مجله محاسبات نرم، جلد ۱۳، شماره ۱ (بهار و تابستان ۱۴۰۳)، صفحه ۴۰ـ۵۷
https://doi.org/10.22052/scj.2023.248812.1126

مجله محاسبات نرم
SOFT COMPUTING JOURNAL
تارنمای مجله: scj.kashanu.ac.ir

دانشگاه کاشان
University of Kashan

مروری بر روش‌های یادگیری عمیق برای طبقه‌بندی هیجان در متن: پیشرفت‌ها، چالش‌ها و فرصت‌ها✧

مهدی رسولی[۱]، دانشجوی کارشناسی ارشد، وحید کیانی[۱*]، استادیار
[۱] دانشکده مهندسی، دانشگاه بجنورد، بجنورد، ایران.

اطلاعات مقاله

تاریخچه مقاله:
دریافت ۲۱ دی ماه ۱۴۰۱
پذیرش ۱۱ شهریور ماه ۱۴۰۲

کلمات کلیدی:
پردازش زبان طبیعی
تحلیل احساسات
شناسایی هیجان
طبقه‌بندی هیجان در متن
یادگیری عمیق

چکیده

امروزه افراد در بستر وب احساسات و هیجان خود را با کمک ابزارهای ارتباطی مختلف به اشتراک می‌گذارند، که یکی از رایج‌ترین آنها بیان احساسات در محتوای متنی مانند پست‌های رسانه‌های اجتماعی، نظرات فروشگاه‌های برخط و مرورهای کاربران است. تشخیص هیجان در متن شاخه‌ای از تحلیل احساسات است که هدف آن شناسایی انواع مختلف هیجان نویسنده در متن است. این حوزه علمی به تولیدکنندگان و ارائه‌کنندگان خدمات کمک می‌کند تا از نقاط ضعف و قوت خود آگاه شده و خدمات بهتری را برای مشتریان فراهم آورند. در سال‌های اخیر، تشخیص هیجان در متن به دلیل کاربردهای گسترده‌اش در تجارت، اقتصاد، سیاست، پزشکی، روانشناسی و جامعه‌شناسی به یک زمینه تحقیقاتی جذاب تبدیل شده است. در این مقاله مساله طبقه‌بندی هیجان در متن و روش‌های حل آن با تاکید بر یادگیری عمیق بررسی خواهد شد. همچنین شرح مختصری بر جدیدترین راهکارهای یادگیری عمیق ارائه خواهد شد که در سال‌های اخیر برای طبقه‌بندی هیجان در متن مورد استفاده قرار گرفته‌اند. علاوه بر این، تعدادی مجموعه داده برچسب‌گذاری شده، مهم‌ترین مسائل باز در تشخیص هیجان و جهت‌گیری‌های تحقیقاتی آینده نیز مطرح خواهند شد که می‌تواند راهنمای خوبی برای محققین جدید این حوزه باشد.

۱. مقدمه

در طول پنجاه سال اخیر، هوش مصنوعی به ارائه راه‌حل‌های موثری برای مسائل عمده انسانی و اجتماعی در حوزه‌های مختلف از جمله تحلیل معنایی متن و ترجمه ماشینی نائل آمده است [۱]. پردازش زبان طبیعی[۱]، شاخه‌ای از هوش مصنوعی است که از فنون زبانی و محاسباتی برای کمک به رایانه‌ها در درک و تولید زبان‌های انسانی به شکل متن و گفتار استفاده می‌کند [۲]. از جمله مهم‌ترین مسائل در حوزه پردازش زبان طبیعی می‌توان به ترجمه خودکار، سیستم‌های پرسش و پاسخ، بازیابی و جستجوی اطلاعات، خلاصه‌سازی متن و تحلیل احساسات اشاره کرد [۳]، [۴]. هدف تحلیل احساسات در متن، تحلیل زبان انسانی است به گونه‌ای که عقاید، ایده‌ها و تفکرات انسان به صورت خودکار از متن استخراج شود. در تحلیل احساسات، عموما قطبیت نظر نویسنده متن در حالت‌های مثبت، منفی و خنثی ارزیابی می‌شود [۵]. تشخیص هیجان در متن شاخه‌ای از تحلیل احساسات است که به جای در نظر گرفتن سه حالت

✧ نوع مقاله: مروری
* نویسنده مسئول
پست(های) الکترونیک: mrasouli.edu@gmail.com (رسولی)
v.kiani@ub.ac.ir (کیانی)

[1] Natural Language Processing (NLP)

نحوه ارجاع به مقاله: مهدی رسولی و وحید کیانی، «مروری بر روش‌های یادگیری عمیق برای طبقه‌بندی هیجان در متن: پیشرفت‌ها، چالش‌ها و فرصت‌ها»، مجله محاسبات نرم، جلد ۱۳، شماره ۱، صفحات ۴۰ـ۵۷، بهار و تابستان ۱۴۰۳.

احساسی کلی مثبت، منفی و خنثی، بر تشخیص انواع مختلف هیجان در انسان تمرکز دارد که حالت‌های بیشتری مانند ترس، شادی، غم، عصبانیت و تعجب را پوشش می‌دهد [۶]. تشخیص هیجان می‌تواند در متن، تصویر، صوت یا ویدیو انجام شود. متن نسبت به سایر رسانه‌ها در دسترس‌تر است، اما برداشت‌های احساسی و هیجانی مختلفی می‌تواند از یک متن انجام شود. به همین دلیل، تشخیص هیجان در متن یک حوزه تحقیقاتی جذاب، پرکاربرد و چالش برانگیز است [۷].

تحلیل هیجان در متن کمک می‌کند تا صاحبان شرکت‌ها و صنایع، سیاستمداران، تولیدکنندگان، خبرگزاری‌ها و شبکه‌های خبری از احساسات جوامع انسانی حوزه خود آگاه شده، تصمیم‌های مناسبی را اتخاذ کرده و اصلاحات لازم را در عملکرد خود اعمال کنند [۸]. نمونه‌هایی از کاربردهای تحلیل هیجان در متن شامل ارزیابی اثرات تصمیمات یا رویدادهای سیاسی بر جامعه، درک نقاط ضعف و قوت محصولات و اصلاح محصول، اتخاذ استراتژی‌های بازاریابی مناسب، توصیه فیلم و موسیقی، پیش‌بینی تغییرات احتمالی قیمت‌ها در بازارهای مالی، اتخاذ روش‌های آموزشی مناسب در محیط‌های آموزشی، تعیین اثرات روانی اخبار بر جامعه، تحلیل اثرات رویدادهای اجتماعی مانند همه‌گیری بیماری کرونا و افزایش ادراک ربات‌ها در تعامل با انسان است [۶].

این مقاله قصد دارد خواننده را با مساله طبقه‌بندی هیجان در متن و روش‌های مختلف حل آن به خصوص روش‌های مبتنی بر یادگیری عمیق آشنا کند. ساختار بخش‌های بعدی مقاله به این صورت است: در بخش دوم این مقاله، مدل‌های مختلف هیجان مطرح خواهند شد. در بخش سوم، مساله تشخیص هیجان در متن معرفی خواهد شد. بخش چهارم به معرفی بعضی مجموعه داده‌های برچسب‌گذاری شده برای طبقه‌بندی هیجان در متن اختصاص دارد. در بخش پنجم، مباحث بنیادین در یادگیری عمیق تشریح خواهند شد. در بخش ششم، بعضی راهکارهای رایج در حوزه یادگیری عمیق معرفی شده‌اند که در سال‌های اخیر برای طبقه‌بندی هیجان در متون غیرفارسی مورد استفاده قرار گرفته‌اند. در بخش هفتم، آخرین تحقیقات انجام شده در زمینه طبقه‌بندی هیجان در متن فارسی بررسی شده‌اند. بخش هشتم به بررسی چالش‌های باقیمانده و فرصت‌های پژوهشی پیش‌رو پرداخته است. در نهایت، بخش نهم به نتیجه‌گیری از مقاله می‌پردازد.

۲. مدل‌های هیجان

هیجان را می‌توان به عنوان تجربه و جریان قوی احساسات در افراد در پاسخ به یک رویداد یا وضعیت تعریف کرد [۹]. هیجان یک واکنش شدید و کوتاه مدت است که فرد به طور معمول نسبت به وقوع آن کاملا آگاه است. به عنوان مثال شادی، غم، عصبانیت و ترس نمونه‌هایی از انواع هیجان هستند. علت هیجان می‌تواند یک عامل خارجی مانند دیدن یک فیلم یا رخداد یک واقعه خاص در جامعه یا یک احساس درونی فرد مانند حس افسردگی یا شادمانی باشد. هیجان یک جزء جدانشدنی از زندگی ما انسان‌ها است که به ما کمک می‌کند تا با دیگران ارتباط برقرار کنیم و با بقیه افراد جامعه همسو و هم‌صدا شویم [۱۰].

مدل‌های هیجان جزء بنیادین و اساسی در سیستم‌های تشخیص هیجان هستند، که نحوه بازنمائی انواع هیجان را در سیستم تشخیص هیجان تعیین می‌کنند. در طبقه‌بندی هیجان، از مدل‌های گسسته هیجان استفاده می‌شود. این مدل‌ها، هیجان انسان را به کمک تعدادی حالت گسسته توصیف می‌کنند. مهم‌ترین مدل‌های گسسته هیجان عبارتند از:

۱. مدل اکمن: رایج‌ترین دسته‌بندی برای انواع هیجان نظریه بزرگ شش دسته‌ای پائول اکمن[1] است که انواع حالت‌های هیجانی انسان را به شش نوع ترس، عصبانیت، شادی، غم، نفرت و تعجب تقسیم می‌کند [۱۱]، [۱۲]. مدل پائول اکمن تاکنون با موفقیت برای توصیف حالات چهره انسان به کار بسته شده است. با این وجود، در بعضی کاربردها، شش حالت هیجانی پیشنهاد شده توسط اکمن برای توصیف انواع هیجان انسان کافی نیستند.

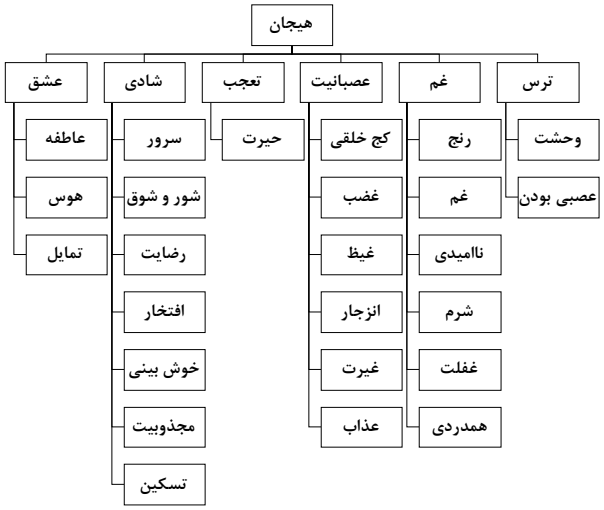
[1] Paul Ekman

۲. مدل راشل جک[1]: در یکی از آخرین مطالعه‌ها توسط راشل جک [۱۳] در سال ۲۰۱۶، تنها حالت‌هایی در انسان به عنوان هیجان اساسی در نظر گرفته شده‌اند که حالات چهره متفاوتی را در انسان ایجاد کنند. از آنجایی که در هر دو حالت ترس و تعجب ابروها بالا می‌روند و در هر دو حالت نفرت و عصبانیت بینی چروکیده می‌شود، در تحقیق مذکور انواع هیجان اساسی انسان به جای مدل شش دسته‌ای اکمن، به تنها چهار دسته عصبانیت، ترس، شادی و غم تقسیم شده است. حالت هیجانی اساسی و حالات چهره متناظر با آنها برای مدل اکمن و مدل راشل جک در شکل (۱) نمایش داده شده‌اند.

۳. مدل پاروت: مدل پاروت[2] نیز شش هیجان را به عنوان هیجان‌های اساسی در نظر گرفته است که شامل ترس، غم، تعجب، عصبانیت، عشق و شادی هستند [۱۴]. علاوه بر این‌ها پاروت حالت‌های هیجانی ثانویه را نیز برای انسان مطرح کرده و تا ۱۰۰ حالت هیجانی را در یک ساختار درختی سازماندهی کرده است. دو سطح ابتدایی از درخت هیجان پاروت در شکل (۲) نمایش داده شده است.

۴. مدل پلاچیک: رابرت پلاچیک[3] تعداد هیجان اساسی را هشت نوع هیجان در نظر گرفته است [۱۵]، که در مقابل یکدیگر مطرح شده‌اند. در این مدل، شادی در مقابل غم، اعتماد در مقابل نفرت، عصبانیت در مقابل ترس و تعجب در مقابل اضطراب مطرح شده است. مدل پلاچیک نسبت به مدل اکمن شامل دو هیجان بیشتر یعنی اعتماد و اضطراب است. همچنین، پلاچیک بر خلاف اکمن به امکان ترکیب حالت‌های هیجانی نیز معتقد بود. پلاچیک علاوه بر هشت نوع هیجان اساسی، در «دایره هیجان پلاچیک[4]»، بیست و چهار نوع هیجان فرعی را نیز مطرح کرده است که از ترکیب انواع هیجان با یکدیگر حاصل می‌شوند.

شکل (۱): مدل شش مقوله‌ای پائول اکمن و مدل چهار مقوله‌ای راشل‌جک برای انواع هیجان در انسان



شکل (۲): مدل درختی پاروت برای انواع هیجان در انسان

از مجموعه انواع مدل‌های هیجان که در این بخش معرفی شدند، مدل شش مقوله‌ای اکمن بیشتر از بقیه در تحلیل هیجان متن مورد استفاده قرار گرفته است، هرچند استفاده از مدل‌های پیچیده‌تر می‌تواند به مدل‌سازی دقیق‌تر انواع هیجان منجر شود.

۳. تشخیص هیجان در متن

تشخیص خودکار هیجان در متن شامل فرآیندهایی مبتنی بر هوش مصنوعی است که طی آنها سیستم هوشمند باید با مدل‌سازی و بررسی متون، انواع هیجان موجود در آنها را تشخیص دهد. کائو و همکاران مساله تشخیص هیجان در متن

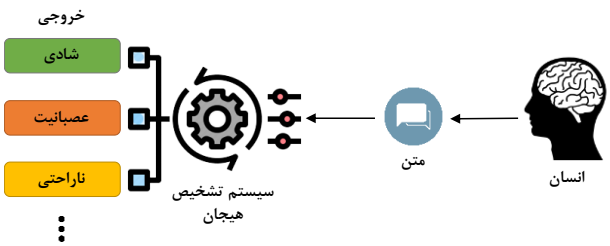
[1] Rachael Jack
[2] Parrot
[3] Plutchik
[4] Plutchik's Wheel of Emotions

را به زبان ریاضی به شکل زیر بیان کرده‌اند [۱۶]:

$$r: A * T \rightarrow E \quad (۱)$$

که در آن T متن ورودی است که باید هیجان آن مشخص شود، A نویسنده متن و E هیجان موجود در متن است. نماد r رابطه بین نویسنده، متن و هیجان را نشان می‌دهد. این رابطه بیان می‌کند که هیجان خروجی به متن نوشته شده و نویسنده آن بستگی دارد. یک سیستم تشخیص خودکار هیجان به طور معمول تنها متن ورودی را دریافت می‌کند و از هویت نویسنده یا تفکرات او ناآگاه است. به همین دلیل، تشخیص هیجان در متن می‌تواند چالش برانگیز باشد.

تشخیص هیجان در متن، در واقع یک مساله طبقه‌بندی چندکلاسه است. در سیستم طبقه‌بندی هیجان همان‌طور که در شکل (۳) مشاهده می‌کنید، داده ورودی به صورت متن به سیستم تشخیص وارد می‌شود. سپس سیستم با پردازش متن ورودی، خروجی را به صورت انواع هیجان مانند شادی، غم، عصبانیت و غیره اعلام می‌کند.



شکل (۳): عملکرد سیستم تشخیص هیجان در متن

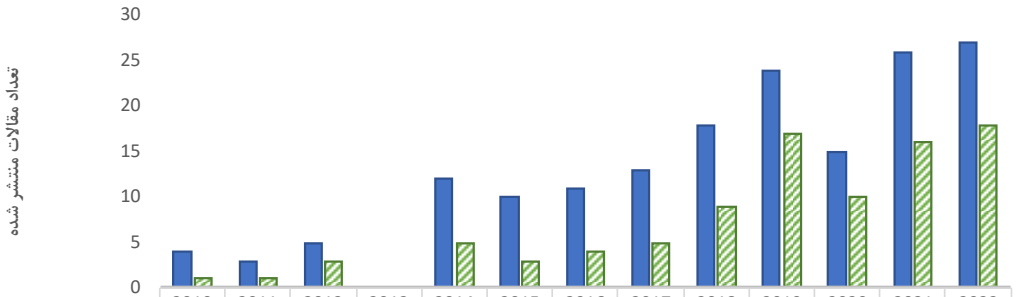
طبقه‌بندی هیجان در متن یک فعالیت چالش برانگیز است زیرا متن ممکن است حاوی خطاهای گرامری باشد، به صورت غیررسمی و محاوره‌ای نوشته شده باشد، بسیار کوتاه باشد و کنایه و ضرب‌المثل نیز در آن وجود داشته باشد. همچنین، انواع هیجان را نمی‌توان به نشانه‌های یکتا و ویژه‌ای در متن مرتبط کرد و تفسیر معنای هر کلمه به زمینه متن و کلمات اطراف آن نیز وابسته است [۶]. علیرغم این چالش‌ها، تشخیص هیجان در متن امری ضروری و اجتناب‌ناپذیر است. تشخیص هیجان در متن به بهبود تعامل انسان با رایانه کمک می‌کند و در بسیاری از کاربردها تنها رسانه در دسترس برای تشخیص هیجان، متن نوشته شده توسط افراد است. همچنین، امروزه استفاده از متن برای بیان عقاید و نظرات بسیار رایج شده است. سیستم تشخیص هیجان در متن می‌تواند در ساخت چت باط‌های هوشمند برای مشاوره، شناسایی جملات توهین‌آمیز در مکالمات، تحلیل وضعیت بیماران روانی و افراد مستعد خودکشی، تحلیل نظرات کاربران در شبکه‌های اجتماعی، بررسی رضایت کاربران در فروشگاه‌های برخط و بسیاری کاربردهای دیگر به کار برده شود [۶]، [۸]، [۱۴].

۱.۳. حجم تحقیقات تشخیص هیجان در متن

برای ارزیابی میزان تحقیقات انجام شده در زمینه تشخیص هیجان در متن در طول سال‌های مختلف، دو موتور جستجوی علمی Google Scholar و Scopus مورد بررسی قرار گرفتند. در هر یک از این موتورهای جستجوی بین‌المللی، مقالاتی که در عنوان آنها سه کلمه Emotion Detection Text آمده بود، مورد جستجو قرار گرفتند. تعداد مقالات یافت شده در سال‌های ۲۰۱۰ تا ۲۰۲۲ به تفکیک موتورهای جستجو در شکل (۴) نمایش داده شده‌اند. نتایج نشان می‌دهند که از سال ۲۰۱۴ به بعد، به تدریج تحقیقات در زمینه شناسایی هیجان در متن سیر صعودی به خود گرفته است و در سال ۲۰۲۲ به حداکثر مقدار خود رسیده است. این موضوع نشان می‌دهد تشخیص هیجان در متن یک حوزه داغ تحقیقاتی است که می‌تواند مورد پژوهش بیشتر قرار بگیرد.

۴. مجموعه داده‌ها

یکی از چالش‌ها در تولید سیستم‌های تشخیص هیجان در متن، یافتن مجموعه داده‌ای با برچسب‌گذاری مناسب برای ارزیابی دقت نهایی سیستم است. تعداد قابل‌توجهی از مجموعه داده‌های معیار به راحتی در دسترس بوده و به صورت رایگان قابل دریافت هستند که در این بخش به معرفی برخی از آنها می‌پردازیم. مشخصات این مجموعه داده‌ها در جدول (۱) خلاصه شده است. توزیع نمونه‌ها بین طبقات هیجانی مختلف در اکثر این مجموعه داده‌ها یکسان نیست و تشخیص هیجان در آنها یک مساله طبقه‌بندی نامتوازن است.



	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022
Google Scholar	4	3	5	0	12	10	11	13	18	24	15	26	27
Scopus	1	1	3	0	5	3	4	5	9	17	10	16	18

شکل (۴): روند افزایش تحقیقات در زمینه تشخیص هیجان در متن از سال ۲۰۱۰ تا ۲۰۲۲

جدول (۱): مجموعه داده‌های معیار برای ارزیابی سیستم‌های طبقه‌بندی هیجان در متن

مجموعه‌داده	زبان	سال	محتوا	تعداد نمونه	مدل هیجان	برچسب‌گذاری
EmoPars	فارسی	۲۰۲۱	توئیت	۳۰۰۰۰	اکمن	چند برچسبی
PersianTweets	فارسی	۲۰۲۱	توئیت	۱۱۳۰۰۰	اکمن	تک برچسبی
ArmanEmo	فارسی	۲۰۲۲	توئیت و نظر	۷۰۰۰	اکمن	تک برچسبی
EmoEvent	انگلیسی	۲۰۲۰	توئیت	۷۳۰۳	اکمن	تک برچسبی
ISEAR	انگلیسی	۱۹۹۴	جمله	۷۶۶۵	---	تک برچسبی
SemEval 2018	انگلیسی	۲۰۱۸	توئیت	۱۰۹۸۳	پلاچیک	چند برچسبی
EmoInt	انگلیسی	۲۰۱۷	توئیت	۷۰۰۰	راشل‌جک	تک برچسبی

۱.۴. مجموعه داده‌های فارسی

تاکنون، تحقیقات معدودی در زمینه تشخیص هیجان در متون فارسی انجام شده است. به همین دلیل، تعداد مجموعه داده‌های فارسی در دسترس برای تشخیص هیجان در متن فارسی محدود است. از بین مجموعه داده‌های فارسی مناسب برای طبقه‌بندی هیجان، تنها سه مجموعه داده EmoPars [۱۷]، [۲۰]، PersianTweets [۱۸] و ArmanEmo [۱۹]، [۲۱]، در دسترس عموم قرار دارند. هر سه مجموعه داده حاوی توئیت‌های فارسی هستند که طبق مدل اکمن در دسته‌های ترس، عصبانیت، شادی، غم، نفرت و تعجب برچسب‌گذاری شده‌اند. مجموعه داده EmoPars چند برچسبی است و برای هر نمونه در طبقات هیجانی مختلف از پنج کاربر انسانی رای‌گیری شده است. در مقابل، مجموعه داده‌های PersianTweets و ArmanEmo به صورت تک برچسبی برچسب‌گذاری شده‌اند و هر نمونه در آنها تنها یک برچسب دارد. مجموعه داده ArmanEmo علاوه بر توئیت‌های فارسی، حاوی نظرات کاربران دیجی‌کالا و نظرات کاربران در اینستاگرام نیز هست.

۲.۴. مجموعه داده‌های انگلیسی

با توجه به اینکه حجم تحقیقات تشخیص هیجان در متون انگلیسی نسبت به سایر زبان‌ها بیشتر است، مجموعه داده‌های انگلیسی زیادی برای تشخیص هیجان به صورت عمومی در دسترس هستند. در این بخش به تعداد کمی از این مجموعه داده‌ها اشاره خواهد شد [۶]. مجموعه داده EmoEvent در سال ۲۰۲۰ ارائه شده است و حاوی ۷۳۰۳ توئیت انگلیسی است. نمونه‌های این مجموعه داده به صورت تک برچسبی و بر اساس مدل اکمن برچسب‌گذاری شده‌اند. برای برچسب‌گذاری هر توئیت از سه کاربر در سامانه Amazon MTurkers استفاده شده است. مجموعه داده ISEAR[1] توسط مرکز ملی رقابت‌های تحقیقاتی سوئیس ارائه شده و حاوی ۷۶۶۵ جمله است که به

[1] International Survey on Emotion Antecedents and Reactions

صورت تک برچسبی در انواع هیجان ترس، عصبانیت، شادی، غم، نفرت، شرم و گناه برچسب‌گذاری شده‌اند. در سال ۲۰۱۸، مجموعه داده SemEval 2018 Task 1 Subtask 5 برای مساله طبقه‌بندی هیجان در توئیت‌های انگلیسی، عربی و اسپانیائی ارائه شده است. بخش انگلیسی این مجموعه داده شامل ۱۰۹۸۳ است. هر توئیت به صورت چند برچسبی با برچسب‌های باینری در یازده حالت هیجانی برچسب‌گذاری شده است که شامل هشت حالت هیجانی مدل پلاچیک همراه با سه حالت عشق، خوش‌بینی و بدبینی است. در این مجموعه داده، هر توئیت با مشارکت حداقل هفت نفر برچسب‌گذاری شده است. مجموعه داده EmoInt[1] در سال ۲۰۱۷ ارائه شده و حاوی ۷۰۰۰ توئیت انگلیسی است که بر اساس مدل هیجان راشل جک در چهار حالت هیجانی به صورت تک برچسبی برچسب‌گذاری شده‌اند.

۵. یادگیری عمیق

در سال‌های اخیر، مدل‌های یادگیری عمیق برای شناسایی هیجان در متن معرفی شده‌اند که نسبت به مدل‌های سنتی یادگیری ماشین از قدرت بیشتری در مدل‌سازی معنا و توالی کلمات برخوردار هستند [۲]، [۶]، [۸]. مدل‌های یادگیری عمیق می‌توانند در یک دنباله از لایه‌های شبکه عصبی عمیق، جزئیات پنهان و ذاتی معنایی را از متن استخراج کرده و هنگام تصمیم‌گیری بر اساس معنای متن عمل نمایند [۲۲]، [۲۳]. مدل‌های عمیق با استفاده از ساختارهای عصبی عمیق و لایه‌هایی که در خود دارند، به صورت خودکار ویژگی‌های مطلوب در هر حوزه کاربرد را یاد گرفته و به طور معمول باعث دستیابی به نتایج بهتر می‌شوند.

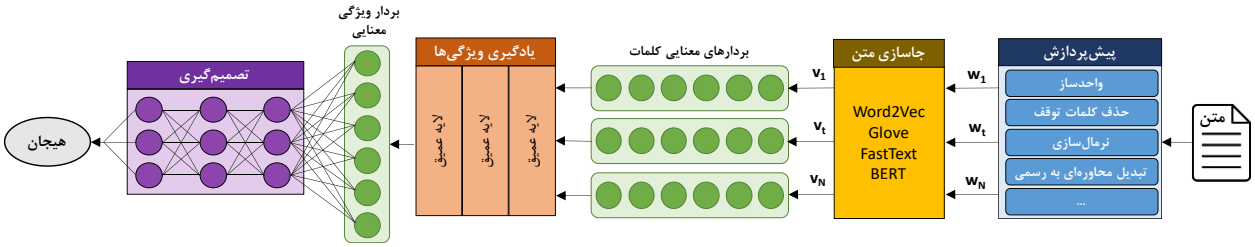
شکل (۵) فرآیند طبقه‌بندی هیجان در متن را با رویکرد یادگیری عمیق نشان می‌دهد. یک سیستم یادگیری عمیق برای طبقه‌بندی هیجان در متن، از چهار مرحله پیش‌پردازش، جاسازی متن، یادگیری ویژگی‌ها با لایه‌های عمیق و تصمیم‌گیری تشکیل می‌شود. متن نوشته شده توسط انسان به طور معمول حاوی کلمات محاوره‌ای، کلمات چند املایی، غلط‌های املایی، کاراکترهای اضافه و کلمات هجو (کلمات توقف) است. این عوامل نامطلوب در متن ورودی می‌توانند باعث شوند که عملکرد سیستم در تشخیص صحیح هیجان تضعیف شود. به همین دلیل، متن ابتدا توسط فرآیند پیش‌پردازش اصلاح شده و به یک متن قابل پردازش تبدیل می‌شود. در مرحله دوم، از آنجایی که مدل‌های یادگیری ماشینی نمی‌توانند به صورت مستقیم با کاراکترها و متن کار کنند و معمولا فقط ورودی‌های عددی می‌پذیرند، متن ورودی تمیز شده به کمک روش‌های جاسازی متن به یک بردار عددی، یک ماتریس، یا دنباله‌ای از برادرهای عددی تبدیل می‌شود. سپس در سومین مرحله یعنی مرحله یادگیری ویژگی‌ها، بردارهای عددی نماینده متن وارد یک یا چند لایه خاص شبکه‌های عمیق می‌شوند تا ویژگی‌های معنایی سطح بالاتری از بردارهای ورودی استخراج شوند. در مرحله چهارم، تصمیم‌گیری نهایی بر اساس بردار ویژگی معنایی انجام می‌شود. بخش تصمیم‌گیری معمولا شامل یک یا چند لایه تمام–متصل[2] است که در یادگیری ماشین سنتی نیز استفاده می‌شد. همان‌طور که در شکل (۵) مشاهده می‌کنید، یک مدل یادگیری عمیق از تعداد زیادی لایه تشکیل می‌شود که لایه‌های اولیه نقش استخراج ویژگی و لایه‌های انتهایی نقش تصمیم‌گیری خودکار را ایفا می‌کنند.

۱.۵. جاسازی متن

در روش‌های یادگیری عمیق، جاسازی متن به معنی تبدیل متن ورودی به یک بردار یا دنباله‌ای از بردارها است. اگر جاسازی متن با توجه به معنای متن انجام شود، سیستم یادگیری ماشین به دقت بالایی در طبقه‌بندی هیجان دست خواهد یافت. جاسازی متن می‌تواند در واحد کلمه، جمله یا سند انجام شود. در جاسازی کلمات هر کلمه به یک بردار عددی طول ثابت نگاشت داده می‌شود. روش‌های جاسازی معنایی کلمات طوری کلمات را به بردارهای عددی نگاشت می‌دهند که فاصله بین بردارهای کلماتی که مشابهت معنایی دارند کم و فاصله بردارهای کلماتی که تفاوت معنایی دارند زیاد باشد.

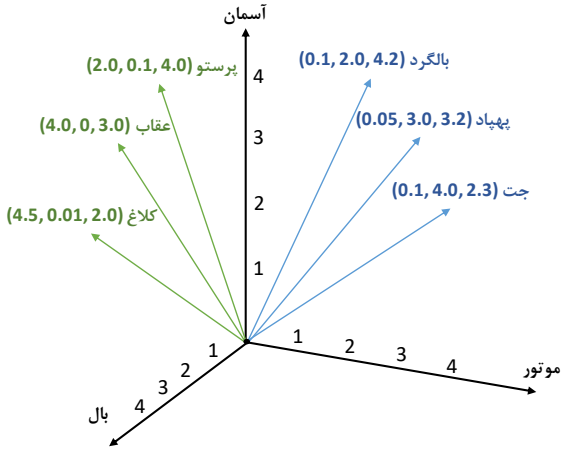
[1] Emotion Intensity

[2] Fully Connected Layer



شکل (۵): سیستم تشخیص هیجان در متن مبتنی بر یادگیری عمیق

در شکل (۶) نحوه جاسازی کلمات در یک فضای سه بعدی بصری‌سازی شده است. در فرآیند جاسازی کلمات، بردار متناظر با هر کلمه همواره یک بردار ثابت است و به کلمات قبل یا بعد آن وابسته نیست. برای یادگیری نگاشت بین کلمات با بردارهای معنایی متناظر با آنها و تولید بردار معنایی هر کلمه الگوریتم‌های مختلفی ارائه شده است که چند نمونه از رایج‌ترین آنها روش‌های جاسازی کلمات Word2Vec[1] [۲۴]، FastText [۲۵] و Glove[2] [۲۶] هستند.



شکل (۶): جاسازی کلمات مبتنی بر شباهت معنایی

یک رویکرد جدید برای جاسازی متن، استفاده از مدل‌های زبانی BERT[3] است [۲۷]. در روش‌های جاسازی کلمه‌ای، بردار معنایی تولید شده در مرحله جاسازی برای هر کلمه، به کلمات قبل یا بعد آن وابسته نبود. به عبارت دیگر، روش‌های جاسازی کلمه، هنگام جاسازی کلمه به زمینه آن توجهی ندارند. در مقابل، مدل‌های زبانی BERT هنگام جاسازی هر کلمه به کلیه کلمات جمله توجه دارند و بردار معنایی تولید شده برای هر کلمه علاوه بر خود آن کلمه به موقعیت آن در جمله و سایر کلمات جمله نیز بستگی دارد [۲۸]. در واقع، مدل‌های BERT روش‌های جاسازی توالی هستند و یک توالی از کلمات را به عنوان ورودی دریافت کرده و یک توالی از بردارهای معنایی را به عنوان بازنمایی عددی آن تولید می‌کنند.

۲.۵. لایه‌های یادگیری عمیق

در مرحله یادگیری ویژگی‌های عمیق، لایه‌های مختلفی در مدل شبکه عصبی عمیق می‌توانند مورد استفاده قرار بگیرند که ویژه مدل‌های یادگیری عمیق بوده و در سال‌های اخیر مطرح شده‌اند. هر یک از این لایه‌ها کمک می‌کند تا معانی سطح بالاتری از متن استخراج شده و مدل یادگیری ماشین به فهم معنایی بالاتری از متن برسد. در این راستا، شبکه عصبی بازگشتی[4] برای مدل‌سازی توالی‌های کوتاه مدت، شبکه عصبی حافظه کوتاه‌مدت-طولانی‌مدت[5] برای مدل‌سازی توالی‌ها کوتاه مدت و بلند مدت، شبکه عصبی کانولوشنی[6] برای مدل‌سازی زیرعبارت‌ها و کلمات همجوار، لایه توجه[7] برای مدل‌سازی زمینه، شبکه عصبی بازگشتی گیتی[8] و بسیاری از مدل‌های عمیق دیگر مطرح شده‌اند. در یک سیستم یادگیری عمیق برای طبقه‌بندی هیجان در متن، این مدل‌های یادگیری عمیق با یکدیگر در لایه‌های متوالی ترکیب می‌شوند تا امکان پردازش قدرتمندتر داده ورودی و دستیابی به دقت بالا فراهم آید.

[1] Word to Vectors
[2] Global Vectors for Word Representation
[3] Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT)
[4] Recurrent Neural Network (RNN)
[5] Long Short-term Memory Network (LSTM)
[6] Convolutional Neural Network (CNN)
[7] Self-Attention
[8] Gated Recurrent Unit (GRU)

یکی از رویکردهای جدید در یادگیری عمیق، استفاده از لایه توجه است [۲۹]. لایه توجه در متن امکان مدل‌سازی وابسته به زمینه معنای کلمات را فراهم می‌کند به طوری که بردار بازنمایی تولید شده برای هر کلمه علاوه بر خود آن کلمه به کلمات دیگر همان جمله نیز وابسته است. لایه توجه در متن به دو شکل مطرح شده است که شامل لایه توجه چندسر[1] و لایه خودتوجه[2] است. استفاده از خودتوجه نسبت به لایه توجه چندسر رایج‌تر است. لایه خودتوجه شامل وزن‌هایی است که در فرآیند آموزش تنظیم می‌شوند و به مدل کمک می‌کند تا بر وظیفه خاصی تمرکز کند. یک شبکه عمیق می‌تواند شامل چند لایه توجه باشد و هر لایه توجه می‌تواند توجه به بخش خاصی از جمله را یاد بگیرد.

۶. مروری بر مطالعات اخیر در متون غیرفارسی

در این بخش تعدادی از سیستم‌های پیشنهادی محققین مختلف را بررسی خواهیم کرد که مبتنی بر یادگیری عمیق بوده و برای شناسایی هیجان در متون غیرفارسی در سال‌های ۲۰۱۹ تا ۲۰۲۲ مطرح شده‌اند. ما این تحقیقات را بر اساس رویکردهای نوآورانه آنها برای افزایش دقت در شناسایی هیجان متن دسته‌بندی خواهیم کرد. جدول (۲) این تحقیقات را جمع‌بندی می‌کند.

۱.۶. جاسازی هیجانی

روش‌های جاسازی عمومی که تا اینجا معرفی شدند معمولا بر روی یک مجموعه از متون عمومی آموزش دیده‌اند و در آنها بردار معنایی هر کلمه معنای عمومی آن کلمه را بازنمایی می‌کند. بعضی محققین در سال‌های اخیر برای افزایش دقت در شناسایی هیجان به جنبه هیجانی هر کلمه نیز علاوه بر جنبه معنایی آن توجه کرده‌اند. در این رویکرد، در مرحله جاسازی متن، از روش‌های جاسازی هیجانی نیز در کنار روش‌های جاسازی معنایی عمومی استفاده می‌شود. به عنوان مثال، باتباتار و همکاران در [۳۰] از روش‌های جاسازی هیجانی[3] همراه با روش‌های جاسازی معنایی Word2Vec، Glove و FastText در یک معماری دوکاناله استفاده کرده‌اند. بردارهای حاصل از روش‌های جاسازی معنایی به یک لایه BiLSTM داده شده است، در حالی که بردارهای حاصل از روش‌های جاسازی هیجانی به یک لایه کانولوشن وارد شده است. در نهایت خروجی این دو مسیر با هم الحاق شده و به یک لایه تمام-متصل داده شده است تا طبقه هیجانی متن شناسایی شود. به طور مشابه، چترجی و همکاران در [۳۱] از جاسازی احساسی SSWE[4] در کنار جاسازی معنایی Glove برای بازنمایی برداری کلمات متن استفاده کرده و بردارهای حاصل از این روش‌های جاسازی را به لایه‌های LSTM مجزایی داده‌اند. سپس خروجی نهایی لایه LSTM معنایی را به خروجی نهایی لایه LSTM احساسی الحاق کرده و به عنوان ورودی به یک لایه تمام-متصل داده‌اند.

۲.۶. یادگیری انتقالی و تنظیم دقیق

در یادگیری انتقالی، استفاده از مدل‌های عمیق از پیش آموزش دیده می‌تواند به ما کمک کند تا با مجموعه محدودی از داده‌های آموزشی نیز به دقت مناسبی در مسائل طبقه‌بندی برسیم [۸]. بعضی محققین از یادگیری انتقالی و تنظیم دقیق برای دستیابی به دقت بالا در شناسایی هیجان متن استفاده کرده‌اند. به عنوان مثال، ساسیدهار و همکاران در [۳۲] از یک روش جاسازی از پیش آموزش دیده دو زبانه هندی-انگلیسی برای بازنمایی عددی و از لایه‌های کانولوشن و BiLSTM برای طبقه‌بندی هیجان در متون هندی-انگلیسی حاوی کدهای برنامه‌نویسی استفاده کرده‌اند. در روش پیشنهادی آنها، روش جاسازی از پیش آموزش دیده قبلا روی مجموعه‌ای از ۲۵۰ هزار توئیت هندی-انگلیسی آموزش دیده است، اما با متون حاوی کدهای برنامه‌نویسی آشنا نیست. به همین دلیل، ساسیدهار و همکارانش این روش جاسازی را با مجموعه متون جدید به‌روزرسانی کرده‌اند تا عملکرد کل سیستم در شناسایی هیجان در متون هندی-انگلیسی حاوی کدهای برنامه‌نویسی بهبود یابد. کراتزوالد و همکاران در [۸] رویکرد sent2affect را مطرح کرده‌اند، که در آن مدل یادگیری عمیقی که قبلا برای تشخیص قطبیت نظرات در متن آموزش

[1] Multi-head Attention
[2] Self-Attention
[3] Emotional Word Embedding (EWE)
[4] Sentiment-Specific Word Embedding (SSWE)

دیده است، با یادگیری انتقالی و تنظیم دقیق در کاربرد جدید یعنی شناسایی هیجان در متن به کار بسته شده است. در روش پیشنهادی آنها ویژگی‌های استخراج شده با جاسازی کلمات با ویژگی‌های حاصل از یادگیری انتقالی sent2affect ترکیب شده و سپس به یک لایه شبکه عصبی بازگشتی، لایه چشم‌پوشی تصادفی[1] و یک لایه تمام-متصل داده شده است. در یادگیری انتقالی sent2affect مدل عمیقی که قبلا برای طبقه‌بندی قطبیت نظرات آموزش داده شده است به کاربرد جدید کپی شده و وزن‌های آخرین لایه آن بر روی داده‌های تشخیص هیجان در متن به‌روزرسانی شده است. این رویکرد باعث کاهش زمان لازم برای آموزش شده و دقت را نیز افزایش داده است.

۳.۶. مدل‌های دو زبانه

بعضی محققین برای دستیابی به دقت بالا در شناسایی هیجان متن به خصوص در زبان‌هایی با منابع آموزشی محدود، از ترکیب مدل‌های انگلیسی پیش آموزش دیده با مدل زبان هدف استفاده کرده‌اند. در این رویکرد، مدل‌های انگلیسی از قبل روی مجموعه متون انگلیسی با حجم زیاد آموزش دیده‌اند و انتظار می‌رود با ترکیب با مدل زبان هدف بتوانند به طبقه‌بندی دقیق‌تر کمک کنند. به عنوان مثال، عبداله و همکاران در [۳۳] یک مدل ترکیبی را با رویکرد دو زبانه برای شناسایی هیجان در توئیت‌های زبان عربی ارائه کرده‌اند. مدل عربی از لایه‌های LSTM، کانولوشن[2] و تمام-متصل تشکیل شده است؛ در حالی که مدل انگلیسی از تعداد زیادی طبقه‌بند پیش آموزش دیده انگلیسی تشکیل شده است. خروجی این دو مدل توسط یک لایه تمام-متصل با یکدیگر ترکیب شده است.

۴.۶. استفاده از واژه‌نامه

یکی از رویکردهای سنتی برای تشخیص هیجان در متن، استفاده از واژه‌نامه هیجانی است که در آن به ازای هر کلمه انواع هیجان موجود در آن کلمه برچسب‌گذاری شده‌اند. از جمله این واژه‌نامه‌های هیجانی می‌توان به واژه‌نامه NRC[3]، DepecheMood، WordNet-Affect، EmoSenticNet و SentiWordNet اشاره کرد. در رویکردهای عمیق نیز بعضی محققین از واژه‌نامه هیجانی برای کمک به سیستم تشخیص هیجان استفاده کرده‌اند. به عنوان مثال، فو و همکاران در [۴۳] از واژه‌نامه احساسی ANEW[4] [۵۱] برای ارزیابی شدت هیجان‌های شادی، عصبانیت، غم و خنثی در متن استفاده کرده‌اند. سپس، در بخش جاسازی متن، ضرایب وزنی انواع هیجان با نمایش برداری متن ورودی ترکیب شده و به یک لایه کانولوشن و سپس سه لایه تمام-متصل وارد شده‌اند تا هیجان متن شناسایی شود.

۵.۶. مکانیزم توجه

بعضی مطالعات اخیر از مکانیزم توجه در شناسایی هیجان متن استفاده کرده‌اند. به عنوان مثال، راغب و همکاران در [۳۶] از یادگیری انتقالی در بخش جاسازی و از لایه توجه در بخش یادگیری ویژگی‌ها استفاده کرده‌اند. روش جاسازی که قبلا بر روی مجموعه بزرگی از متون به نام Wikitext-103 آموزش دیده به کاربرد جدید منتقل شده است. نتایج جاسازی بعد از عبور از سه لایه BiLSTM وارد سه لایه خودتوجه شده و بعد از عبور از لایه‌های تمام-متصل طبقه نهایی متن شناسایی شده است. شریواستاوا و همکاران در [۳۷] از Word2Vec به عنوان روش جاسازی و از لایه خودتوجه در بخش یادگیری ویژگی‌ها، برای تشخیص هیجان در متون دیالوگ‌های فیلم‌های سینمایی استفاده کرده‌اند. در روش پیشنهادی آنها، ابتدا متن به کمک روش جاسازی کلمات Word2Vec به دنباله‌ای از بردارها تبدیل شده است. سپس این دنباله به عنوان یک ماتریس در نظر گرفته شده و توسط لایه‌های کانولوشن دو بعدی پردازش شده است. خروجی کانولوشن‌ها پس از ادغام حداکثری[5] وارد یک لایه تمام-متصل و سپس یک لایه خودتوجه شده و در نهایت طبقه نهایی با کمک تابع فعالیت Softmax مشخص شده است. لین و همکاران در [۴۴] نیز از خودتوجه در بخش یادگیری ویژگی‌ها

[1] Drop-out
[2] CNN Layer
[3] National Research Council Canada (NRC)
[4] Affective Norms for English Words (ANEW)
[5] Max-pooling

و از جاسازی Word2Vec در بخش جاسازی متن، برای شناسایی هیجان در متون نظرات کاربران برنامه کاربردی مسافرتی Low-Carbon استفاده کرده‌اند. دیراج و راماکریشنادو [۴۲]، از مکانیزم توجه چندسر برای مدل‌سازی وابسته به زمینه معنای کلمات در تشخیص هیجان روی متون سلامت روان استفاده کرده‌اند. در روش پیشنهادی آنها، متن ورودی کاربر بعد از جاسازی وارد یک لایه BiLSTM شده تا توالی کلمات مدل‌سازی شود. سپس از یک لایه توجه چندسر برای مدل‌سازی زمینه کلمات، یک لایه کانولوشن برای شناسایی الگوهای محلی، یک لایه ادغام حداکثری و در نهایت یک لایه تمام-متصل استفاده شده است. مجید و همکاران در [۴۹] از لایه توجه بعد از یک لایه BiLSTM در یک معماری دو کاناله برای شناسایی هیجان در متون زبان اردو استفاده کرده‌اند. در روش پیشنهادی آنها در کانال اول یک لایه کانولوشن و در کانال دوم یک لایه BiLSTM قرار گرفته است.

۶.۶. جاسازی متن با کمک BERT

محققین زیادی از نسخه‌های مختلف BERT برای جاسازی متن در تشخیص هیجان استفاده کرده‌اند. به عنوان مثال، داس و همکاران در [۴۱] از ترنسفورمرهای BERT، Bangla-BERT و XLM-R[1] برای شناسایی هیجان در متون بنگالی استفاده کرده‌اند که مدل XLM-R عملکرد بهتری داشته است. العمری و همکاران در [۳۹] از BERT به منظور جاسازی متن و از لایه‌های BiLSTM و تمام-متصل به منظور یادگیری ویژگی برای شناسایی هیجان در دیالوگ‌های زبان انگلیسی استفاده کرده‌اند. سوئیدانگ کو و همکاران در [۴۰] از مدل XLM-RoBERTa به عنوان روش جاسازی و از لایه کانولوشن به عنوان یادگیری ویژگی استفاده کرده‌اند تا هیجان را در متون زبان اسپانیایی تشخیص دهند. آدوما و همکاران در [۳۸] از مدل BERT به عنوان روش جاسازی و از BiLSTM به عنوان یادگیری ویژگی برای شناسایی هیجان در متون مجموعه داده ISEAR[2] استفاده کرده‌اند. کومار و رامان در [۴۸] از مدل BERT به عنوان روش جاسازی و در لایه‌های بعدی از یک معماری دو کاناله بهره برده‌اند، که کانال اول حاوی لایه کانولوشن و کانال دوم حاوی BiLSTM است. در روش پیشنهادی آنها از لایه کانولوشن برای مدل‌سازی ویژگی‌های محلی متن و از BiLSTM برای مدل‌سازی توالی کلمات استفاده شده است. ژو و همکاران در [۵۰] از دو رمزگذار تک زبانه در دو کانال موازی و یک رمزگذار دو زبانه برای تحلیل هیجان در متون دو زبانه در زبان‌های انگلیسی، چینی، اسپانیایی و هندی استفاده کرده‌اند. این رمزگذارها به صورت تخاصمی آموزش دیده‌اند و عملکرد سیستم روی متون دو زبانه‌ای ارزیابی شده که با کدهای برنامه‌نویسی مخلوط شده‌اند.

۷.۶. مدل‌سازی زیرعبارت‌ها

برای دستیابی به یک فهم معنایی بالاتر نسبت به جاسازی کلمات، بعضی محققین به مدل‌سازی زیرعبارت‌ها و خصوصیات محلی متن توجه کرده‌اند، به این معنی که معنای توالی‌های کوتاه از دو یا چند کلمه نیز در مدل‌سازی لحاظ شود. برای این منظور یک رویکرد رایج استفاده از شبکه عصبی کانولوشن یک بعدی یا دو بعدی روی نمایش عددی کلمات است. به عنوان مثال، سوئیدانگ کو و همکاران در [۴۰] از شبکه عصبی کانولوشنی یک بعدی برای استخراج ویژگی‌های محلی از متن استفاده کرده‌اند. ابتدا متن ورودی توسط مدل XLM-RoBERTa جاسازی شده است، سپس نتیجه توسط لایه کانولوشن یک بعدی پردازش شده و بعد از عبور از لایه ادغام حداکثری به یک لایه تمام-متصل داده شده است تا طبقه نهایی هیجان شناسایی شود. عبداله و همکاران [۳۳] در زیرمدل عربی سیستم پیشنهادی خود، از AraVec برای جاسازی متن عربی، سپس از لایه کانولوشن یک بعدی برای مدل‌سازی زیرعبارت‌ها و بعد از آن از یک لایه LSTM برای مدل‌سازی توالی زیرعبارت‌ها استفاده کرده‌اند. دیراج و راماکریشنادو در [۴۲] از لایه کانولوشن دو طرفه بعد از یک لایه BiLSTM و توجه چندسر برای مدل‌سازی زیرعبارت‌ها استفاده کرده‌اند. در روش پیشنهادی آنها، متن

[1] Cross-lingual language model (XLM)
[2] International Survey on Emotion Antecedents and Reactions (ISEAR)

توسط روش جاسازی GloVe به نمایش عددی تبدیل شده است که هم ویژگی‌های محلی و هم ویژگی‌های سراسری را هنگام جاسازی در نظر می‌گیرد. سپس، دنباله بردارهای عددی توسط یک لایه BiLSTM پردازش شده است تا توالی‌های رایج شناسایی شوند. در لایه بعدی یک لایه توجه چندسر در نظر گرفته شده که ارتباط‌های معنایی سطح بالا بین کلمات را مدل‌سازی می‌کند. سپس زیرعبارت‌ها توسط یک لایه کانولوشن شناسایی شده‌اند و نتیجه بعد از ادغام حداکثری به یک لایه تمام-متصل جهت تصمیم‌گیری نهایی داده شده است. سان و همکاران در [۳۴] از لایه کانولوشن برای مدل‌سازی زیرعبارت‌ها بعد از روش جاسازی Word2Vec استفاده کرده‌اند. روش پیشنهادی آنها در مراحل بعدی از روش زنجیره مارکوف مونت کارلو[1] برای مدل‌سازی توالی زمانی انواع هیجان کاربر استفاده کرده تا تغییرات هیجان کاربر را در طول زمان شناسایی کند. بالی و غنیم نیز در [۳۵] از لایه‌های کانولوشن یک بعدی برای مدل‌سازی زیرعبارت‌ها در متون عربی استفاده کرده‌اند.

۸.۶ افزایش داده‌های متنی

بعضی محققین برای دستیابی به دقت بالا و اجتناب از بیش‌برازش در طبقه‌بندی هیجان متن، از افزایش داده‌های متنی استفاده کرده‌اند. به عنوان مثال، لو در [۴۵] از روش ترجمه برگشتی برای جلوگیری از بیش‌برازش در شناسایی هیجان در متون زبان اسپانیایی استفاده کرده است. در این رویکرد، متون آموزشی اسپانیایی به کمک یک مترجم خودکار به زبان میانی انگلیسی ترجمه شده و مجدد به زبان اسپانیایی برگشت داده می‌شوند و متن جدیدی با همان برچسب قبلی به دست می‌آید. آبونیزیو و همکاران در [۴۶] از روش‌های افزایش داده ساده[2]، ترجمه برگشتی، BART[3] و PREDATOR برای افزایش داده‌های متنی در طبقه‌بندی احساسات استفاده کرده‌اند. روش افزایش داده ساده شامل چهار تغییر ساده جایگزینی با کلمه هم معنی، درج تصادفی، حذف تصادفی و جابجایی تصادفی کلمات روی متن است. روش BART یک مدل توالی به توالی مبتنی بر خودرمزگذار و نوع خاصی از BERT برای افزایش داده‌های متنی است [۵۲]. یک مدل قدرتمند دیگر برای افزایش داده‌های متنی، مدل BERT شرطی یعنی C-BERT است که از برچسب جملات آموزشی نیز حین افزایش آنها استفاده می‌کند [۵۳]. لو و همکاران در [۴۷] از شبکه مولد تخاصمی SeqGAN[4] برای افزایش داده‌های متنی در تحلیل احساسات استفاده کرده‌اند. مرور جذابی بر روش‌های افزایش داده‌های متنی در [۵۴] و [۵۵] آمده است.

۷. مروری بر مطالعات اخیر در زبان فارسی

در این بخش به مرور تحقیقاتی پرداخته خواهد شد که در سال‌های اخیر برای شناسایی هیجان متن در زبان فارسی انجام شده‌اند. خلاصه این تحقیقات در جدول (۳) آمده است.

یکی از اولین پژوهش‌ها در زمینه تشخیص هیجان متن فارسی، پژوهش خسروی و همکاران در سال ۲۰۱۹ در مرجع [۵۶] است که در آن از یک روش یادگیری ماشین سنتی برای تشخیص هیجان در اخبار استفاده شده است. در روش پیشنهادی آنها، از واژه‌نامه NRC برای تشخیص و شمارش واژگان هیجانی استفاده شده است. ویژگی‌های زمینه‌ای متن با شمارش کلمات هیجانی، تعداد و نسبت واژگان مثبت و منفی، تعداد علامت تعجب، فراوانی واژگان هیجانی، نقش واژگان در جمله و وجود تشدید کننده از متن ورودی استخراج شده‌اند. سپس، این ویژگی‌ها به یک طبقه‌بند ماشین بردار پشتیبان[5] داده شده‌اند. روش پیشنهادی خسروی روی یک مجموعه داده از عناوین خبری روزنامه‌های کثیرالانتشار فارسی با ۱۰۰ نمونه به نرخ دقت طبقه‌بندی برابر با ۸۴٪ و نرخ میانگین F1 برابر با ۳۴٪ در هشت کلاس هیجانی دست یافته است. از جمله محدودیت‌های پژوهش مذکور می‌توان به مجموعه داده کوچک و عدم استفاده از روش‌های یادگیری عمیق اشاره کرد.

[1] Markov Chain Monte Carlo (MCMC)
[2] Easy Data Augmentation (EDA)
[3] Bidirectional Auto-encoder Representations from Transformers (BART)
[4] Sequence Generative Adversarial Nets (SeqGAN)
[5] Support Vector Machines (SVM)

جدول (۲): آخرین تحقیقات انجام شده در زمینه طبقه‌بندی هیجان در متن برای زبان‌های غیرفارسی

مرجع	سال	زبان	جاسازی	یادگیری ویژگی‌ها	مجموعه‌داده	معماری و نوآوری	معیار ارزیابی	دقت
[۳۳]	۲۰۱۸	عربی	AraVec	CNN + LSTM	۵۶۰۰ توئیت از مجموعه‌داده SemEval-2018	ترکیب کانولوشن و LSTM | ترکیب مدل عربی و انگلیسی | استفاده از جاسازی AraVec	Spearman Correlation	٪ ۵۶
[۳۱]	۲۰۱۹	انگلیسی	SSWE + Glove	LSTM	۲۲۲۶ مکالمه سه نوبتی در توئیتر	ترکیب جاسازی احساسی SSWE با جاسازی GloVe	F1	٪ ۷۱
[۳۰]	۲۰۱۹	انگلیسی	EWE + Word2Vec/ Glove/ FastText	BiLSTM | CNN	۸۳۲۵۹ متن در ۱۰ مجموعه‌داده مجزا شامل توئیتر و مکالمات	ترکیب جاسازی هیجانی EWE با جاسازی معنایی | ترکیب کانولوشن و BiLSTM	F1	٪ ۵۱ تا ٪ ۹۰
[۳۴]	۲۰۱۹	انگلیسی	Word2Vec	CNN	یک میلیون پست در Weibo و ۵۰ هزار دیالوگ سریال‌ها	مدل‌سازی زیرعبارت‌ها با لایه کانولوشن	F1	٪ ۹۳
[۳۵]	۲۰۱۹	عربی	Word2Vec	CNN	۵۶۰۰ توئیت از مجموعه‌داده SemEval-2018	مدل‌سازی زیرعبارت‌ها با لایه کانولوشن	F1	٪ ۹۹
[۳۶]	۲۰۱۹	انگلیسی	AWD-LSTM	BiLSTM + Self-Attention	۳۸۰۰۰ مکالمه از مجموعه‌داده SemEval-2019	استفاده از سه لایه خودتوجه همراه با BiLSTM	F1	٪ ۷۵
[۳۷]	۲۰۱۹	انگلیسی	Word2Vec	CNN + MaxPooling + FullyConnected + Self-Attention	۱۳۳۵۴ گفته از نمایش تلویزیونی Charmed	استفاده از لایه خودتوجه و کانولوشن	F1	٪ ۷۲
[۳۲]	۲۰۲۰	هندی-انگلیسی	Word2Vec	CNN + BiLSTM	۱۲۰۰۰ متن هندی-انگلیسی مخلوط با کدهای برنامه‌نویسی	یادگیری انتقالی در جاسازی Word2Vec	F1	٪ ۸۳
[۳۸]	۲۰۲۰	انگلیسی	BERT	BiLSTM	۷۶۶۶ جمله در مجموعه‌داده ISEAR	جاسازی با BERT | مدل‌سازی توالی با BiLSTM	F1	٪ ۷۳
[۳۹]	۲۰۲۰	انگلیسی	Glove + BERT	BiLSTM	۳۸۴۲۴ دیالوگ در مجموعه‌داده SemEval-2019	جاسازی با BERT | مدل‌سازی توالی با BiLSTM	F1	٪ ۶۷
[۴۰]	۲۰۲۱	اسپانیایی	XLM-RoBERTa	CNN + MaxPooling	بیش از ۸ هزار توئیت اسپانیایی از مجموعه‌داده EmoEval-2021	جاسازی با XLM-RoBERTa | مدل‌سازی زیرعبارت‌ها با کانولوشن	F1	٪ ۵۵
[۴۱]	۲۰۲۱	بنگالی	BERT/Bangla-BERT/XLM-R	----	۶ هزار متن بنگالی از منابع مختلف برخط و غیربرخط	جاسازی با BERT، Bangla-BERT و XLM-R	F1	٪ ۶۹
[۴۲]	۲۰۲۱	انگلیسی	Glove	BiLSTM + Multi-head Attention + CNN + MaxPooling	متون مربوط به سوالات کاربران در مورد سلامت روان شامل ۲۰۸۶ سوال از سایت Webmd و ۵۳۲۸ سوال از سایت Healthtap	مدل‌سازی وابسته به زمینه با Multi-head Attention | ترکیب BiLSTM و کانولوشن | مدل‌سازی زیرعبارت‌ها با لایه کانولوشن	F1	٪ ۷۸، ٪ ۸۹
[۴۳]	۲۰۲۱	انگلیسی	SSOA + Deep Averaging Network (DAN)	CNN	۵۵۳۱ گفته از مجموعه‌داده IEMOCAP	استفاده از واژه‌نامه احساسی ANEW برای محاسبه هیجان	F1	٪ ۶۹
[۴۴]	۲۰۲۱	انگلیسی	Word2Vec	BiLSTM + Self-Attention	۱۰ هزار نظر کاربران در برنامه کاربردی سفر Low Carbon	ترکیب خودتوجه و BiLSTM	F1	٪ ۹۷

ادامه جدول (۲): آخرین تحقیقات انجام شده در زمینه طبقه‌بندی هیجان در متن برای زبان‌های غیرفارسی

مرجع	سال	زبان	جاسازی	یادگیری ویژگی‌ها	مجموعه‌داده	معماری و نوآوری	معیار ارزیابی	دقت
[۴۵]	۲۰۲۱	اسپانیایی	BETO	----	۸۲۲۳ توئیت از مجموعه‌داده TASS-2020	افزایش داده‌های متنی اسپانیایی با ترجمه برگشتی	Accuracy	٪ ۷۳
[۴۶]	۲۰۲۱	انگلیسی	BERT/ERNIE	CNN/GRU/LSTM	شش مجموعه‌داده شامل Financial Phrase Bank، IEMOCAP، SEMAINE، Ethos، Amazon، Yelp	افزایش داده‌های متنی با روش‌های داده‌افزایی ساده، ترجمه برگشتی، BART و PREDATOR	F1	٪ ۹۳
[۴۷]	۲۰۲۱	انگلیسی	Glove	CNN/LSTM	۹ هزار نظر در مورد فیلم‌های سینمایی در مجموعه Stanford Sentiment Treebank، ۲۱ هزار توئیت از مجموعه Hate Speech	افزایش داده‌های متنی با مدل SeqGAN به عنوان شبکه مولد تخاصمی	Accuracy	٪ ۸۲
[۴۸]	۲۰۲۲	انگلیسی	BERT	CNN | BiLSTM	چهار مجموعه‌داده ISEAR، Aman، AffectiveText، EmotionLines	جاسازی با BERT | معماری دو کاناله با کانولوشن و BiLSTM	F1	٪ ۷۲ تا ٪ ۸۳
[۴۹]	۲۰۲۲	اردو	Trained Word2Vec	CNN | BiLSTM + Self-Attention	۱۸ هزار جمله به زبان اردو از منابع مختلف	استفاده از توجه بعد از BiLSTM | دو کانال با کانولوشن و BiLSTM	F1	٪ ۸۲
[۵۰]	۲۰۲۲	انگلیسی، چینی، اسپانیایی، هندی	FastText/BERT	CNN/LSTM	۳۵۳۰ جمله چینی-انگلیسی، ۲۸۸۳ توئیت انگلیسی-اسپانیایی، ۳۸۷۹ جمله هندی-انگلیسی که هر سه مجموعه با کدهای برنامه‌نویسی نیز مخلوط شده‌اند	استفاده از دو رمزگذار تک زبانه در دو کانال موازی و یک رمزگذار دو زبانه | آموزش رمزگذارها با یادگیری تخاصمی | رمزگذارهای مبتنی بر لایه توجه چندسر	F1	٪ ۶۵

جدول (۳): آخرین تحقیقات انجام شده در زمینه طبقه‌بندی هیجان در متن برای متون زبان فارسی

مرجع	سال	جاسازی	یادگیری ویژگی‌ها	تصمیم‌گیری	مجموعه‌داده	معماری و نوآوری	معیار ارزیابی	دقت
[۵۶]	۲۰۱۹	NRC Lexicon	-------	SVM	۱۰۰ عنوان خبری فارسی از روزنامه‌های کثیرالانتشار	یادگیری ماشین سنتی | استفاده از واژه‌نامه NRC | استفاده از ویژگی‌های زمینه‌ای متن	F1	٪ ۳۴
[۵۷]	۲۰۲۱	Word2Vec	GRU	SVM	۲۳۰۰۰ خبر فارسی از پیکره بیژن‌خان	ترکیب یادگیری عمیق با یادگیری سنتی	F1	٪ ۹۳
[۱۹]	۲۰۲۲	ParsBERT/ XLM-R	----	Fully Connected	مجموعه‌داده ArmanEmo حاوی ۷۰۰۰ توئیت فارسی	استفاده از مدل‌های جاسازی پیش‌آموزش دیده	F1	٪ ۷۵
[۵۸]	۲۰۲۲	ParsBERT/ XLM-R	-----	Fully Connected	بخشی از مجموعه‌داده EmoPars حاوی ۱۵۰۰۰ توئیت فارسی، مجموعه‌داده ArmanEmo حاوی ۷۰۰۰ توئیت فارسی	متوازن‌سازی مجموعه‌داده فارسی | افزایش داده‌ها با کمک تغییرات تصادفی متن | استفاده از مدل‌های جاسازی پیش‌آموزش دیده	F1	٪ ۸۱
[۵۹]	۲۰۲۲	XLM-R	-----	CatBoost DT	مجموعه‌داده JAMFA شامل ۲۲۴۱ جمله ادبی فارسی	ترکیب ویژگی‌های عمیق با طبقه‌بندهای سنتی	F1	٪ ۷۰

صادقی و همکاران در سال ۲۰۲۱ در مرجع [۵۷] یک روش ترکیبی برای شناسایی هیجان در متن فارسی ارائه کرده‌اند که از ترکیب ویژگی‌های حاصل از یادگیری عمیق با ویژگی‌های سنتی برای شناسایی دقیق‌تر هیجان در متون فارسی استفاده می‌کند. در

بخش ویژگی‌های سنتی، از شمارش تعداد کلیدواژه‌های هیجانی، تعداد گروه‌های نحوی هیجانی که در واقع کلیدواژه‌هایی هیجانی با نقش خاص در جمله هستند و تعداد ساختارهای هیجانی که در حقیقت عبارت‌ها یا کنایه‌های هیجانی هستند، برای استخراج ویژگی استفاده شده است. در بخش ویژگی‌های عمیق از یک مدل یادگیری عمیق شامل جاسازی کلمات Word2Vec، یک لایه شبکه عصبی بازگشتی گیتی، یک لایه چشم‌پوشی تصادفی و سپس یک لایه تمام-متصل با پنج نورون استفاده شده است. در نهایت، در بخش ترکیب ویژگی‌های سنتی با بردار پنج عنصری حاصل از یادگیری عمیق الحاق شده و به عنوان بردار ویژگی نهایی به طبقه‌بند سنتی ماشین بردار پشتیبان داده شده است. برای ارزیابی روش پیشنهادی، ۲۳ هزار جمله از مجموعه داده بیژن خان که حاوی متون خبری است انتخاب شده و به صورت دستی در پنج کلاس ترس، عصبانیت، شادی، غم و تعجب برچسب‌گذاری هیجانی شده‌اند. روش پیشنهادی صادقی به نرخ دقت طبقه‌بندی برابر با ۹۷٪ و نرخ F1 برابر با ۹۳٪ رسیده است. ترکیب یادگیری عمیق با یادگیری سنتی در مطالعه آنها، نرخ دقت طبقه‌بندی را به ترتیب از ۹۴٪ و ۹۲٪ به نرخ دقت برابر با ۹۷٪ برای مدل ترکیبی افزایش داده است.

میرزایی و همکاران در سال ۲۰۲۲ در مرجع [۱۹] مجموعه داده ArmanEmo را معرفی کرده و تعدادی از روش‌های جاسازی پیش‌آموزش دیده را با یادگیری انتقالی بر روی آن آزموده‌اند. در آزمایش‌های انجام شده نرخ میانگین F1 برای کلاس‌های مختلف به ترتیب برای جاسازی FastText برابر با مقدار ۴۷٪، برای جاسازی ParsBERT برابر با مقدار ۶۵٪، برای جاسازی XLM-Roberta-base برابر با مقدار ۶۹٪ و برای جاسازی XLM-Roberta-large برابر با مقدار ۷۵٪ شده است. پژوهش میرزایی و همکاران نشان داد که یادگیری انتقالی و استفاده از مدل‌های جاسازی پیش‌آموزش دیده می‌تواند به دقت قابل قبولی در شناسایی هیجان در متن فارسی منجر شود.

عباس‌کوهی و همکاران در سال ۲۰۲۲ در مرجع [۵۸] از افزایش داده‌های متنی برای دستیابی به دقت بالا در شناسایی هیجان متون فارسی استفاده کرده‌اند. در روش پیشنهادی آنها، برای کمک به مدل یادگیری عمیق، بعضی ویژگیهای سنتی از جمله انواع ایموجی در متن، نقش کلمات در جمله[1]، کلمات با املای غلط و هشتگ‌ها نیز استفاده شده است. این ویژگی‌های سنتی به صورت یک توصیف متنی به انتهای متن ورودی الحاق شده‌اند و به عنوان ورودی نهایی به مدل یادگیری عمیق داده شده‌اند. در بخش یادگیری عمیق از مدل‌های پیش آموزش دیده ParsBERT، XLM-Roberta-base و XLM-Roberta-large برای جاسازی متن و سپس یک لایه تمام-متصل برای تصمیم‌گیری استفاده شده است. عباس‌کوهی و همکاران به منظور افزایش تعداد نمونه‌ها از روش‌های افزایش داده‌های متنی استفاده کرده‌اند که در آن نمونه‌های جدید با تغییرات تصادفی شامل حذف، درج، جایگزینی و جابجایی تصادفی بعضی کلمات متن تولید شده‌اند. استفاده از افزایش داده‌های متنی، تابع هزینه F1-Cross-Entropy، کم‌نمونه‌برداری، وزن‌دهی به کلاس‌ها و استخراج ویژگی‌های سنتی باعث شده است که نرخ میانگین F1 برای مدل ParsBERT از ۳۲٪ به ۷۶٪ بر روی مجموعه داده EmoPars افزایش یابد. همچنین، مدل جاسازی XLM-Roberta به نرخ میانگین F1 برابر با ۸۱٪ دست یافته است. روش پیشنهادی عباس‌کوهی بر روی مجموعه داده ArmanEmo نیز به نرخ میانگین F1 برابر با ۸۱٪ دست یافته است. البته نتایج پژوهش عباس‌کوهی روی مجموعه داده ArmanEmo با نتایج پژوهش میرزایی روی همین مجموعه داده مستقیم قابل مقایسه نیست، زیرا نسبت اندازه مجموعه آزمون به آموزش در آزمایش‌های این دو محقق یکسان نبوده است.

خدائی و همکاران در سال ۲۰۲۲ در مرجع [۵۹] از ترکیب ویژگی‌های حاصل از یادگیری عمیق با روش یادگیری سنتی CatBoost DT برای دستیابی به دقت بالا در طبقه‌بندی هیجان متون ادبی فارسی استفاده کرده‌اند. در روش پیشنهادی آنها متن ورودی به کمک جاسازی XLM-Roberta به یک دنباله ۱۰۰ تایی از بردارهایی به طول ۱۰۲۴ تبدیل شده است. سپس این ماتریس 100×1024 عنصری به عنوان ورودی به طبقه‌بند

[1] Part of Speech (POS) Tagging

درختی CatBoost DT داده شده است. خدائی و همکاران روش پیشنهادی خود را بر روی مجموعه داده JAMFA ارزیابی کرده‌اند که حاوی ۲۲۴۱ جمله ادبی است. روش پیشنهادی خدائی و همکاران در طبقه‌بندی چهار کلاسه هیجان متون ادبی فارسی به نرخ میانگین F1 برابر با ۷۰٪ دست یافته است. استفاده از جاسازی XLM-Roberta و طبقه‌بند درختی CatBoost DT در روش آنها، نسبت به مدل پایه که از جاسازی FastText و لایه BiLSTM استفاده می‌کند، نرخ دقت طبقه‌بندی را به میزان ۲۰٪ بهبود داده است.

۸. چالش‌ها و فرصت‌های پژوهشی

مطالعه تحقیقات مختلف نشان داد که مساله تشخیص هیجان در متن یک مساله به نسبت دشوار است که دستیابی به دقت بالا در آن برای کلاس‌های مختلف به راهکارهای خاص نیاز دارد. بعضی از این راهکارها که در سال‌های اخیر ارائه شده‌اند شامل جاسازی هیجانی، جاسازی توالی، مدل‌های ترکیبی، یادگیری انتقالی، مکانیزم توجه، جاسازی با BERT، مدل‌سازی زیرعبارت‌ها، مدل‌سازی زمینه و افزایش داده‌های متنی هستند.

با وجود این که تحقیقات قابل توجهی برای تشخیص هیجان در متون انگلیسی و زبان‌های غیرفارسی انجام شده است، اما مساله تشخیص هیجان در متن هنوز یک مساله چالش برانگیز است. از نظر ما بخشی از این چالش به ماهیت روانشناختی هیجان در متن مربوط است. هیجان از نظر روانشناختی مفهومی چند بعدی و پیچیده است و ما انسان‌ها در هر لحظه ممکن است ترکیبی از هیجان‌ها را با هم تجربه کنیم. از طرف دیگر، افراد مختلف ممکن است برداشت‌های متفاوتی از یک متن داشته باشند و معنای یک متن یکتا نیست. این عوامل باعث می‌شوند برچسب‌گذاری هر نمونه را نتوان با قطعیت کامل انجام داد. به عنوان مثال، یک انسان هنگام خواندن جمله «چرا به من پیام نمی‌دهی!» ممکن است آن را به عنوان عصبانیت یا غم تعبیر کند و همین ابهام برای ماشین نیز وجود دارد. عدم قطعیت در برچسب‌گذاری به خصوص برای مجموعه داده‌های فارسی که عموما توسط تعداد کمی از افراد برچسب‌گذاری شده‌اند، باعث می‌شود الگوریتم‌های یادگیری ماشین نتوانند به دقت بسیار بالا در تشخیص هیجان دست یابند.

تشخیص هیجان در متن فارسی به مراتب از متن انگلیسی دشوارتر است. مجموعه داده‌های تشخیص هیجان در متن فارسی از نظر صحت برچسب‌گذاری، تعداد نمونه‌ها و رسمی یا محاوره‌ای بودن متن مشکلاتی دارند. این موضوع باعث می‌شود آموزش و ارزیابی دقیق مدل‌ها در زبان فارسی با مجموعه داده‌های فعلی دشوار باشد. بنابراین، به مجموعه داده‌های استانداردی با تعداد نمونه زیاد در زبان فارسی نیاز است که متون آن از نظر هیجانی توسط تعداد قابل توجهی کاربر برچسب‌گذاری شده باشند. همچنین، ارزیابی همزمان مدل‌های پیشنهادی بر روی مجموعه داده‌های انگلیسی و ترجمه ماشینی مجموعه داده‌های انگلیسی به فارسی می‌تواند دو راهکار موقت برای حل این مشکل باشد.

در یک سیستم یادگیری عمیق برای تشخیص هیجان در متن، بازنمایی عددی و طبقه‌بندی دو مرحله مهم را تشکیل می‌دهند. در مرحله بازنمایی عددی، متن باید طوری به یک بردار عددی یا دنباله‌ای از بردارهای عددی تبدیل شود که معنای متن در نمایش عددی تولید شده بازنمایی شود. برای این منظور باید به اطلاعات زمینه‌ای متن و عبارت اطراف هر کلمه در بازنمایی آن توجه شود. مدل‌های جاسازی توالی، جمله، کلمه و سند در سال‌های اخیر برای حل این مشکل مطرح شده‌اند که بخش قابل توجهی از آنها بر معماری ترنسفورمر مبتنی هستند. با این وجود معماری ترنسفورمر نیز مشکلاتی دارد که از جمله آنها می‌توان به عدم پاسخگویی روی کلمات جدید، پیچیدگی زیاد و بیش‌برازش روی مجموعه داده‌های کوچک اشاره کرد. استفاده از مدل‌های جاسازی هوشمندانه‌تر و مدل‌های ترنسفورمر جدید می‌تواند به افزایش دقت تشخیص هیجان در متون فارسی منجر شود. همچنین، ترکیب این مدل‌ها با مدل‌های سنتی، لایه توجه، مدل‌های شبکه عصبی و سایر مدل‌های طبقه‌بندی به صورت طبقه‌بندهای گروهی می‌تواند محققین را به سیستم‌های با کیفیت‌تری برساند.

بررسی ما در این تحقیق نشان داد که تاکنون پژوهش‌های بسیار

محدودی در زمینه تشخیص هیجان در متن فارسی انجام شده است. این در حالی است که تشخیص هیجان در متن کاربردهای زیادی دارد. طراحی و ارزیابی سیستم‌های یادگیری عمیق برای تشخیص هیجان در کاربردهای جدید می‌تواند موضوع کارهای آینده محققین این حوزه باشد. نظارت بر افکار مجرمین به کمک متون گزارش‌های روزانه آنها، بررسی افسردگی در بیماران بر اساس یادداشت‌های روزانه آنها، شناسایی پیام‌های تهدیدآمیز در شبکه‌های اجتماعی برای پیشگیری از جرم، بررسی هیجان در نظرات کاربران در خصوص فیلم‌ها و سریال‌ها، شناسایی پیام‌های توهین‌آمیز در مکالمات و شناسایی هیجان در زیرنویس فیلم‌ها و آهنگ‌ها نمونه‌هایی از کاربردهایی هستند که هنوز در زبان فارسی به آنها پرداخته نشده است.

۹. نتیجه‌گیری

در این مطالعه آخرین تحقیقات انجام شده برای طبقه‌بندی هیجان در متن با کمک رویکردهای یادگیری عمیق بررسی شدند. مطالعه کارهای مختلف نشان داد که مساله طبقه‌بندی هیجان در متن یک مساله به نسبت دشوار است که دستیابی به دقت بالا در آن برای کلاس‌های مختلف به راهکارهای ویژه‌ای نیاز دارد. بعضی از این راهکارها که در سال‌های اخیر ارائه شده‌اند شامل جاسازی هیجانی، جاسازی توالی، مدل‌های ترکیبی، یادگیری انتقالی، مکانیزم توجه، جاسازی با BERT، مدل‌سازی زیرعبارت‌ها، مدل‌سازی زمینه و افزایش داده‌های متنی هستند. با وجود تحقیقات انجام شده، هنوز دستیابی به دقت بالا در طبقه‌بندی متون فارسی، ارائه مجموعه داده‌های استاندارد و مناسب برای زبان فارسی، مقابله با کمبود داده در زبان فارسی و به کار بستن تشخیص هیجان در کاربردهای جدید از جمله حوزه‌های پیشنهادی برای تحقیقات آینده هستند.

تعارض منافع: نویسندگان اعلام می‌کنند که هیچ تعارض منافعی ندارند.

مراجع

[1] C. Zhang and Y. Lu, "Study on artificial intelligence: The state of the art and future prospects," J. Ind. Inf. Integr., vol. 23, p. 100224, 2021, doi: 10.1016/j.jii.2021.100224.

[2] D.W. Otter, J.R. Medina, and J.K. Kalita, "A survey of the usages of deep learning for natural language processing," IEEE Trans. Neural Networks Learn. Syst., vol. 32, no. 2, pp. 604-624, 2021, doi: 10.1109/TNNLS.2020.2979670.

[3] A. Khosravi and H. Abdolhosseini, "Personality in social networks using thematic modelling of user feedback," Soft Comput. J., vol. 11, no. 2, pp. 50-61, 2023, doi: 10.22052/scj.2023.243197.1006 [In Persian].

[4] F. Pourgholamali, M. Kahani, and E. Asgarian, "Exploiting Big Data Technology for Opinion Mining," Soft Comput. J., vol. 9, no. 1, pp. 26-39, 2020, doi: 10.22052/scj.2021.111450 [In Persian].

[5] M. Birjali, M. Kasri, and A.B. Hssane, "A comprehensive survey on sentiment analysis: Approaches, challenges and trends," Knowl. Based Syst., vol. 226, p. 107134, 2021, doi: 10.1016/j.knosys.2021.107134.

[6] F.A. Acheampong, C. Wenyu, and H. Nunoo-Mensah, "Text-based emotion detection: Advances, challenges, and opportunities," Eng. Rep., vol. 2, no. 7, p. e12189, 2020, doi: 10.1002/eng2.12189.

[7] S. Kusal, S. Patil, K. Kotecha, R. Aluvalu, and V. Varadarajan, "AI based emotion detection for textual big data: Techniques and contribution," Big Data Cong. Comput., vol. 5, no. 3, p. 43, 2021, doi: 10.3390/bdcc5030043.

[8] B. Kratzwald, S. Ilic, M. Kraus, S. Feuerriegel, and H. Prendinger, "Deep learning for affective computing: Text-based emotion recognition in decision support," Decis. Support Syst., vol. 115, pp. 24-35, 2018, doi: 10.1016/j.dss.2018.09.002.

[9] A. Dzedzickis, A. Kaklauskas, and V. Bucinskas, "Human emotion recognition: Review of sensors and methods," Sensors, vol. 20, no. 3, p. 592, 2020, doi: 10.3390/s20030592.

[10] M. Schreiner, T. Fischer, and R. Riedl, "Impact of content characteristics and emotion on behavioral engagement in social media: literature review and research agenda," Electron. Commer. Res., vol. 21, no. 2, pp. 329-345, 2021, doi: 10.1007/s10660-019-09353-8.

[11] P. Ekman and D. Cordaro, "What is meant by calling emotions basic," Emotion Rev., vol. 3, no. 4, pp. 364-370, 2011, doi: 10.1177/1754073911410740.

[12] P. Ekman, "An argument for basic emotions," Cogn.

Emotion, vol. 6, no. 3-4, pp. 169-200, 1992, doi: 10.1080/02699939208411068.

[13] R.E. Jack, W. Sun, I. Delis, O.G.B. Garrod, and P.G. Schyns, "Four not six: Revealing culturally common facial expressions of emotion," J. Exp. Psychol. Gen., vol. 145, no. 6, pp. 708-730, 2016, doi: 10.1037/xge0000162.

[14] S. Zad, M. Heidari, J.H. Jones Jr., and O. Uzuner, "Emotion detection of textual data: An interdisciplinary survey," in IEEE World AI IoT Congress (AIIoT), Seattle, WA, USA, 2021, pp. 255-261, doi: 10.1109/AIIoT52608.2021.9454192.

[15] R. Plutchik, "In search of the basic emotions," PsycCRITIQUES, vol. 29, no. 6, pp. 511-513, 1984.

[16] E.C.-C. Kao, C.-C. Liu, T.-H. Yang, C.-T. Hsieh, and V.-W. Soo, "Towards text-based emotion detection a survey and possible improvements," in Int. Conf. Inf. Manag. Eng., Kuala Lumpur, Malaysia, 2009, pp. 70-74. doi: 10.1109/ICIME.2009.113.

[17] N. Sabri, R. Akhavan, and B. Bahrak, "EmoPars: A collection of 30k emotion-annotated Persian social media texts," in Proc. Student Res. Worksh. Assoc. RANLP 2021, 2021, pp. 167-173.

[18] B. Karimi, (2022, Apr. 03), Persian tweets emotional dataset, [Online]. Available: https://www.kaggle.com/behdadkarimi/persian-tweets-emotional-dataset.

[19] H. Mirzaee, J. Peymanfard, H.H. Moshtaghin, and H. Zeinali, "ArmanEmo: A Persian dataset for text-based emotion detection," arXiv, CoRR abs/2207.11808, 2022, doi: 10.48550/arXiv.2207.11808.

[20] N. Sabri, (2022, Jan. 31), Persian-Emotion-Detection, [Online]. Available: https://github.com/nazaninsbr/Persian-Emotion-Detection.

[21] Arman Rayan Sharif, (2023, Jan. 06), ArmanEmo, [Online]. Available: https://github.com/Arman-Rayan-Sharif/arman-text-emotion.

[22] F. Zare Mehrjardi, M. Yazdian-Dehkordi, and A. Latif, "Evaluating classical machine learning and deep-learning methods in sentiment analysis of Persian telegram message," Soft Comput. J., vol. 11, no. 1, pp. 88-105, 2022, doi: 10.22052/scj.2023.246553.1077 [In Persian].

[23] M. Feizi-Derakhshi, Z. Mottaghinia, and M. Asgari-Chenaghlu, "Persian Text Classification Based on Deep Neural Networks," Soft Comput. J., vol. 11, no. 1, pp. 120-139, 2022, doi: 10.22052/scj.2023.243182.1010 [In Persian].

[24] T. Mikolov, K. Chen, G. Corrado, and J. Dean, "Efficient estimation of word representations in vector space," in 1st Int. Conf. Learn. Represent. (ICLR), Scottsdale, Arizona, USA, 2013, Workshop Track Proceedings.

[25] P. Bojanowski, E. Grave, A. Joulin, and T. Mikolov, "Enriching word vectors with subword information," Trans. Assoc. Computat. Linguistics, vol. 5, pp. 135-146, 2017, doi: 10.1162/tacl_a_00051.

[26] J. Pennington, R. Socher, and C. Manning, "Glove: Global vectors for word representation," in Proc. Conf. Empir. Methods Nat. Lang. Process. (EMNLP), Doha, Qatar: Association for Computational Linguistics, 2014, pp. 1532-1543. doi: 10.3115/v1/D14-1162.

[27] J. Devlin, M.-W. Chang, K. Lee, and K. Toutanova, "BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding," in Proc. Conf. North American Chapter Assoc. Comput. Linguis. Hum. Lang. Technol. (NAACL-HLT), Minneapolis, MN, USA, 2019, pp. 4171-4186, doi: 10.18653/v1/n19-1423.

[28] K. Clark, U. Khandelwal, O. Levy, and C.D. Manning, "What does BERT look at? An analysis of BERT's attention," in Proc. ACL Worksh. BlackboxNLP: Analyzing Interp. Neural Netw. NLP, Florence, Italy: Association for Computational Linguistics, 2019, pp. 276-286. doi: 10.18653/v1/W19-4828.

[29] A. Vaswani et al., "Attention is all you need," arXiv, CoRR abs/1706.03762, 2017, doi: 10.48550/arXiv.1706.03762.

[30] E. Batbaatar, M. Li, and K.H. Ryu, "Semantic-emotion neural network for emotion recognition from text," IEEE Access, vol. 7, pp. 111866-111878, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2934529.

[31] A. Chatterjee, U. Gupta, M.K. Chinnakotla, R. Srikanth, M. Galley, and P. Agrawal, "Understanding emotions in text using deep learning and big data," Comput. Hum. Behav., vol. 93, pp. 309-317, 2019, doi: 10.1016/j.chb.2018.12.029.

[32] T.T. Sasidhar, P.B, and S.K. P, "Emotion detection in Hinglish (Hindi+English) code-mixed social media text," Proc. Comput. Sci., vol. 171, pp. 1346-1352, 2020, doi: 10.1016/j.procs.2020.04.144.

[33] M. Abdullah, M. Hadzikadicy, and S. Shaikhz, "SEDAT: Sentiment and emotion detection in Arabic text using CNN-LSTM deep learning," in 17th IEEE Int. Conf. Mach. Learn. Appl. (ICMLA), Orlando, FL: IEEE, 2018, pp. 835-840, doi: 10.1109/ICMLA.2018.00134.

[34] X. Sun, C. Zhang, and L. Li, "Dynamic emotion modelling and anomaly detection in conversation based on emotional transition tensor," Inf. Fusion, vol. 46, pp. 11-22, 2019, doi: 10.1016/j.inffus.2018.04.001.

[35] M. Baali and N. Ghneim, "Emotion analysis of Arabic tweets using deep learning approach," J. Big Data, vol. 6, p. 89, 2019, doi: 10.1186/s40537-019-0252-x.

[36] W. Ragheb, J. Aze, S. Bringay, and M. Servajean, "Attention-based modeling for emotion detection and classification in textual conversations," arXiv, CoRR abs/1906.07020, 2019.

[37] K. Shrivastava, S. Kumar, and D.K. Jain, "An effective approach for emotion detection in multimedia text data using sequence based convolutional neural network,"

Multim. Tools Appl., vol. 78, no. 20, pp. 29607-29639, 2019, doi: 10.1007/s11042-019-07813-9.

[38] A.F. Adoma, N.-M. Henry, W. Chen, and N. Rubungo Andre, "Recognizing emotions from texts using a bert-based approach," in 17th Int. Comput. Conf. Wavelet Active Media Technol. Inf. Process. (ICCWAMTIP), Chengdu, China: IEEE, 2020, pp. 62-66, doi: 10.1109/ICCWAMTIP51612.2020.9317523.

[39] H. Al-Omari, M.A. Abdullah, and S. Shaikh, "EmoDet2: Emotion detection in English textual dialogue using BERT and BiLSTM models," in 11th Int. Conf. Inf. Commun. Syst. (ICICS), Irbid, Jordan: IEEE, 2020, pp. 226-232. doi: 10.1109/ICICS49469.2020.239539.

[40] S. Qu, Y. Yang, and Q. Que, "Emotion classification for spanish with XLM-RoBERTa and TextCNN," in CEUR Workshop Proceedings, Malaga, Spain, September, 2021, pp. 94-100.

[41] A. Das, O. Sharif, M.M. Hoque, and I.H. Sarker, "Emotion classification in a resource constrained language using transformer-based approach," in Proc. Conf. North American Chapter Assoc. Comput. Linguis. Student Res. Worksh. (NAACL-HLT), Online, 2021, pp. 150-158, doi: 10.18653/v1/2021.naacl-srw.19.

[42] K. Dheeraj and T. Ramakrishnudu, "Negative emotions detection on online mental-health related patients texts using the deep learning with MHA-BCNN model," Expert Syst. Appl., vol. 182, p. 115265, 2021, doi: 10.1016/j.eswa.2021.115265.

[43] Y. Fu, L. Guo, L. Wang, Z. Liu, J. Liu, and J. Dang, "A sentiment similarity-oriented attention model with multi-task learning for text-based emotion recognition," in MultiMedia Modeling - Proc. 27th Int. Conf. (MMM), Prague, Czech Republic, 2021, Part I, pp. 278–289, doi: 10.1007/978-3-030-67832-6_23.

[44] X.-M. Lin, C.-H. Ho, L.-T. Xia, and R.-Y. Zhao, "Sentiment analysis of low-carbon travel APP user comments based on deep learning," Sustain. Energy Technol. Assess., vol. 44, p. 101014, 2021, doi: 10.1016/j.seta.2021.101014.

[45] H. Luo, "Emotion detection for spanish with data augmentation and transformer-based models," in CEUR Workshop Proceedings, Malaga, Spain, September, 2021, pp. 35-42.

[46] H.Q. Abonizio, E.C. Paraiso, and S. Barbon Junior, "Toward text data augmentation for sentiment analysis," IEEE Trans. Artif. Intell., vol. 3, no. 5, pp. 657-668, 2022, doi: 10.1109/TAI.2021.3114390.

[47] J. Luo, M. Bouazizi, and T. Ohtsuki, "Data augmentation for sentiment analysis using sentence compression-based SeqGAN with data screening," IEEE Access, vol. 9, pp. 99922-99931, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3094023.

[48] P. Kumar and B. Raman, "A BERT based dual-channel explainable text emotion recognition system," Neural Networks, vol. 150, pp. 392-407, 2022, doi: 10.1016/j.neunet.2022.03.017.

[49] A. Majeed, M.O. Beg, U. Arshad, and H. Mujtaba, "Deep-EmoRU: mining emotions from roman urdu text using deep learning ensemble," Multim. Tools Appl., vol. 81, no. 30, pp. 43163-43188, 2022, doi: 10.1007/s11042-022-13147-w.

[50] X. Zhu, Y. Lou, H. Deng, and D. Ji, "Leveraging bilingual-view parallel translation for code-switched emotion detection with adversarial dual-channel encoder," Knowl. Based Syst., vol. 235, p. 107436, 2022, doi: 10.1016/j.knosys.2021.107436.

[51] A.B. Warriner, V. Kuperman, and M. Brysbaert, "Norms of valence, arousal, and dominance for 13,915 English lemmas," Behav. Res., vol. 45, pp. 1191-1207, 2013, doi: 10.3758/s13428-012-0314-x.

[52] M. Lewis et al., "BART: Denoising sequence-to-sequence pre-training for natural language generation, translation, and comprehension," in Proc. 58th Annu. Meet. Assoc. Comput. Linguist. (ACL), Online, 2020, pp. 7871-7880, doi: 10.18653/v1/2020.acl-main.703.

[53] X. Wu, S. Lv, L. Zang, J. Han, and S. Hu, "Conditional BERT contextual augmentation," in Computat. Sci. (ICCS), 19th Int. Conf., Faro, Portugal, 2019, pp. 84-95, doi: 10.1007/978-3-030-22747-0_7.

[54] C. Shorten, T.M. Khoshgoftaar, and B. Furht, "Text Data Augmentation for Deep Learning," J. Big Data, vol. 8, no. 1, p. 101, 2021, doi: 10.1186/s40537-021-00492-0.

[55] S.Y. Feng et al., "A survey of data augmentation approaches for NLP," in Find. Assoc. Comput. Linguist. (ACL-IJCNLP), Online, 2021, pp. 968-988. doi: 10.18653/v1/2021.findings-acl.84.

[56] A. Khosravi, M. Kelarestaghi, and M. Purmohammad, "Emotion detection in persian text: A machine learning model," Biannu. J. Iranian Psychol. Assoc., vol. 14, no. 1, pp. 42-48, 2019, doi: 10.29252/bjcp.14.1.42 [In Persian].

[57] S.S. Sadeghi, H. Khotanlou, and M. Rasekh Mahand, "Automatic persian text emotion detection using cognitive linguistic and deep learning," J. AI Data Mining, vol. 9, no. 2, pp. 169-179, 2021, doi: 10.22044/jadm.2020.9992.2136.

[58] A. Abaskohi, N. Sabri, and B. Bahrak, "Persian emotion detection using ParsBERT and imbalanced data handling approaches," arXiv, CoRR abs/2211.08029, 2022, doi: 10.48550/arXiv.2211.08029.

[59] A. Khodaei, A. Bastanfard, H. Saboohi, and H. Aligholizadeh, "Deep emotion detection sentiment analysis of persian literary texts," Research Square preprint, 2022, doi: 10.21203/rs.3.rs-1796157/v1.