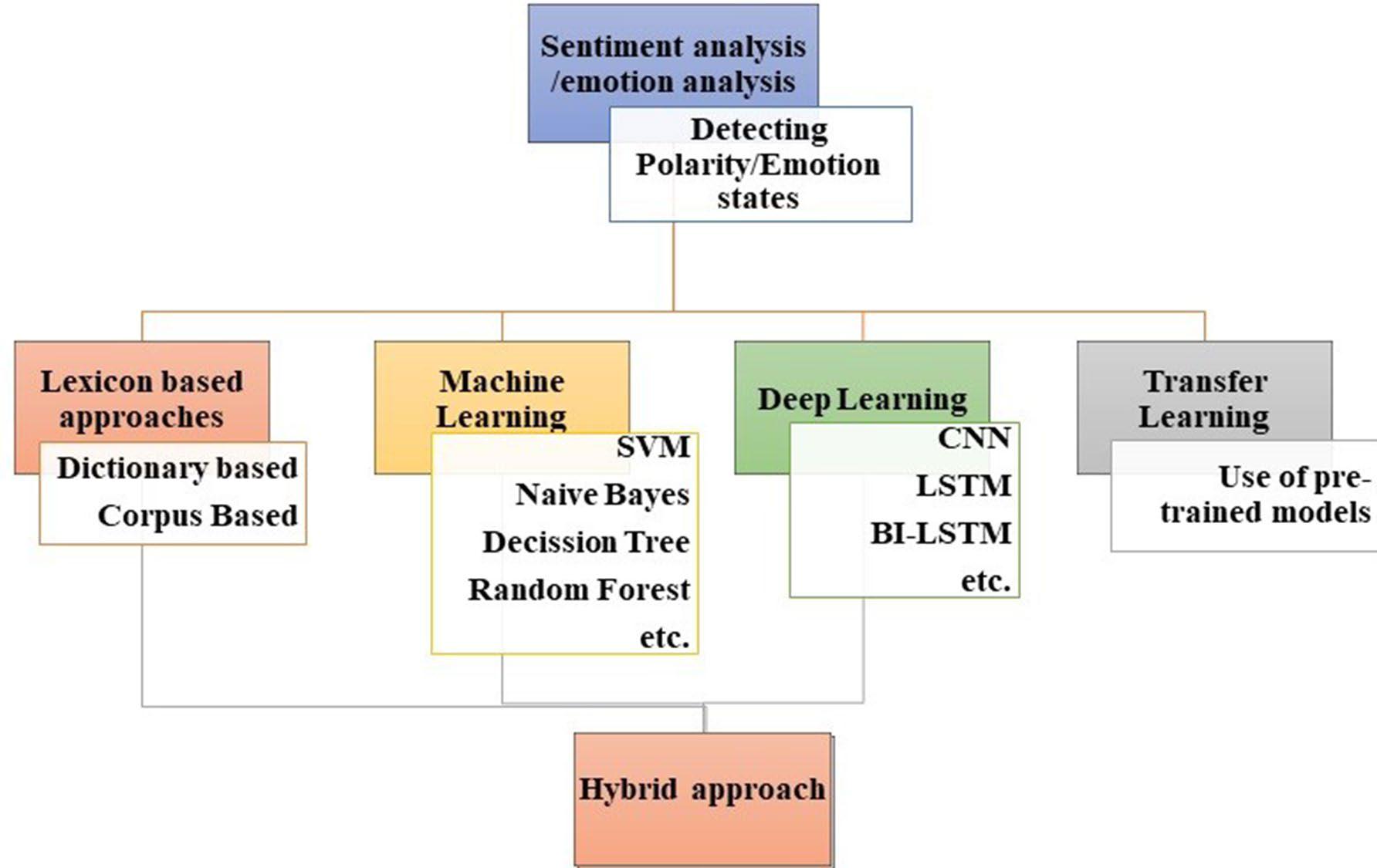
اصطلاح فرکانس معکوس سند فرکانس، که معمولاً به اختصار TFIDF نامیده می شود، روش دیگری است که معمولاً برای استخراج ویژگی استفاده می شود. این روش متن را به صورت ماتریسی نشان می دهد، که در آن هر عدد مقدار اطلاعاتی را که این اصطلاحات در یک سند معین حمل می کنند را کمیت می دهد. بر این فرض ساخته شده است که اصطلاحات 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 جین2008). آهوجا و همکاران (2019) شش تکنیک پیش پردازش را اجرا کرد و دو تکنیک استخراج ویژگی را برای شناسایی بهترین رویکرد مقایسه کرد. آنها از شش الگوریتم یادگیری ماشین استفاده کردند و از n-gram با n = 2 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.

1 3

تجزیه و تحلیل شبکه اجتماعی و استخراج (2021) 11:81\ صفحه 9 از 19  **81**

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 آموزنده تر است. در جاسازی کلمه مبتنی بر شبکه عصبی، کلمات با معنایی یکسان یا مرتبط با یکدیگر با بردارهای مشابه نمایش داده می شوند. این در پیش‌بینی کلمات محبوب‌تر است زیرا معنای کلمات را حفظ می‌کند. تیم تحقیقاتی گوگل به سرپرستی توماس میکولوف، مدلی به نام Word2Vec را برای جاسازی کلمه توسعه دادند. با Word2Vec، می‌توان برای ماشینی فهمید که نمایش برداری «ملکه» + «مونث» + «مرد» مانند بازنمایی بردار «شاه» است (سوما و همکاران.2019).

نمونه‌های دیگر از مدل‌های جاسازی کلمه مبتنی بر یادگیری عمیق عبارتند از GloVe که توسط محققان دانشگاه استنفورد توسعه یافته و FastText که توسط Face-book معرفی شده‌اند. 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 انواع جاسازی کلمات را که با استفاده از توییتر و ویکی‌پدیا به‌عنوان مجموعه آموزش دیده بودند، با جاسازی کلمه TF-IDF مقایسه کردند.



**3.4 تکنیک های تجزیه و تحلیل احساسات و تشخیص احساسات**

شکل4تکنیک 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 مبتنی بر یادگیری عمیق طبقه بندی می شود. رویکرد ترکیبی ترکیبی از رویکردهای آماری و یادگیری ماشینی 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 ارزش‌های احساسی برای محاسبه احساس کل جمله یا سند استفاده می‌شود. با این حال، جورک 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 حفظ 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،

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

1 3

**81**\ صفحه 10 از 19 تجزیه و تحلیل شبکه های اجتماعی و استخراج (2021) 11:81

یک فرهنگ لغت از کلمات بذر نگهداری می شود (Schouten و Frasincar2015). 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 (Bern-abé-Moreno et al.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 محدودیت‌های 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 می‌شود، حل می‌کند. 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 گرفتند

1. استراتژی سه مرحله‌ای: لغت‌نامه‌های مختلف را ادغام کنید، کلماتی را که به طبقه‌بندی کمک نمی‌کنند حذف کنید، و قطبیت را بر اساس یک دامنه خاص تغییر دهید.

SentiWordNet (اصولی و سباستینی2006) و فرهنگ لغت آگاه و منطق 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 حوزه های چندگانه 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 Sentiwordnet (HSWN)، یک واژگان خاص دامنه، برچسب‌گذاری 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 ارزش‌های احساسی از تعبیه‌های واژه‌ای «نزدیک» از واژه‌های موجود در واژگان مشتق شده‌اند.

*رویکرد مبتنی بر یادگیری ماشین*رویکرد دیگری برای تحلیل احساسات وجود دارد که به آن رویکرد یادگیری ماشینی می‌گویند. 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 ویژگی‌های نمونه‌های مختلف یک آیتم استفاده می‌شود. 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

مورد استفاده برای تجزیه و تحلیل احساسات تحت طبقه بندی نظارت شده قرار می گیرد. انواع مختلفی از الگوریتم‌های مورد نیاز برای طبقه‌بندی احساسات ممکن است عبارتند از Naïve Bayes، ماشین بردار پشتیبان (SVM)، درخت‌های تصمیم‌گیری، 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 ترکیب‌های مختلفی از مجموعه ویژگی‌ها را پیاده‌سازی کردند و به دقت 85.47% رسیدند. یه و همکاران (2009) با SVM، مدل N-gram و Naïve Bayes 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 مجموعه‌ها، داده‌ها از رسانه‌های 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 برچسب‌های مثبت، منفی و خنثی مطابق با میانگین امتیاز مقیاس خاص برچسب‌گذاری شدند. نویسندگان مشاهده کردند که Naïve Bayes در مقایسه با ماشین بردار پشتیبانی (SVM) بهتر عمل کرد. Naive Bayes به امتیاز F1 بالای 90% در طبقه‌بندی باینری و امتیاز F1 بالای 60% برای طبقه‌بندی احساسات سه کلاسه دست یافت. تیواری و همکاران (2020) سه الگوریتم یادگیری ماشین به نام‌های SVM، Naive Bayes و حداکثر آنتروپی را با روش استخراج ویژگی n گرم روی مجموعه داده‌های گوجه‌فرنگی پوسیده پیاده‌سازی 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 = چهار، پنج و شش. سومیا و پرامود (2020) 3184 توییت مالایالام را با استفاده از بردارهای ویژگی های مختلف مانند BOW، Unigram با Sentiwordnet و غیره به نظرات مثبت و منفی طبقه بندی کردند. نویسندگان الگوریتم های یادگیری ماشینی 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 سال‌های اخیر، الگوریتم‌های یادگیری عمیق بر سایر رویکردهای سنتی برای تحلیل احساسات تسلط دارند. این الگوریتم‌ها احساسات یا نظرات متن را بدون انجام مهندسی ویژگی تشخیص می‌دهند. الگوریتم‌های یادگیری عمیق متعددی وجود دارد، یعنی شبکه‌های عصبی مکرر و شبکه‌های عصبی کانولوشنال، که می‌توانند برای تحلیل احساسات اعمال شوند و نتایج دقیق‌تری نسبت به مدل‌های یادگیری ماشین ارائه دهند. این رویکرد باعث می‌شود انسان‌ها از ساختن ویژگی‌های متن به صورت دستی رها شوند، زیرا مدل‌های یادگیری عمیق آن ویژگی‌ها یا الگوها را خودشان استخراج می‌کنند. ژیان و همکاران (2010) از یک مدل مبتنی بر عصبی استفاده کرد

1 3

تجزیه و تحلیل شبکه اجتماعی و استخراج (2021) 11:81\ صفحه 11 از 19  **81**

فناوری شبکه برای دسته‌بندی احساسات که شامل ویژگی‌های احساسی، بردارهای وزن 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 فوق‌العاده است. پاسوپا و آیوتایا (2019) اعتبارسنجی متقاطع پنج برابری را روی مجموعه داده های داستان کودکان (تایلندی) اجرا کرد و سه مدل یادگیری عمیق به نام های CNN، LSTM و Bi-LSTM را مقایسه کرد. این مدل‌ها با یا بدون ویژگی‌ها اعمال می‌شوند: برچسب‌گذاری POS (تکنیک پیش پردازش برای شناسایی بخش‌های 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 قبلا ذکر شد مشاهده کردند. همانطور که قبلاً گفته شد، پلتفرم های رسانه های اجتماعی به عنوان منبع مهمی از داده ها در زمینه تحلیل احساسات عمل می کنند. داده‌های جمع‌آوری‌شده از این سایت‌های 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 شبکه‌های عصبی عمیق مانند LSTM و CNN از الگوریتم‌های یادگیری ماشین موجود در مجموعه داده‌های بررسی هتل و محصول بهتر عمل می‌کنند.

*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 ایجاد نتایج کارآمدتر شود. ژانگ و همکاران (2012) با مدل سازی مستقیم توزیع بین حوزه های مختلف، یک روش یادگیری نمونه جدید را پیشنهاد کرد. نویسندگان مجموعه داده را طبقه بندی کردند: بررسی محصول آمازون و مجموعه داده های توییتر 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 مدل‌های یادگیری انتقالی به نام XLNet و Bert را توسعه دادند و رویکرد پیشنهادی را در مجموعه داده‌های مختلف Yelp ارزیابی کردند. رویکردهای یادگیری عمیق و یادگیری ماشین نتایج خوبی دارند، اما رویکرد ترکیبی می‌تواند نتایج بهتری به همراه داشته باشد زیرا بر محدودیت‌های هر مدل سنتی غلبه می‌کند. ملادنوویچ 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 واژه‌های احساسی صرفی گسترش دادند تا از از دست دادن اطلاعات مهم در حین ریشه‌گیری جلوگیری کنند. آل امرانی و همکاران (2018) مدل هیبریدی ساخته شده خود را مقایسه کردند

SVM و مدل جنگل تصادفی، یعنی RFSVM، در بررسی محصول ama-zon. نویسندگان به این نتیجه رسیدند که RFSVM، با سطح دقت 83.4 درصد، عملکرد بهتری نسبت به SVM با دقت 82.4 درصد و جنگل تصادفی با دقت 81 درصد به صورت جداگانه در مجموعه داده 1000 بررسی دارد. القریوتی و همکاران (2020) ترکیبی از رویکرد مبتنی بر قانون و واژگان دامنه را برای تشخیص احساسات در سطح جنبه برای درک نظرات مردم در مورد برنامه‌های هوشمند دولتی پیشنهاد کرد. نویسندگان به این نتیجه رسیدند که تکنیک پیشنهادی 5 درصد از سایر مدل‌های 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 مدل‌های منفرد 75 درصد دقت مبتنی بر قانون و 80 درصد دقت با مدل CNN داشتند.

جدول3الگوریتم های مختلف یادگیری ماشین و یادگیری عمیق را توصیف می کند که برای تجزیه و تحلیل احساسات در حوزه های چندگانه استفاده می شود. بسیاری از محققان مدل های پیشنهادی را بر روی مجموعه داده های جمع آوری شده از توییتر 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 روانی می‌پردازد (رابیا و همکاران2017). واژگان محبوب برای تشخیص احساسات عبارتند از Word-Net-Affect (Strapparava et al.2004و NRC واژگان کلمه-احساس (محمد و تورنی2013). WordNet -Affect یک فرم توسعه یافته از WordNet است که از کلمات عاطفی تشکیل شده است که با برچسب های احساسات حاشیه نویسی شده اند. واژگان NRC 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 سازگار می شوند. بنابراین، لی و همکاران. (2021) یک استراتژی موثر 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. EmoSenticNet (پوریا و همکاران2014) 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. عبداوی و همکاران (2017) از استفاده از ابزارهای ترجمه آنلاین برای ایجاد واژگان فرانسوی به نام FEEL (فرانسوی واژگان عاطفی گسترش یافته) استفاده کرد که شامل بیش از 14000 کلمه با دو قطبیت و برچسب احساسات است. این واژگان توسط

1 3

|  |
| --- |
| 1 3 |

**جدول 3** روی تحلیل احساسات کار کنید

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| ارجاع | مرحله | تکنیک | استخراج ویژگی | الگوریتم یادگیری | دامنه | مجموعه داده | نتایج |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| سونگبو و جین (2008) | جمله | فراگیری ماشین | – | طبقه بندی مرکز، | خانه، فیلم و | Chn- sentiCorp | Micro F1 = 90.60٪ با |  |
|  |  |  |  | K-نزدیکترین طبقه بندی کننده، | تحصیلات |  | SVM و IG و ماکرو | |  |
|  |  |  |  | طبقه بندی کننده Winnow, |  |  | F1 = 90.43%. | |  |
|  |  |  |  | بیز ساده، SVM | فیلم، کتاب، جی پی اس، | – | دقت = 86.5% روشن | |  |
| مورائس (2013) | سطح جنبه | یادگیری ماشین و | کوله باری از کلمات | شبکه عصبی مصنوعی |  |
|  |  | یادگیری عمیق |  | کار (ANN)، ساده لوح | دوربین ها |  | مجموعه داده فیلم، 87.3٪ در | |  |
|  |  |  |  | بیز، SVM |  |  | مجموعه داده GPS، 81.8٪ روشن | |  |
|  |  |  |  |  |  |  | مجموعه داده کتاب 90.6٪ در | |  |
|  |  |  |  |  |  |  | مجموعه داده دوربین با ANN. | |  |
| تانگ و همکاران (2015) | در سطح سند | یادگیری عمیق | جاسازی کلمات | UPNN (محصول کاربر | فیلم ها | مجموعه داده جمع آوری شد | دقت = 58.5٪ با | |  |
|  |  |  | به سند متراکم | شبکه خنثی) |  | از مجموعه داده yelp | UPNN (بدون UP) و 60.8٪ | |  |
|  |  |  | بردار ment | بر اساس CNN |  | و IMDB | با UPNN در Yelp 2014. | |  |
| داهو و همکاران (2016) | – | یادگیری عمیق | تعبیه کلمه | عصبی کانولوشنال | کتاب، فیلم، رستوران | بررسی کتاب LABR، | دقت = 91.7% در و | |  |
|  |  |  | دینگ ساخته شده از | شبکه (CNN) | و غیره. | احساسات عربی | دقت = 89.6% عدم تعادل | |  |
|  |  |  | مجموعه عربی |  |  | مجموعه داده توییت و غیره | anced HTL و LABR | |  |
|  |  |  |  |  |  |  | مجموعه داده، به ترتیب. | |  |
| آهوجا و همکاران (2019) | جمله | فراگیری ماشین | TF-IDF، n-گرم | KNN، SVM، لجستیک | – | توییت های اس اس | دقت = 57% با TF- | |  |
|  |  |  |  | رگرسیون، NB، ran- |  |  | ارتش اسرائیل و رگرسیون لجستیکی | |  |
|  |  |  |  | جنگل دم |  |  | یون و دقت = 51٪ | |  |
|  |  |  |  |  |  |  | با n-گرم و تصادفی | |  |
|  |  |  |  |  |  |  | جنگل. | |  |
| اونتاواله و چود- | – | فراگیری ماشین | – | بیز ساده و فرار- | نقد فیلم | گوجه فرنگی فاسد، | بیز ساده لوح نیاز بیشتری داشت | |  |
| هاری (2019) |  |  |  | جنگل دم |  | بررسی از | زمان و حافظه از | |  |
|  |  |  |  |  |  | تایمز هند و غیره | جنگل تصادفی | |  |
| شامانتا و همکاران (2019) | - | فراگیری ماشین | – | بیز ساده، SVM و | توییتر | توییتر | دقت = بالای 80 درصد با | |  |
|  |  |  |  | جنگل تصادفی |  |  | Naïve Bayes (3 ویژگی) | |  |
|  |  |  |  |  |  |  | در 200 توییت | |  |
| گولاراس و کامیس | – | فراگیری ماشین | – | جنگل تصادفی و | – | – | دقت = 95٪ با | |  |
| (2019) |  |  |  | SVM |  |  | جنگل تصادفی | |  |
| ناندال و همکاران (2020) | سطح جنبه | فراگیری ماشین | – | SVM با متفاوت | – | بررسی های آمازون | میانگین مربعات خطا = 0.04 | |  |
|  |  |  |  | هسته: خطی، شعاعی |  |  | با تابع پایه شعاعی- | |  |
|  |  |  |  | تابع پایه (RBF)، |  |  | یون و 0.11 با خطی | |  |
|  |  |  |  | و چند جمله ای |  |  | هسته | |  |
| شارما و شارما | – | یادگیری ماشین و | – | عصبی مصنوعی عمیق | توییتر | توییتر | نرخ احساسات مثبت = | |  |
| (2020) |  | یادگیری عمیق |  | شبکه و SVM |  |  | 87.5 با پیشنهاد | |  |
|  |  |  |  |  |  |  | الگوریتم | |  |
| موکرجی و همکاران (2021) | سطح جمله | یادگیری ماشین و | TF IDF | بیز ساده لوح، پشتیبانی | بررسی های تلفن همراه | بررسی های آمازون | دقت = 95.30% | |  |
|  |  | یادگیری عمیق با |  | ماشین های برداری، هنر |  |  | با RNN + Nega- | |  |
|  |  | پیش بینی نفی |  | شبکه عصبی رسمی |  |  | یون و 95.67 درصد با | |  |
|  |  | روند |  | (ANN)، و مکرر |  |  | ANN + نفی. | |  |
|  |  |  |  | شبکه عصبی (RNN) |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |

|  |
| --- |
| \81 صفحه 12 از 19 |

|  |
| --- |
| تجزیه و تحلیل شبکه های اجتماعی و استخراج (2021) 11:81 |

تجزیه و تحلیل شبکه اجتماعی و استخراج (2021) 11:81\ صفحه 13 از 19  **81**

افزایش تعداد کلمات در واژگان احساسات NRC و ترجمه نیمه خودکار با استفاده از شش مترجم آنلاین. آن مدخل‌هایی که از حداقل سه مترجم به‌دست می‌آمدند، 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 گزارش‌های فوتبال از وب‌سایت‌های انگلیسی، هلندی و آلمانی و آمار مسابقات خزیده‌شده 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 طبقه‌بندی احساسات ممکن است به انواع مختلفی از مدل‌های یادگیری ماشین نیاز داشته باشد، مانند Naïve Bayes، ماشین بردار پشتیبان، درخت‌های تصمیم، و غیره. (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 جمع‌آوری داده‌ها استفاده کردند و از الگوریتم‌های یادگیری ماشینی SVM و Naïve Bayes برای طبقه‌بندی احساسات متن توییتر 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 توییتر و برچسب زدن خودکار مجموعه داده با استفاده از هشتگ ها و آموزش مدل است. Task 2 در حال توسعه EmotexStream دو مرحله‌ای است که توییت‌های بدون احساس را در مرحله اول جدا می‌کند و با استفاده از مدل‌های آموزش‌دیده در task1، احساسات را در متن شناسایی می‌کند. 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 طبقه‌بندی‌کننده. 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. چت ترجی و همکاران (2019) مدلی به نام تشخیص احساسات و احساسات معنایی (SSBED) با تغذیه احساسات و بازنمایی های معنایی به ترتیب به دو لایه LSTM ایجاد کرد. این نمایش‌ها سپس به هم متصل می‌شوند و سپس برای طبقه‌بندی به شبکه مش منتقل می‌شوند. رمان

رویکرد مبتنی بر احتمال وجود احساسات متعدد در جمله است و از بازنمایی معنایی و احساسی برای طبقه‌بندی بهتر احساسات استفاده می‌کند. نتایج بر روی مجموعه داده‌های ساخته‌شده خودشان با جفت‌های مکالمه توییت ارزیابی می‌شوند و مدل آنها با سایر مدل‌های پایه مقایسه می‌شود. خو و همکاران (2020) با استفاده از مدل‌های دو ترکیبی به‌ترتیب با نام‌های حافظه کوتاه‌مدت متحرک-طولانی سه بعدی (3DCLS) و CNN-RNN احساسات را از ویدیو و متن استخراج کرد. در همان زمان، نویسندگان SVM را برای طبقه‌بندی احساسات مبتنی بر صوتی پیاده‌سازی کردند. نویسندگان نتایج را با ادغام ویژگی‌های صوتی و تصویری در سطح ویژگی با تکنیک MKL fusion و ترکیب بیشتر نتایج آن با نتایج طبقه‌بندی احساسات مبتنی بر متن به نتیجه رسیدند. این روش دقت بهتری نسبت به سایر تکنیک‌های همجوشی چندوجهی ارائه می‌کند و قصد دارد احساسات بررسی‌های دارویی نوشته شده توسط بیماران در پلتفرم‌های رسانه‌های اجتماعی را تحلیل کند. بصیری و همکاران (2020) دو مدل را با استفاده از تئوری تصمیم گیری سه طرفه پیشنهاد کرد. مدل اول ادغام سه‌طرفه یک مدل یادگیری عمیق با روش یادگیری سنتی (3W1DT) است، در حالی که مدل دیگر تلفیقی سه‌طرفه 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 تکنیک‌های یادگیری عمیق سنتی عمل می‌کنند. علاوه بر این، عملکرد مدل فیوژن اول در مقایسه با مدل دوم از نظر دقت و متریک F1 بسیار بهتر بود. در روزهای اخیر، پلتفرم‌های رسانه‌های اجتماعی مملو از پست‌های مرتبط با کووید-۱۹ هستند. سینگ و همکاران (2021) تجزیه و تحلیل تشخیص احساسات را روی توییت‌های کووید-19 جمع‌آوری‌شده از کل جهان و هند تنها با مدل‌های رمزگذار دوطرفه از ترانسفورماتورها (BERT) روی مجموعه داده‌های توییتر 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 مجددا 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 از قبل آموزش دیدند

1. مدل بر روی دو مجموعه داده انگلیسی مختلف: SemEval-2018، تجزیه و تحلیل احساسات، و یک مجموعه داده هندی با برچسب‌های مثبت، خنثی، درگیری و منفی. آنها امتیاز 0.53 f1 را با استفاده از یادگیری انتقال و 0.47 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 بر 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 استقرایی تأکید کردند.

1 3

**81**\ صفحه 14 از 19 تجزیه و تحلیل شبکه های اجتماعی و استخراج (2021) 11:81

جدول4نشان می‌دهد که اکثر محققان مدل‌ها را با ترکیب تکنیک‌های یادگیری ماشین و یادگیری عمیق با تکنیک‌های مختلف استخراج ویژگی پیاده‌سازی 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، ساسیذر و همکاران. (2020) مجموعه داده کد هندی-انگلیسی را با سه احساس اصلی ایجاد 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 مدل‌های پایه مقایسه می‌شود. 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 برازش داده ها بر اساس کلاس های مثبت و منفی نشان 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 تجزیه و تحلیل احساسات و تجزیه 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.5که 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 "Y have you been soooo late?"، "why" 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 (Batbaatar et al.2019).

یکی از چالش هایی که در تشخیص احساسات و تحلیل احساسات با آن مواجه می شود کمبود منابع است. به عنوان مثال، برخی از الگوریتم‌های آماری به یک مجموعه داده مشروح بزرگ نیاز دارند. با این حال، جمع‌آوری داده‌ها دشوار نیست، اما برچسب‌گذاری دستی مجموعه داده بزرگ کاملاً زمان‌بر و کمتر قابل اعتماد است (بالاهور و تورچی2014). 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.

برای محققان علاوه بر این، برخی از مجموعه‌ها و واژگان خاص دامنه هستند، که استفاده مجدد از آنها را در حوزه‌های دیگر محدود می‌کند.

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-نگرانی. فرهنگ لغت در حال رشد زبان عامیانه وب مانع بزرگی برای واژگان موجود و 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 (قن بری ادیوی 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 کاملا 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 نظری 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 (شلکه2014).

**5 نتیجه گیری**

در این مقاله، مروری بر تکنیک‌های 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 براساس قوانینی ساخته شده است که به طور مؤثر در یک حوزه خاص عمل می کنند. در نتیجه، رویکردهای مبتنی بر پیکره دقیق‌تر 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، مدل‌های یادگیری ماشینی قادر به استخراج برخی ویژگی‌ها یا جنبه‌های ضمنی متن نیستند. در موقعیت هایی که مجموعه داده گسترده است، رویکرد یادگیری عمیق بهتر از یادگیری ماشینی 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

1 3

**جدول 4** روی تشخیص احساسات کار کنید

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| ارجاع | رویکرد | استخراج ویژگی | مدل ها | مجموعه داده ها | مدل احساس | نه از احساسات | نتایج |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| چافار و اینکپن | فراگیری ماشین | کوله بار کلمات، | بیز ساده لوح، تصمیم | مجموعه داده چندگانه | اکمن با خنثی | 10 | دقت = 81.16% روشن |  |
| (2011) |  | N-گرم، WordN- | درخت و SVM |  | کلاس، ایزارد |  | مجموعه داده های امان و |  |
|  |  | etAffect |  |  |  |  | 71.69٪ در جهانی |  |
|  |  |  |  |  |  |  | مجموعه داده |  |
| کراتزوالد و همکاران (2018) | یادگیری عمیق با | تعبیه سفارشی- | Sent2Affect | قصه های ادبی، انتخابات | – | – | امتیاز F1 = 68.8٪ در |  |
|  | انتقال یادگیری | ding GloVe |  | سرفصل های Isear را توییت کنید |  |  | مجموعه داده های ادبی با |  |
|  | رویکرد |  |  | توییت های عمومی |  |  | Bi-LSTM از پیش آموزش دیده |  |
| سیلوناز و الحج | فراگیری ماشین | NAVA (اسم قید، | SVM، جنگل تصادفی، | ISEAR | احساس گناه، شادی، شرم، | 6 | دقت = 43.24٪ روشن |  |
| (2019) |  | فعل و صفت) | بیز ساده لوح |  | ترس، غم، انزجار |  | متن NAVA با Naïve |  |
|  |  |  |  |  |  |  | بیز. |  |
| شریواستاوا و همکاران | یادگیری عمیق | Word2Vec | عصبی کانولوشنال | متن نمایش های تلویزیونی | – | 7 | دقت آموزش = |  |
| (2019) |  |  | شبکه |  |  |  | 80.41% و 77.54% |  |
|  |  |  |  |  |  |  | با CNN (7 emo- |  |
|  |  |  |  |  |  |  | موارد) |  |
| Batbaatar و همکاران. (2019) | یادگیری عمیق | Word2Vec، GloVe، | SENN | ISEAR، Emo Int، elec- | – | – | دقت = 98.8٪ با |  |
|  |  | FastText، EWE |  | توییت های تورال و غیره |  |  | GloVe+EWE و |  |
|  |  |  |  |  |  |  | SENN در مورد احساسات |  |
|  |  |  |  |  |  |  | ایجاد مجموعه داده |  |
| قنبری ادیوی و | یادگیری عمیق | DoctoVec | کلاس گروه- | تعجب، خشم، نفرت، | 6 | OANC، جمعیت - 99.49 در سنوات معمولی | |  |
| مصلح (2019) |  |  | تنومند، درختی | شادی، غم و |  | گل، | تنس ها |  |
|  |  |  | برآوردگر parzen | ترس |  | ISEAR، |  |  |
|  |  |  | (TPE) برای تنظیم |  |  |  |  |  |
|  |  |  | مولفه های | Moud و IEMOCAP | شاد، غمگین، عصبانی، | 4 | دقت = 96.75% |  |
| خو و همکاران (2020) | مبتنی بر یادگیری عمیق | – | مدل 3DCLS برای |  |
|  | رویکرد ترکیبی |  | تصویری، CNN-RNN |  | خنثی |  | با ترکیب صدا و |  |
|  |  |  | برای متن و SVM |  |  |  | ویژگی های بصری در fea- |  |
|  |  |  | برای متن |  |  |  | سطح بر روی MOUD |  |
|  |  |  |  |  |  |  | مجموعه داده |  |

|  |
| --- |
| تجزیه و تحلیل شبکه اجتماعی و استخراج (2021) 11:81\ |

|  |
| --- |
| 1 3 |

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| آدوما و همکاران (2020) | انتقال از پیش آموزش دیده | – | برت، روبرتا، دیس- | ISEAR | شرم، خشم، ترس، | 7 |  |
|  | مدل ها (ماشین |  | tilBERT و XLNet |  | انزجار، شادی، غم، |  |  |
|  | یادگیری و عمیق |  |  |  | و گناه |  |  |
|  | یادگیری) |  |  | توییت های تاثیرگذار | خشم، ترس، غم، | 4 |  |
| چواندا و همکاران (2021) | یادگیری ماشین و | قدرت حساس، N-گرم | خطی تعمیم یافته |  |
|  | یادگیری عمیق | و TF IDF | مدل، ساده بیز، |  | شادی |  |  |
|  |  |  | حاشیه های سریع، |  |  |  |  |
|  |  |  | و غیره. | تعامل پزشک بیمار | اضطراب، اعتیاد، | 6 |  |
| دیرج و رام | یادگیری عمیق | دستکش | توجه چند سر |  |
| آکریشنودو (2021) |  |  | با دو طرفه | از Webmd | تمیز کردن وسواسی |  |  |
|  |  |  | بلند مدت کوتاه مدت | و هلث تپ | اختلال (OCD) |  |  |
|  |  |  | حافظه و محاوره | بستر، زمینه | افسردگی و غیره |  |  |
|  |  |  | شبکه عصبی لوشنال |  |  |  |  |
|  |  |  | کار (MHA-BCNN) |  |  |  |  |

دقت = 74%، 79%

* 69٪ برای RoBERTa، BERT، به ترتیب.

دقت = 92% و

فراخوان = 90% با

خطی تعمیم یافته

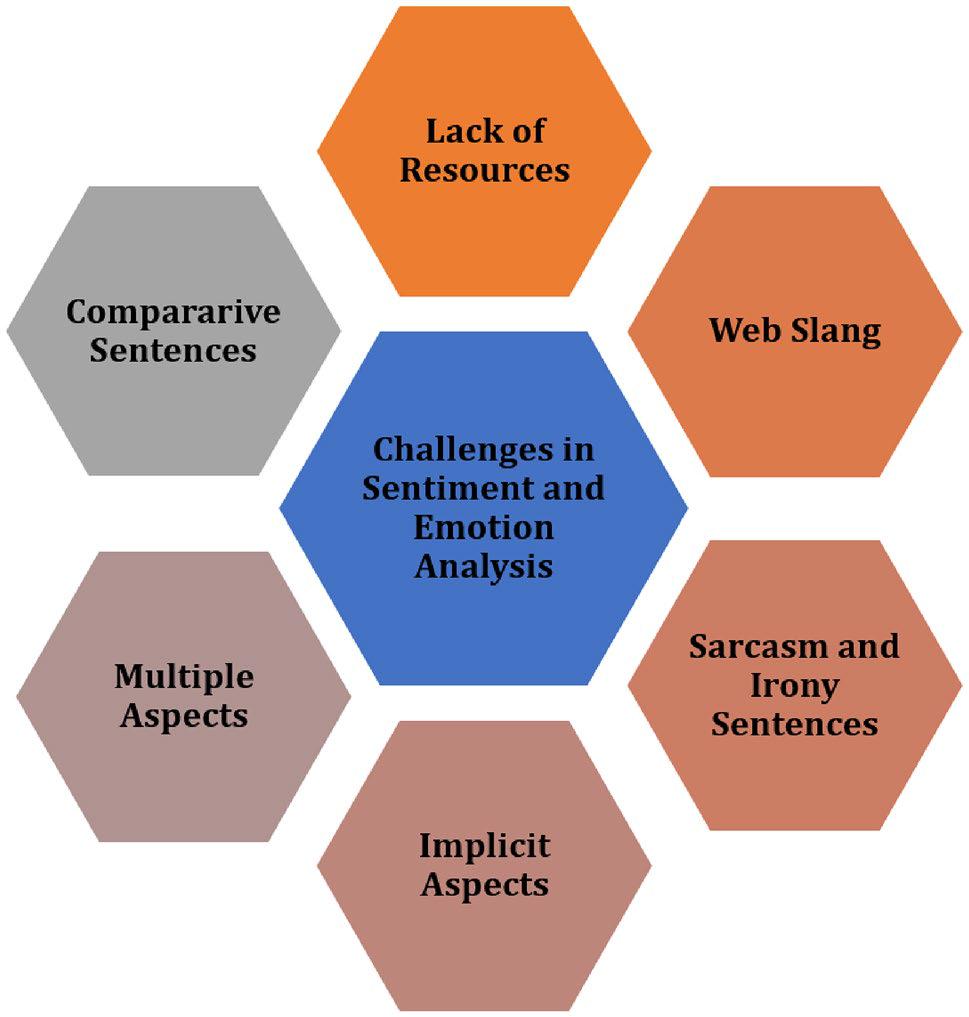
مدل

دقت = 97.8٪ با استفاده از MHA-BCNN با بهینه ساز Adam

|  |
| --- |
| صفحه 15 از 19 81 |

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **81**\ صفحه 16 از 19 | تجزیه و تحلیل شبکه های اجتماعی و استخراج (2021) 11:81 | | | |  |
|  |  |  |  |  |  |
| **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 - | (TP+TN)/(TP+TN+FP+FN) | | |  |
|  | ful زمانی که همه انواع کلاس ها به یک اندازه مهم هستند. به عنوان نسبت محاسبه می شود |  |  |  |  |
|  | بین تعداد قضاوت های صحیح تا تعداد کل قضاوت ها. | TP/(TP+FP) | | |  |
| دقت، درستی | دقت مدل را بر حسب دسته‌بندی نمونه به‌عنوان مثبت اندازه‌گیری می‌کند. |  |
|  | tive به عنوان نسبت تعداد مثبت طبقه بندی شده به درستی تعیین می شود |  |  |  |  |
|  | نمونه ها به تعداد کل نمونه های مثبت (به درستی یا نادرست). | TP/(TP+FN) | | |  |
| به خاطر آوردن | این امتیاز توانایی مدل را در شناسایی نمونه های مثبت ارزیابی می کند. بازدارنده است |  |
|  | استخراج شده با تقسیم تعداد نمونه های مثبت که به درستی طبقه بندی شده اند. |  |  |  |  |
|  | با تعداد کل نمونه های مثبت به عنوان مثبت شناخته شد. |  |  |  |  |
| اندازه گیری F | با محاسبه میانگین هارمونیک دقت و یادآوری تعیین می شود. | (2\*دقت\*یادآوری)/ | | |  |
|  |  | (دقت + فراخوان) = | | |  |
|  |  | (2\*TP)/((2\*TP)+FP+FN) | | |  |
| حساسیت | به درصد موارد مثبت واقعی تشخیص داده شده و کمی اشاره دارد. | TP/((TP+FN)) | | |  |
|  | نشان می دهد که چگونه کلاس مثبت به طور موثر پیش بینی شده است. | TN/(FP+TN) | | |  |
| 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 نامتعادل |  |  |  |  |
|  | دسته بندی ممکن است جالب تر از اختصاصی بودن باشد. |  |  |  |  |
| میانگین هندسی (G-mean) | این معیاری است که حساسیت و ویژگی را در یک مقدار واحد ترکیب می کند |  | | |  |
| √ | (اختصاصی∗حساسیت) |  |  |
|  | هر دو هدف را متعادل می کند. |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |

**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 آورده‌اند. همچنین، تکنیک‌های پیش پردازش و استخراج ویژگی تأثیر قابل‌توجهی بر عملکرد رویکردهای مختلف تحلیل احساسات و عواطف دارند.

**منابع**

Abdaoui A, Azé J, Bringay S, Poncelet P (2017) Feel: یک فرهنگ لغت عاطفه گسترش یافته فرانسوی. Lang Resour Eval 51 (3): 833-855

عبدی ع، شمس‌الدین اس‌م، حسن س، پیران ج (2019) طبقه‌بندی احساسات مبتنی بر یادگیری عمیق متن ارزشیابی بر اساس ادغام چند ویژگی. Inf Process Manag 56(4):1245-1259

Adoma AF، Henry NM، Chen W (2020) تجزیه و تحلیل مقایسه ای برت، روبرتا، دیستیلبرت و xlnet برای تشخیص احساسات مبتنی بر متن. در: 2020 هفدهمین کنفرانس بین المللی کامپیوتر در زمینه فناوری رسانه فعال موجک و پردازش اطلاعات (ICCWAMTIP)، IEEE، صفحات 117-121.[https://doi.org/10.1109/](https://doi.org/10.1109/ICCWAMTIP51612.2020.9317379) [ICCWAMTIP51612.2020.9317379](https://doi.org/10.1109/ICCWAMTIP51612.2020.9317379)

Agbehadji IE, Ijabadeniyi A (2021) رویکردی به تحلیل احساسات و ارتباطات تجاری در رسانه های اجتماعی. در: FongS، Millham R (eds) الگوریتم‌های الهام‌گرفته از زیستی برای جریان داده‌ها و تجسم‌سازی، مدیریت داده‌های بزرگ، و محاسبات مه، تراکت‌های Springer در محاسبات الهام‌گرفته از طبیعت. اسپرینگر، سنگاپور[https://doi.](https://doi.org/10.1007/978-981-15-6695-0_9) [org/10.1007/978-981-15-6695-0\_9](https://doi.org/10.1007/978-981-15-6695-0_9)

Agrawal A, An A (2012) تشخیص احساسات بدون نظارت از متن با استفاده از روابط معنایی و نحوی. در: کنفرانس های بین المللی IEEE/WIC/ACM 2012 در زمینه هوش وب و فناوری عامل هوشمند، صفحات 346-353.[https://doi.org/10.1109/](https://doi.org/10.1109/WI-IAT.2012.170.) [WI-IAT.2012.170.](https://doi.org/10.1109/WI-IAT.2012.170.)

احمد زی، جیندال آر، اکبال آ، باتاچهاریا پی (2020) قرض گرفتن از پسر عموی ثروتمند: انتقال یادگیری برای تشخیص احساسات با استفاده از تعبیه چند زبانه. Expert Syst Appl 139:112851

احمد WM (2020) واکنش های بازار سهام به احساسات داخلی:

شواهد پانل CS-ARDL. Res Int Bus Finance 54:101240

Ahuja R، Chug A، Kohli S، Gupta S، Ahuja P (2019) تأثیر استخراج ویژگی ها بر تحلیل احساسات. Procedia Comput Sci 152:341-348

Akilandeswari J, Jothi G (2018) طبقه‌بندی احساسات توییت‌ها با ویژگی‌های غیرزبانی. Procedia Comput Sci 143:426-433

Al Ajrawi S، Agrawal A، Mangal H، Putluri K، Reid B، Hanna G، Sarkar M (2021) ارزیابی رتبه بندی ستاره های کسب و کار yelp با استفاده از تحلیل احساسات. مواد امروز: مجموعه مقالات.[https://doi.org/10.1016/j.](https://doi.org/10.1016/j.matpr.2020.12.137) [matpr.2020.12.137](https://doi.org/10.1016/j.matpr.2020.12.137)

1 3

تجزیه و تحلیل شبکه اجتماعی و استخراج (2021) 11:81\ صفحه 17 از 19  **81**

Al Amrani Y، Lazaar M، El Kadiri KE (2018) رویکرد ترکیبی مبتنی بر ماشین بردار جنگل و پشتیبان تصادفی برای تحلیل احساسات. Procedia Comput Sci 127:511-520

Alqaryouti O، Siyam N، Monem AA، Shaalan K (2020) تجزیه و تحلیل احساسات مبتنی بر جنبه با استفاده از داده های بررسی دولت هوشمند. Appl Comput Inf.<https://doi.org/10.1016/j.aci.2019.11.003>

Alswaidan N، Menai MEB (2020) بررسی رویکردهای پیشرفته برای تشخیص احساسات در متن. Knowl Inf Syst 62(8): 1-51

Archana Rao PN، Baglodi K (2017) نقش تحلیل احساسات در بخش آموزش در عصر داده های بزرگ: یک نظرسنجی. Int J Latest Trends Eng Technol 22-24

Arora M، Kansal V (2019) تعبیه سطح کاراکتر با شبکه عصبی پیچیده عمیق برای عادی سازی متن داده های بدون ساختار برای تجزیه و تحلیل احساسات توییتر. Soc Netw Anal Min 9(1):1-14

Arulmurugan R، Sabarmathi K، Anandakumar H (2019) طبقه‌بندی تحلیل احساسات سطح جمله با استفاده از تکنیک‌های یادگیری ماشین ابری. Cluster Comput 22(1):1199-1209

اصغر ام‌زی، سبحان اف، عمران ام، کوندی اف‌ام، شمشیربند س، موسوی آ، سیبا پی، Várkonyi-Kóczy AR (2019) ارزیابی عملکرد تکنیک‌های یادگیری ماشینی تحت نظارت برای تشخیص کارآمد احساسات از محتوای آنلاین. پیش چاپ arXiv[arXiv:19080](http://arxiv.org/abs/190801587) [1587](http://arxiv.org/abs/190801587)

Bakker I, Van Der Voordt T, Vink P, De Boon J (2014) لذت، برانگیختگی، تسلط: محرابیان و راسل مجدداً بررسی کردند. Curr Psy-chol 33 (3): 405-421

Balahur A, Turchi M (2014) آزمایش های مقایسه ای با استفاده از یادگیری نظارت شده 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) استخراج ویژگی مبتنی بر Lexi-con برای طبقه بندی متن احساسی. الگوی Recogn Lett 93:133-142

بصیری ME، Abdar M، Cifci MA، نعمتی S، Acharya UR (2020) روشی جدید برای طبقه‌بندی احساسات مرورهای دارویی با استفاده از تلفیقی از تکنیک‌های یادگیری عمیق و ماشین. سیستم مبتنی بر دانش 198:105949

Batbaatar E, Li M, Ryu KH (2019) شبکه عصبی معنایی-احساس برای تشخیص احساسات از متن. دسترسی IEEE 7:111866–111878

Becker K، Moreira VP، dos Santos AG (2017) طبقه بندی احساسات چند زبانه 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-rera-Viedma E (2020) روشی با پشتیبانی از جاسازی‌های آگاه از زمینه برای استخراج فرهنگ لغت قطبیت احساسات فازی. سیستم مبتنی بر دانش 190:105236

Bhardwaj A, Narayan Y, Dutta M et al (2015) تحلیل احساسات برای پیش بینی بازار سهام هند با استفاده از sensex و nifty. Procedia Comput Sci 70:85-91

Bhaskar J, Sruthi K, Nedungadi P (2015) رویکرد ترکیبی برای طبقه بندی احساسات مکالمه صوتی بر اساس متن و گفتار کاوی. Procedia Comput Sci 46:635-643

براون ان، ون در لی سی، گاتی ال، گودبک ام، کراهمر ای (2021) مموفک: معرفی پیکره فوتبال عاطفی چند زبانه. Lang Resour Eval 55(2):389-430

Buchar J, Žnidaršič M, Povh J (2018) مجموعه خبری مشروح و واژگانی برای تجزیه و تحلیل احساسات در اسلوونی. Lang Resour Eval 52 (3): 895–919

Buechel S, Hahn U (2017) Emobank: مطالعه تأثیر دیدگاه حاشیه نویسی و قالب نمایش بر تجزیه و تحلیل هیجان بعدی. در: مجموعه مقالات پانزدهمین کنفرانس فصل اروپایی انجمن زبانشناسی محاسباتی: جلد 2، مقالات کوتاه، صفحات 578-585

Chaffar S، Inkpen D (2011) استفاده از مجموعه داده ناهمگن برای تجزیه و تحلیل احساسات در متن. در: Butz C، Lingras P (eds) پیشرفت در مصنوعی

هوش Canadian AI 2011. یادداشت های سخنرانی در علوم کامپیوتر، جلد 6657. Springer، برلین، هایدلبرگ.[https://doi.org/10.](https://doi.org/10.1007/978-3-642-21043-3_8) [1007/978-3-642-21043-3\_8](https://doi.org/10.1007/978-3-642-21043-3_8)

Chatterjee A, Gupta U, Chinnakotla MK, Srikanth R, Galley M, Agrawal P (2019) درک احساسات در متن با استفاده از یادگیری عمیق و داده های بزرگ. Comput Hum Behav 93:309-317

Chen T, Xu R, He Y, Wang X (2017) بهبود تحلیل احساسات از طریق طبقه بندی نوع جمله با استفاده از BILSTM-CRF و CNN. Expert Syst Appl 72:221-230

چو اچ، کیم اس، لی جی، لی جی اس (2014) ادغام دیکشنری های چندگانه احساسات مبتنی بر داده برای طبقه بندی احساسات مبتنی بر واژگان در بررسی های محصول. سیستم مبتنی بر دانش 71:61-71

Chowanda A, Sutoyo R, Tanachutiwat S et al (2021) کاوش تکنیک های یادگیری ماشینی تشخیص احساسات مبتنی بر متن در مکالمه رسانه های اجتماعی. Procedia Comput Sci 179:821-828

Dahou A, Xiong S, Zhou J, Haddoud MH, Duan P (2016) جاسازی‌های کلمه و طبقه‌بندی احساسات عربی شبکه عصبی کانولوشنال. در: مجموعه مقالات کولینگ 2016، بیست و ششمین کنفرانس بین المللی زبانشناسی محاسباتی: مقالات فنی، صفحات 2418-2427

دشتی پور ک، گوگیت ام، لی جی، جیانگ اف، کنگ بی، حسین آ (2020) چارچوب تحلیل احساسات ترکیبی فارسی: ادغام قواعد مبتنی بر دستور زبان وابستگی و شبکه‌های عصبی عمیق. محاسبات عصبی 380:1-10

Devi Sri Nandhini M، Pradeep G (2020) یک رویکرد ترکیبی همزمان و مبتنی بر رتبه بندی برای تشخیص جنبه های ضمنی در تحلیل احساسات مبتنی بر جنبه. SN Comput Sci 1:1-9

Dheeraj K، Ramakrishnudu T (2021) تشخیص احساسات منفی در متون آنلاین بیماران مرتبط با سلامت روان با استفاده از یادگیری عمیق با مدل MHA-BCNN. Expert Syst Appl 182:115265

دیکسون تی (2012) "احساس": تاریخچه یک کلمه کلیدی در بحران. Emot Rev 4 (4): 338-344

اکمن پی (1992) استدلالی برای احساسات اساسی. Cognit Emot 6(3-4):169-200

Esuli A, Sebastiani F (2006) Sentiwordnet: یک منبع واژگانی در دسترس عموم برای نظر کاوی. LREC، Citeseer 6:417-422

Gamon M (2004) طبقه بندی احساسات بر روی داده های بازخورد مشتری: داده های پر سر و صدا، بردارهای ویژگی بزرگ و نقش تجزیه و تحلیل زبانی. در: COLING 2004: مجموعه مقالات بیستمین کنفرانس بین المللی زبانشناسی محاسباتی، صفحات 841-847

گارسیا کی، برتون ال (2021) تشخیص موضوع و تجزیه 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 احساسات متنی در شبکه‌های اجتماعی با استفاده از طبقه‌بندی گروه جدید بر اساس برآوردگر درخت پرزن (tpe). نرم افزار محاسبات عصبی 31 (12): 8971-8983

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 12-17

Gräbner D، Zanker M، Fliedl G، Fuchs M، و همکاران. (2012) طبقه بندی نظرات مشتریان بر اساس تجزیه و تحلیل احساسات. در: ENTER، Citeseer، pp 460-470

Hasan M, Rundensteiner E, Agu E (2014) Emotex: تشخیص احساسات در پیام های توییتر. در: کنفرانس 2014 ASE BIGDATA/SOCIALCOM/CYBERSECURITY. دانشگاه استنفورد، آکادمی علوم و مهندسی (ASE)، ایالات متحده آمریکا، ASE، صفحات 1-10

Hasan M, Rundensteiner E, Agu E (2019) تشخیص خودکار احساسات در جریان متن با تجزیه و تحلیل داده های توییتر. Int J Data Sci Anal 7(1):35-51

Hazarika D، Poria S، Zimmermann R، Mihalcea R (2020) یادگیری انتقال مکالمه ای برای تشخیص احساسات. Inf Fusion 65:1-12

حسینی ع (1396) عاطفه کاوی در سطح جمله بر اساس ترکیب ویژگی های فراسطح تطبیقی ​​و ویژگی های نحوی جمله. Eng Appl Artif Intell 65:361-374

1 3

**81**\ صفحه 18 از 19 تجزیه و تحلیل شبکه های اجتماعی و استخراج (2021) 11:81

Hutto C، Gilbert E (2014) Vader: یک مدل قاعده‌محور برای تحلیل احساسات متن رسانه‌های اجتماعی. در: مجموعه مقالات کنفرانس بین المللی AAAI در وب و رسانه های اجتماعی، جلد 8 Itani M, Roast C, Al-Khayatt S (2017) توسعه منابع برای تحلیل احساسات متن عربی غیررسمی در رسانه های اجتماعی. Procedia

Comput Sci 117:129-136

ایزارد سی (1992) عواطف اساسی، روابط بین عواطف، و روابط هیجانی-شناختی. Psychol Rev 99 (3): 561-565

Jain VK, Kumar S, Fernandes SL (2017) استخراج احساسات از متن چند زبانه با استفاده از پردازش متن هوشمند و زبانشناسی محاسباتی. J Comput Sci 21:316-326

Jang HJ، Sim J، Lee Y، Kwon O (2013) تجزیه و تحلیل احساسات عمیق: استخراج علیت بین شخصیت-ارزش-نگرش برای تجزیه و تحلیل تبلیغات تجاری در رسانه های اجتماعی. Expert Syst Appl 40(18):7492-7503

Jha V، Savitha R، Shenoy PD، Venugopal K، Sangaiah AK (2018) فرهنگ لغت آگاه از احساسات جدید برای طبقه‌بندی احساسات چند دامنه‌ای. Comput Electr Eng 69:585-597

Jian Z, Chen X, Wang Hs (2010) طبقه بندی احساسات با استفاده از تئوری شبکه های عصبی مصنوعی. J China Univ Posts Telecommun 17:58–62

Jurek A, Mulvenna MD, Bi Y (2015) تحلیل احساسات مبتنی بر واژگان بهبود یافته برای تجزیه و تحلیل رسانه های اجتماعی. Secur Inform 4(1):1-13 Kratzwald B, Ilić S, Kraus M, Feuerriegel S, Prendinger H (2018) یادگیری عمیق برای محاسبات عاطفی: تشخیص احساسات مبتنی بر متن

در پشتیبانی تصمیم گیری Decis Support Syst 115:24-35

Laubert C, Parlamis J (2019) آیا عصبانی هستید (شاد، غمگین) یا نه؟ دشواری تشخیص احساسات در مذاکره با ایمیل گروه تصمیم گیری 28 (2): 377-413

Le Q، Mikolov T (2014) بازنمایی های توزیع شده احکام و اسناد. در: کنفرانس بین المللی یادگیری ماشین، صفحات 1188-1196

Li Z، Xie H، Cheng G، Li Q (2021) توزیع احساسات در سطح کلمه با دو طرحواره برای طبقه بندی احساسات متن کوتاه. Syst مبتنی بر دانش 227:107163

Liu Y, Wan Y, Su X (2019) شناسایی انتظارات فردی در بازیابی خدمات از طریق پردازش زبان طبیعی و یادگیری ماشین. Expert Syst Appl 131:288-298

Liu F، Zheng J، Zheng L، Chen C (2020a) ترکیب شبکه عصبی بازگشتی دروازه‌دار دو طرفه مبتنی بر توجه و شبکه عصبی کانولوشنال دو بعدی برای طبقه‌بندی احساسات در سطح سند. محاسبات عصبی 371:39-50

Liu S, Lee K, Lee I (2020b) طبقه‌بندی احساسات چند موضوعی در سطح سند داده‌های ایمیل با bilstm و افزایش داده‌ها. سیستم مبتنی بر دانش 197:105918

Lövheim H (2012) یک مدل سه بعدی جدید برای احساسات و انتقال دهنده های عصبی مونوآمین. فرضیه Med 78 (2): 341-348

Ma X، Zeng J، Peng L، Fortino G، Zhang Y (2019) مدل‌سازی چند جنبه در یک جمله نظری به طور همزمان برای تحلیل احساسات سطح جنبه. Future Gener Comput Syst 93:304-311

Meena A, Prabhakar TV (2007) تحلیل احساسات سطح جمله در حضور حروف ربط با استفاده از تحلیل زبانی. در: Amati G، Carpineto C، Romano G (eds) پیشرفت در بازیابی اطلاعات. ECIR 2007. نکات سخنرانی در علوم کامپیوتر، جلد 4425. Springer، برلین، هایدلبرگ.<https://doi.org/10.1007/978-3-540-71496-5_53>

Mladenović M, Mitrović J, Krstev C, Vitas D (2016) چارچوب تجزیه و تحلیل احساسات ترکیبی برای یک زبان غنی از نظر مورفولوژیکی. J Intell Inf Syst 46(3):599-620

محمد اس ام، تورنی پی دی (2013) جمع سپاری واژگان تداعی کلمه-احساس. Comput Intel 29(3):436-465

Moraes R، Valiati JF، Gavião Neto WP (2013) طبقه بندی احساسات در سطح سند: مقایسه تجربی بین SVM و ANN. Expert Syst Appl 40(2):621-633

Mukherjee P, Badr Y, Doppalapudi S, Srinivasan SM, Sangwan RS, Sharma R (2021) تأثیر نفی در جملات بر

تجزیه و تحلیل احساسات و تشخیص قطبیت Procedia Comput Sci 185:370-379

Munezero M، Montero CS، Sutinen E، Pajunen J (2014) آیا آنها متفاوت هستند؟ تشخیص عاطفه، احساس، عاطفه، عواطف و عقیده در متن. IEEE Trans Affect Comput 5(2):101-111

Nagamanjula R، Pethalakshmi A (2020) یک چارچوب جدید مبتنی بر بهینه‌سازی دو هدفه و lan 2 fis برای تجزیه و تحلیل احساسات توییتر. Soc Netw Anal Min 10:1-16

Nagarajan SM، Gandhi UD (2019) طبقه بندی جریان داده های توییتر بر اساس تجزیه و تحلیل احساسات با استفاده از هیبریداسیون. نرم افزار محاسبات عصبی 31 (5): 1425-1433

Nandal N، Tanwar R، Pruthi J (2020) تجزیه و تحلیل احساسات سطح جنبه مبتنی بر یادگیری ماشین برای محصولات آمازون. Spat Inf Res 28(5):601-607

Onyenwe I, Nwagbo S, Mbeledogu N, Onyedinma E (2020) تأثیر حزب سیاسی/نامزد بر نتایج انتخابات از دیدگاه تحلیل احساسات با استفاده از # anambradecides2017 توییت. Soc Netw Anal Min 10(1):1-17

Pasupa K، Ayutthaya TSN (2019) تجزیه و تحلیل احساسات تایلندی با تکنیک های یادگیری عمیق: یک مطالعه تطبیقی ​​بر اساس جاسازی کلمه، برچسب پست، و ویژگی های احساسی. Sustain Cities Soc 50:101615

Plutchik R (1982) یک نظریه روانی تکاملی احساسات.[https://](https://doi.org/10.1177/053901882021004003) [doi.org/10.1177/053901882021004003](https://doi.org/10.1177/053901882021004003)

Poria S, Gelbukh A, Cambria E, Hussain A, Huang GB (2014) Emosenticspace: چارچوبی جدید برای استدلال عاطفی عقل سلیم. سیستم مبتنی بر دانش 69:108-123

Prabowo R، Thelwall M (2009) تجزیه و تحلیل احساسات: یک رویکرد ترکیبی. J Inform 3(2):143-157

Pu X، Wu G، Yuan C (2019) بررسی نظرات کلی برای طبقه‌بندی احساسات سطح سند با SVM ساختاری. Multim Syst 25 (1): 21-33

Rabeya T، فردوس S، علی HS، Chakraborty NR (2017) نظرسنجی در مورد تشخیص احساسات: یک رویکرد عقبگرد مبتنی بر واژگان برای تشخیص احساسات از متن بنگالی. در: 2017 بیستمین کنفرانس بین المللی کامپیوتر و فناوری اطلاعات (ICCIT)، IEEE، صفحات 1-7

Rao G، Huang W، Feng Z، Cong Q (2018) LSTM با بازنمایی جملات برای طبقه‌بندی احساسات در سطح سند. محاسبات عصبی 308:49-57

Ray P، Chakrabarti A (2020) رویکرد ترکیبی روش یادگیری عمیق و روش مبتنی بر قانون برای بهبود تحلیل احساسات سطح جنبه. Appl Comput Inform

رابرتز کی، روچ MA، جانسون جی، گاتری جی، هاراباگیو اس ام (2012) Empatweet: حاشیه نویسی و تشخیص احساسات در توییتر. Lrec, Citeseer 12:3806–3813

راسل JA (1980) یک مدل دایره ای از عاطفه. J Pers Soc Psychol 39(6):1161

Sailunaz K, Alhajj R (2019) تحلیل احساسات و عواطف از متن توییتر. J Comput Sci 36:101003

Salinca A (2015) طبقه بندی تجاری را با استفاده از تجزیه و تحلیل احساسات بررسی می کند. در: مجموعه مقالات 2015 هفدهمین سمپوزیوم بین المللی الگوریتم های نمادین و عددی برای محاسبات علمی (SYNASC)، IEEE، صفحات 247-250

Sangeetha K، Prabha D (2020) تجزیه و تحلیل احساسات بازخورد دانش آموز با استفاده از مدل تلفیقی توجه چند سر از جاسازی کلمه و متن برای LSTM. J Ambient Intelll Hum Comput 12:4117–4126

Sasidhar TT، Premjith B، Soman K (2020) تشخیص احساسات در متن رسانه اجتماعی ترکیبی کد به زبان انگلیسی (هندی + انگلیسی). Pro-cedia Comput Sci 171:1346-1352

Schouten K، Frasincar F (2015) بررسی روی تحلیل احساسات سطح جنبه. IEEE Trans Knowl Data Eng 28(3):813-830

Seal D, Roy UK, Basak R (2020) تشخیص احساسات در سطح جمله از متن بر اساس قوانین معنایی. در: اطلاعات و

1 3

تجزیه و تحلیل شبکه اجتماعی و استخراج (2021) 11:81\ صفحه 19 از 19  **81**

فناوری ارتباطات برای توسعه پایدار اسپرینگر، ص 423-430

Shamantha RB، Shetty SM، Rai P (2019) تجزیه و تحلیل احساسات با استفاده از طبقه 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

Sharma P، Sharma A (2020) بررسی تجربی سیستم خودکار برای تجزیه و تحلیل احساسات توییتر برای پیش‌بینی احساسات عمومی با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین. Mater Today Proc

Shaver P, Schwartz J, Kirson D, O'connor C (1987) Emotion-Edge: کاوش بیشتر در مورد یک رویکرد نمونه اولیه. J Pers Soc Psychol 52(6):1061

Shelke NM (2014) رویکردهای تشخیص احساسات از متن. Int J Comput Sci Inf Technol 2(2):123-128

Shirsat VS، Jagdale RS، Deshmukh SN (2019) شناسایی و محاسبه احساسات سطح جمله از مقالات خبری با استفاده از تکنیک‌های یادگیری ماشین. در: محاسبات، ارتباطات و پردازش سیگنال. اسپرینگر، ص 371-376

Shrivastava K، Kumar S، Jain DK (2019) یک رویکرد موثر برای تشخیص احساسات در داده های متنی چند رسانه ای با استفاده از شبکه عصبی کانولوشن مبتنی بر توالی. Multim Tools Appl 78(20):29607–29639

سینگ ام، جاخار AK، پاندی اس (2021) تجزیه و تحلیل احساسات در مورد تأثیر ویروس کرونا در زندگی اجتماعی با استفاده از مدل برت. Soc Netw Anal Min 11(1):1–11

Songbo T، Jin Z (2008) مطالعه تجربی تحلیل احساسات برای اسناد چینی. Expert Syst Appl 34(4):2622-2629

Souma W, Vodenska I, Aoyama H (2019) تجزیه و تحلیل احساسات خبری پیشرفته با استفاده از روش های یادگیری عمیق. J Comput Soc Sci 2 (1): 33-46

Soumya S، Pramod KV (2020) تجزیه و تحلیل احساسات توییت‌های مالایالام با استفاده از تکنیک‌های یادگیری ماشین. ICT Express 6 (4): 300-305

Strapparava C، Valitutti A، و همکاران. (2004) Wordnet effect: یک بسط عاطفی از wordnet. در: Lrec, Citeseer, vol 4, pp 1083-1086 Sun S, Luo C, Chen J (2017) مروری بر پردازش زبان طبیعی

تکنیک های سیستم های نظر کاوی Inf Fusion 36:10-25 Symeonidis S، Efrosynidis D، Arampatzis A (2018) مقایسه ای

ارزیابی تکنیک های پیش پردازش و تعاملات آنها برای تجزیه و تحلیل احساسات توییتر Expert Syst Appl 110:298-310

Tang D, Qin B, Liu T (2015) یادگیری بازنمایی معنایی کاربران و محصولات برای طبقه‌بندی احساسات 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

تائو جی، نیش ایکس (2020) به سوی تحلیل احساسات چند برچسبی: رویکرد مبتنی بر یادگیری انتقالی. J Big Data 7(1):1-26

Tiwari P, Mishra BK, Kumar S, Kumar V (2020) اجرای روش n-gram برای تجزیه و تحلیل احساسات مجموعه داده گوجه فرنگی فاسد. در: تحلیل شناختی: مفاهیم، ​​روش‌شناسی، ابزارها و کاربردها، IGI Global، صفحات 689-701

Tomkins SS, McCarter R (1964) تأثیرات اولیه چیست و کجاست؟ برخی شواهد برای یک نظریه Percept Mot Skills 18(1):119-158

Untawale TM، Choudhari G (2019) پیاده‌سازی طبقه‌بندی احساسات نقدهای فیلم توسط رویکردهای یادگیری ماشینی تحت نظارت. 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) بهره‌برداری 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 با استفاده از همجوشی چند مدل. Future Gen Comput Syst 102:347–356 Yang X, Macdonald C, Ounis I (2018) با استفاده از جاسازی کلمه در توییت-

طبقه بندی انتخاباتی Inf Retriev J 21(2–3):183–207

Ye Q، Zhang Z، Law R (2009) طبقه بندی احساسات بررسی های آنلاین به مقاصد سفر با رویکردهای یادگیری ماشینی نظارت شده. Expert Syst Appl 36(3):6527-6535

Zhang D، Si L، Rego VJ (2012) تشخیص احساسات با داده های کمکی. Inf Retriev 15(3–4):373–390

**یادداشت ناشر**Springer Nature نسبت به آن بی طرف باقی می ماندادعاهای قضایی در نقشه های منتشر شده و وابستگی های سازمانی.

1 3