فصلنامه علمی - پژوهشی فرماندهی و کنترل، سال چهارم، شماره یک، بهار ۱۳۹۹

تشخیص شایعات در شبکه های اجتماعی با استفاده از معماری ترکیبی LSTM - CNN و ارائه‌ی روش جدید پیش پردازش داده‌ها

مریم خسروی[۱]، حسین شیرازی[۲]*، کوروش داداش تبار[۳]، سیدعلیرضا هاشمی گلپایگانی[۴]

تاریخ دریافت: ۱۳۹۸/۱۲/۲۲ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۹/۰٤/۲٤

چکیده

با توجه به جایگاهی که امروزه شبکه‌های اجتماعی در جوامع پیدا کرده‌اند، افراد بسیاری از این شبکه‌ها به منظور منتشر کردن عقاید و اطلاعات خود استفاده می‌کنند. یکی از چالش‌های امنیتی موجود در این شبکه‌ها، جلوگیری از حملات معنایی است. در حملات معنایی فرد مخرب قصد دارد تا با انتشار اطلاعات و شایعات نادرست در شبکه‌های اجتماعی، بر روی کاربران دیگر تاثیر بگذارد. بنابراین ایمنی افراد در این گونه شبکه‌ها به خطر می‌افتد. انتشار اطلاعات نادرست در مواقع بحرانی مانند جنگ یا انتخابات ممکن است، عواقب جبران ناپذیری برای یک اجتماع داشته باشد. از این رو در این پژوهش هدف اینست که بتوان شایعات از جمله شایعات فارسی را در شبکه‌های اجتماعی تشخیص داد. بدین منظور از یک معماری ترکیبی LSTM-CNN استفاده و برخلاف پژوهش‌های پیشین از نرخ یادگیری چرخشی بهره گرفته و روش جدیدی به منظورپردازش کردن داده‌ها قبل از ورود به شبکه برای بهبود نتایج ارائه شده-است. علاوه بر آن نیز برای رفع مشکلات مربوط به کمبود داده مدل BERT برای تشخیص شایعات فارسی هم مورد بررسی قرار گرفت. در نهایت با ارزیابی روش پیشنهادی مشخص شد که این روش به دقت مناسبی برای تشخیص شایعات و همینطور شایعات فارسی تنها با بررسی محتوا، دست یافته است.

واژگان کلیدی: شبکه‌های اجتماعی، شایعه، یادگیری عمیق

[۱] دانشجوی دکتری، مجتمع دانشگاهی برق و کامپیوتر، دانشگاه صنعتی مالک اشتر، m.khosravi26@gmail.com

[۲]* نویسنده مسئول، دانشیار، مجتمع دانشگاهی برق و کامپیوتر، دانشگاه صنعتی مالک اشتر، shirazi@mut.ac.ir

[۳] استادیار، مجتمع دانشگاهی برق و کامپیوتر، دانشگاه صنعتی مالک اشتر، Dadashtabar@yahoo.com

[۴] استادیار،دانشکده کامپیوتر و فناوری اطلاعات، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، sa.hashemi@aut.ac.ir

۱. کلیات

با گسترش تعداد کاربران شبکه‌های اجتماعی برخط، این شبکه‌ها تبدیل به رسانه‌ی تاثیرگذاری به منظور به اشتراک گذاشتن اطلاعات شدند و افراد برای تصمیم گیری‌هایشان در مورد یک موضوع خاص مانند مباحث سیاسی، تحت تاثیر دوستان خود هستند. علاوه برآن نیز شبکه‌های اجتماعی از جمله منابع مهم خبر برای بیشتر مردم محسوب می‌شوند. از این رو اطلاعات نادرست موجود در این شبکه‌ها، باعث تاثیر غلط در جمعیت زیادی از مردم و انتقال آلودگی‌های مختلف بین دوستان خواهد شد.

انتشار شایعه و اخبار نادرست از زمان‌های گذشته به عنوان یک مسئله‌ی اجتماعی و روانی با ابعاد گسترده بوده است که در مواقع بحرانی مانند جنگ بیشتر حائز اهمیت می‌شود. در هر زمان افراد و دولت‌ها ممکن است با اهداف مختلفی تصمیم به انتشار اخبار نادرستی بگیرند که از جمله این اهداف می توان به ایجاد بدبینی نسبت به نظام و مسئولان جامعه، افزایش نگرانی و اضطراب در بین مردم، ایجاد تقابل و صف بندی میان قشرهای مختلف و پاسخ گویی به حس انتقام، اشاره کرد.

در گذشته شایعات بیشتر از طریق گفت و گو، روزنامه‌ها، رادیو و تلویزیون منتشر می‌شد اما امروزه به دلیل قابلیت‌های موجود در شبکه‌های اجتماعی، این شبکه‌ها نیز به عنوان ابزاری برای انتشار شایعه تبدیل شده‌اند. شایعه به دلیل گیرایی و کششی که دارد با سرعتی باور نکردنی در جامعه حرکت می-کند و گسترش آن می‌تواند تاثیرات مخرب زیادی را بر جوامع انسانی بگذارد و گاهی عواقب جبران ناپذیری را نیز به بار آورد.

با توجه به تاثیری که گسترش شایعات در جوامع از طریق شبکه‌های اجتماعی دارند، این موضوع و یافتن راهی به منظور مقابله با آن زمینه‌ی پژوهش‌های جدیدی در این حوزه شده است. با توجه به مسائل و مشکلات مطرح شده هنگام انتشار شایعات، در ایران نیز نیاز به وجود راهکاری به منظور تشخیص شایعه ضرورت دارد. از این رو در این پژوهش هدف اینست که روشی برای تشخیص شایعات در شبکه‌های اجتماعی با توجه به محتوا ارائه شود

بدین منظور ابتدا روش جدیدی به منظور پیش‌پردازش داده‌ها قبل از ورود به معماری یادگیری عمیق ارائه شده که باعث بهبود نتایج شده‌است و یادگیری ویژگی‌ها را ساده‌تر می‌کند.

علاوه بر آن برخلاف پژوهش‌های پیشین که نرخ یادگیری ثابت بود در این پژوهش از روش نرخ یادگیری چرخشی بهره می‌گیرد. در نهایت نیز مدل **BERT** را به منظور تشخیص شایعات فارسی مورد بررسی قرار می‌دهد و نتایج حاصل از آن ارزیابی خواهد شد.

در این پژوهش شایعه عبارت غیر معتبری فرض شده است که اطلاعاتی را بین مردم منتشر میکند. یک شایعه بعد از زمان خاصی می تواند با سه حالت درست (واقعی)، غلط(غیر واقعی) و نامشخص اتمام یابد. ویژگی مشترک همه‌ی آن‌ها ابهام، اهمیت و ایجاد اضطراب است. یک شایعه از یک یا چند منبع آغاز می‌شود و از گره‌ای به گره‌ی دیگر انتقال می‌یابد. ممکن است راجع به یک موضوع چندین شایعه‌ی مختلف درست یا نادرست وجود داشته باشد علاوه بر آن فرض اینست که محتوایی که کاربر منتشر می‌کند، متون دارای هشتگ است.

در ادامه ابتدا به بررسی کارهای انجام گرفته در این حوزه پرداخته خواهد شد و سپس راهکار پیشنهادی بیان می‌شود و در نهایت نتایج حاصل از این پژوهش مورد بررسی قرار خواهد گرفت.

۲. پیشینه

شایعات یکی از موضوعات علوم اجتماعی، در طول تاریخ بوده است تا این‌که در زمان جنگ جهانی دوم علاقه به روانشناسی شایعه و کنترل آن افزایش یافت[۱]. در آن زمان پژوهش اصلی توسط آلپورت و پستمن انجام گرفت و یکی از دلایل آن پژوهش این بود که روحیه‌ی مردم و امنیت جامعه توسط گسترش شایعات تهدید شده بود. در آن دهه مطالعات دیگری شکل گرفت و سپس این مطالعات خاموش شد. پس از آن نیز در اواخر دهه ۱۹۶۰ و ۱۹۷۰، به این موضوع گرایش ایجاد شد. در دو دهه‌ی اخیر نیز پژوهش‌های جدیدی در این زمینه انجام شده است[۲].

مطالعات انجام گرفته در این حوزه براساس ویژگی‌های مشترکی که دارند به چند دسته تقسیم بندی و بررسی می‌شوند. دسته‌ی اول مربوط به مطالعاتی هستند که انتشار شایعه را در اجتماع یا رسانه‌های اجتماعی از لحاظ روانشناختی مورد بررسی قرار داده‌اند. دسته‌ی دوم مربوط به مطالعات انجام شده‌ی امروزی است که از مدل‌های انتشار آلودگی برای انتشار شایعه بهره می‌گیرند و با استفاده از ویژگی‌های گراف انتشار شایعه و مدل ارائه شده، قادر به تشخیص منبع انتشار هستند که با مسدود کردن آن می‌توان از انتشار شایعه جلوگیری کرد. دسته‌ی آخر شایعات را با توجه به ویژگی‌های زبانشناختانه بررسی می‌کنند.

هر کدام ازین دسته‌ها نیز به منظور رسیدن به هدفشان از روش خاصی بهره می‌گیرند که این روش‌ها را نیز می‌توان به سه دسته‌ی مهندسی ویژگی‌ها، یادگیری عمیق و ارائه‌ی مدل ریاضی انتشار تقسیم بندی کرد[۳].

همانگونه که گفته شد، دسته اول از لحاظ روانشناسی، شایعات را بررسی می‌کنند. مقاله‌ی [٤] از مفاهیم روانشناسی ادراکی به منظور بررسی گسترش اطلاعات نادرست به صورت عمد و غیرعمد در شبکه‌های اجتماعی استفاده می‌کند. هنگامی که فردی می‌خواهد درستی اطلاعات را ارزیابی کند، چهار معیار سازگار بودن با باورهای قبلی خود، منسجم بودن و متناقض نبودن پیام و بررسی منبع پیام را در نظر می‌گیرد. در مقاله‌ی [٥] نیز پژوهش‌های پیشین که در حوزه‌ی روانشناسی شایعه انجام گرفته بود و سعی به شناخت اختلافات کلیدی بین شایعات و غیر شایعات را داشت، بررسی شد. در واقع هدف اصلی این پژوهش، شناسایی الگوی انتشاری است که برای شایعات یکتاست[٦]. این دسته به تنهایی قادر به تشخیص نیست و برای رسیدن به هدف خود نیاز به استفاده از دو دسته-ی دیگر دارد.

دسته‌ی بعد، مدل‌های انتشار شایعه‌ای را ارائه می‌دهند و سپس روشی را برای واکسینه کردن گره‌ها به منظور جلوگیری از انتشار شایعه معرفی می‌کنند. رساله‌ی [۷] معیار مرکزیت شبکه‌ی جدیدی به نام مرکزیت شایعه را معرفی کرده‌است و یک الگوریتم با زمان خطی به منظور محاسبه‌ی این معیار ارائه داده است در مقاله‌ی [۸] روشی برای یافتن منبع شایعه و ارزیابی احتمال اینکه قطعه‌ای از اطلاعات ممکن است شایعه باشد، مورد بررسی قرار گرفته است.

در رساله‌ی [۹] تئوری، الگوریتم‌ها و مدل‌های جدیدی برای فرایند انتشار در شبکه‌های پویا و ایستای بزرگ ارائه شده‌است. در رساله‌ی [۱۰] پویایی انتشار شایعه مورد مطالعه قرار گرفته است و هدف ارائه‌ی مدل جدیدی است که معیار پذیرش شایعه را در نظر بگیرد و هم چنین چگونگی واکسینه کردن کارای گره‌ها در این شرایط به منظور توقف شایعات در شبکه‌های جهان کوچک و بی مقیاس مورد بررسی قرار گرفته است. در رساله‌ی [۱۱] هدف اینست که یک مدل انتشار اطلاعات جدید برای محیط‌های رسانه‌ی اجتماعی مبتنی بر نمایش همگن کاربر ارائه دهد و بتواند شایعات را از پست‌های مورد اعتماد تشخیص دهد. در مقاله‌ی [۱۲] هدف ارائه‌ی مدلی است که نقش حافظه، عقاید و تفاوت‌ها در رغبت به تولید تحریف و تفاوت‌ها در درجه‌ی اعتماد که مردم به یکدیگر دارند، بررسی شود. برخلاف مدل‌های قبلی، مدل ارائه شده قادر به مدلسازی واقعی‌تر از انتشار شایعه است. مشکل این دسته اینست که بعد از مدت زمانی که از انتشار شایعه گذشت، تشخیص صورت می‌گیرد که ممکن است این زمان طولانی باشد و شایعه اثر خود را گذاشته باشد.

در دسته‌ی سوم برای تشخیص شایعه از ویژگی‌های مرتبط با زبان و تحلیل محتوا استفاده شده‌است. در واقع در این پژوهش‌ها محتوای مطالب منتشر شده در رسانه‌های اجتماعی

مورد بررسی قرار می‌گیرد. این پژوهش نیز در این دسته قرار می‌گیرد. از این رو بیشتر راجع به این دسته بحث خواهد شد.

در برخی پژوهش‌ها مانند مقالات [۱۳] ، [۱٤] و [۱۵] در زبان فارسی از روش‌های سنتی تحلیل محتوا استفاده شده‌است. در این روش‌ها از پردازش زبان طبیعی به منظور وجود مجموعه‌ای از ویژگی‌ها استفاده و سپس از دسته بندی کننده-های مختلف برای یافتن این مجموعه بهره گرفته می‌شد. با گسترش یادگیری عمیق دیگر نیازی به تعیین این ویژگی‌ها به صورت دستی وجود نداردء از این رو بیشتر پژوهش‌ها در دهه اخیر از آن به منظور بررسی محتوا استفاده می‌کنند.

یکی از اولین پژوهش‌هایی که از شبکه‌های عمیق به منظور تشخیص شایعه استفاده کرد، مقاله‌ی [۱٦] است. در این پژوهش از مدل مبتنی بر شبکه‌های عصبی بازگشتی به منظور تشخیص شایعات استفاده کرده است. [۱۷] نیز به منظور تشخیص شایعات دو مدل شبکه عصبی بازگشتی مبتنی بر ساختار درختی بالا به پایین و پایین به بالا ارائه داده‌است. در[۱۸] به بررسی شبکه‌های عصبی مختلف مانند شبکه عصبی کانولوشنال و شبکه عصبی بازگشتی به منظور تشخیص شایعات پرداخته است.

همان‌گونه که ذکر شد تاکنون پژوهش‌های زیادی در زمینه‌ی استفاده از یادگیری عمیق به منظور تشخیص شایعات انجام گرفته‌است اما تاکنون پیش پردازش هدفداری قبل از ورود داده به معماری یادگیری عمیق ارائه شده انجام نگرفته‌است.

در این پژوهش نیز به دلیل مزایای یادگیری عمیق از این روش برای بررسی محتوا بهره گرفته‌شده‌است اما برخلاف پژوهش-های پیشین قبل از ورود داده به معماری مورد نظر روش پیش پردازش جدیدی ارائه شده‌است که بر روی داده‌ها اعمال و باعث بهبود نتایج می‌شود. علاوه بر آن کارکرد این روش‌ها تا کنون برای تشخیص شایعات فارسی مورد بررسی قرار نگرفته-است. از این رو در این پژوهش مدل ارائه شده، بر روی مجموعه داده‌ی فارسی نیز ارزیابی شد.

۳. روش پیشنهادی

با گسترش روزافزون شبکه‌های اجتماعی برخط، حملات مختلف جدیدی هم در آن‌ها مطرح گردید. یکی از مهم‌ترین این حملات، امروزه انتشار اطلاعات نادرست و شایعه است.

انتشار اطلاعات نادرست ممکن است با اهداف مخرب گوناگونی مانند تخریب شخص یا دولت، ایجاد تنش و اضطراب در جامعه و گسترش بی اعتمادی صورت پذیرد که در مواقع بحرانی مثل جنگ و انتخابات می‌تواند آثار زیانبار و جبران ناپذیری را به اجتماع وارد سازد. به همین دلیل تشخیص شایعات در شبکه‌های اجتماعی، از اهمیت بالایی برخوردار است.

با توجه به اهمیت تشخیص شایعات، در این پژوهش از یادگیری عمیق بدین منظور استفاده شده‌است. زیرا یادگیری ویژگی‌ها در این روش به صورت خودکار انجام می‌گیرد و نیازی به تعریف آن‌ها به صورت دستی نیست.

علاوه بر آن در پژوهش‌های پیشین نرخ یادگیری استفاده شده برای معماری‌های ارائه شده به صورت ثابت در نظر گرفته می‌شد که مدت زمان آزمایش را افزایش و پیدا کردن نرخ مناسب را دشوار می‌ساخت که دراین پژوهش به منظور حل این مشکل از نرخ یادگیری چرخشی استفاده شده‌است. به منظور بهبود نتایج نیز روش جدیدی برای پیش پردازش داده-های ورودی به شبکه ارائه شده‌است که در ادامه به صورت کامل شرح داده خواهد شد.

۳-۱. روش مدل سازی کمی(ریاضی) مسئله

در این پژوهش شایعه عبارتی تعریف می‌شود که درستی آن تایید نشده یا غلط است. ویژگی مشترک همه‌ی آن‌ها ابهام، اهمیت و ایجاد اضطراب تعریف می‌شود. یک شایعه از یک یا چند منبع آغاز می‌شود و از گره‌ای به گره‌ی دیگر انتقال می-

یابد. ممکن است راجع به یک موضوع چندین شایعه‌ی مختلف درست یا نادرست وجود داشته باشد.

در این پژوهش شبکه‌ی اجتماعی به صورت گراف **G=(V,E)** در نظر گرفته می‌شود که **V** نشان‌دهنده‌ی گره‌ها (کاربران) هستند و **E** نشان دهنده‌ی روابط بین آن‌ها است. این کاربران توانایی انتشار متن دارند که این متن ممکن است توسط خود فرد تولید شده باشد یا اینکه آن را بازنشر داده باشد. هر فرد تعدادی دنبال کننده دارد که متونی را که منتشر می‌کند، می‌بینند و از طرف دیگر تعدادی افراد را دنبال می‌کند که قادر به دیدن متون انتشار داده شده توسط آن‌ها است. هر پست کاربر **u** با $\mathbf{c_u}$ نشان داده می‌شود و به صورت $\boldsymbol{c_u = \{w_1. w_2. \ldots. w_n\}}$ تعریف می‌شود که **n** تعداد کلمات هر پست را نشان می‌دهد. در نهایت نیز هدف اینست که مشخص شود $\boldsymbol{c_u}$ شایعه است یا خیر

۳-۲. رویکرد و روش حل مسئله

همان گونه که گفته شد، هدف اینست که شایعه بودن یا نبودن متن مشخص شود. در واقع ورودی به صورت متن داده می‌شود و خروجی شایعه بودن یا نبودن متن را مشخص می‌کند، برای رسیدن به هدف ذکر شده نیاز است که ابتدا متن مورد نظر پیش پردازش و سپس از معماری ذکر شده استفاده شود. چگونگی عملکرد این روش درشکل ۱ نشان داده شده‌است. به منظور بهبود نتایج و جلوگیری از بیش برازش و مشکل کمبود داده مدل **BERT**[5] نیز برای داده‌ی فارسی مورد بررسی قرار گرفته است که در ادامه توضیح داده خواهد شد.

۳-۲-۱. پیش پردازش متن اولیه

از آن جایی که نتیجه‌ی این معماری بر روی متون فارسی بدون پیش پردازش مناسب نبود، برای دست یافتن به نتیجه‌ی دقیق‌تر باید ابتدا متن مورد نظر ویرایش شود بدین منظور از کتابخانه‌ی **Hazm** پایتون بهره گرفته شده‌است. پیش پردازش متن فارسی مانند انواع مختلف نگارش برای یک کلمه، تنوع استفاده از "می" و "ها" چسبان و غیر چسبان، تنوع نگارش "ی" اضافه در کلمات مختوم به "ه" فواصل متفاوت میان کلمات را از بین برده و اصلاح می‌نماید. در واقع یکسان سازی‌هایی در این بخش اعمال می‌شود که در نتیجه آن، نظم مورد نظر در متن حکمفرما می‌شود[۱۹].

۳-۲-۲. روش پیش پردازش ارائه شده:

در این مرحله کلماتی که در شایعات و غیرشایعات مشترک هستند و پرکاربرد می‌باشند، شناسایی می‌شوند و سپس از هر دو مجموعه داده حذف می‌شود. این عملیات باعث می‌شود که کلماتی که برای تشخیص شایعات از غیر شایعات اهمیت کمتری دارند، حذف شوند و تمرکز معماری مورد نظر بر روی کلماتی که اهمیت بیشتری دارد، باشد و یادگیری بر این اساس انجام گیرد.

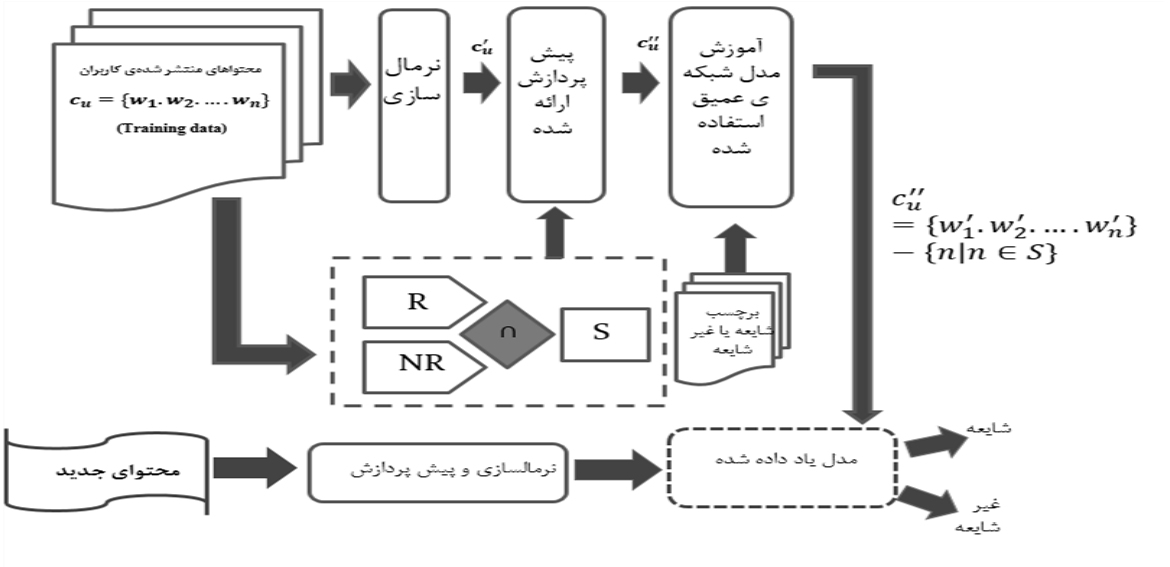
بدین منظور ابتدا کلمات پرکاربرد مجموعه داده‌ی شایعات را که با نام **R** و غیر شایعات که با نام **NR** نشان داده شده، مشخص می‌شوند. سپس بین این دو مجموعه اشتراک گرفته می‌شود. بنابراین کلماتی که در هر دو مجموعه مشترک هستند، جدا می‌شود. سپس از مجموعه داده‌ها این حذف صورت می‌گیرد. که به صورت معادلات ریاضی (۱) و (۲) در ادامه می‌آید:

$$\boldsymbol{S = \{NR \cap R\}} \quad (۱)$$

$$\boldsymbol{c_u^{''} = \{w_1'. w_2'. \ldots. w_n'\} - \{n | n \in S\}} \quad (۲)$$

بنابراین این متن پردازش شده، به صورت $\mathbf{c_u^{''} = \{w_1^{''}. w_2^{''}. \ldots. w_n^{''}\}}$ نشان داده می‌شود.

[5] Bidirectional Encoder Representation from Transformers



شکل ۱: مدل ارائه شده به منظور تشخیص شایعات

۳-۲-۳. استفاده از معماری LSTM-CNN

در این قسمت از مدل برداری کلمات فارسی تهیه شده در دانشگاه قم برای داده‌های فارسی استفاده شده است. سپس این تعبیه کلمه[6] به لایه‌ی **CNN** و **Pooling** به منظور استخراج ویژگی‌های سطح بالاتر داده می‌شود.

سپس از یک لایه‌ی **Dropout** برای جلوگیری از بیش برازش استفاده می‌شود. از آن‌جایی که لایه‌ی **LSTM** برای داده‌هایی که به صورت دنباله‌ای هستند مانند جملات استفاده می‌شود، در اینجا هم خروجی به یک لایه‌ی **LSTM** وارد می‌شود و سپس به دو لایه‌ی متراکم با تابع **relu** برای کد کردن ویژگی‌ها داده می‌شود و پس از آن به یک لایه‌ی **Dropout** و در انتها به منظور دسته بندی نهایی به یک لایه‌ی متراکم با تابع **sigmoid** داده می‌شود**.** چگونگی معماری این قسمت در شکل ۲ آورده شده است. در ادامه هر قسمت به صورت کامل‌تر توضیح داده خواهد شد.

مدل برداری کلمات: هر کلمه با استفاده از روش **Word2vec** به صورت برداری نشان داده می‌شود [۲۰] که در این پژوهش از مدل برداری کلمات دانشگاه قم [۲۱] برای کلمات فارسی، استفاده شده‌است. بنابراین پس از اینکه کلمات به بردار تبدیل شدند هر متن به صورت $\mathbf{c''_u} = \{\boldsymbol{v_1}. \boldsymbol{v_2}. \dots . \boldsymbol{v_n}\}$ نمایش داده می‌شوند.

لایه‌ی کانولوشن[7]: در این لایه، مجموعه‌ی **m** از فیلترها به یک پنجره‌ی لغزنده با طول **h** در طول جملات اعمال می‌شود. اگر $\boldsymbol{V_{[i:i+h]}}$الحاق بردار کلمات $\boldsymbol{v_i}$ تا $\boldsymbol{v_h}$ را نشان دهد، ویژگی $\boldsymbol{z_i}$ برای یک فیلتر **F** به صورت معادله (۳) تولید می‌شود:

$$\boldsymbol{z_i} := \sum_{kj} \left(\boldsymbol{V_{[i:i+h]}}\right)_{kj} \cdot \boldsymbol{F_{kj}} \qquad (۳)$$

الحاق همه‌ی بردارها در جمله، بردار ویژگی $\mathbf{z} \in \mathbb{R}^{n-h+1}$ را تولید می‌کند. بردارهای **z** سپس در یک ماتریس نگاشت ویژگی $\mathbf{Z} \in \mathbb{R}^{m\times(n-h+1)}$ با هم تجمیع می‌شوند[۲۲].

Max Pooling: خروجی لایه‌ی کانولوشنال قبل از ورود به لایه‌ی **Pooling** از یک تابع فعالسازی غیرخطی می‌گذرد. در مرحله‌ی بعد المان‌های برداری با گرفتن ماکزیمم یک مجموعه ورودی ثابت غیر هم پوشان، تجمیع می‌شوند. ماتریس نگاشت ویژگی‌های تجمیع شده به صورت $\boldsymbol{Z_{pooled}} \in \mathbb{R}^{m\times\frac{n-h+1}{s}}$ تعریف شده، به صورتی که **s** طول هر ورودی است. در صورتی که ورودی‌ها با مقدار گام $\boldsymbol{s_t}$ هم‌پوشان باشند، ماتریس نگاشت ویژگی به شکل $\boldsymbol{Z_{pooled}} \in \mathbb{R}^{m\times\frac{n-h+1-s}{s_t}}$ تعریف می‌شود[۲۲].

[6] Word embedding

[7] convolutional neural network (CNN)

لایه‌ی LSTM: لایه‌ی **LSTM**[8] بهبود یافته‌ی شبکه‌ی عصبی بازگشتی[9] است که در واقع با معرفی بلوک‌های حافظه، مشکلات **RNN** را رفع کرده‌است. دنباله‌ی ورودی $z = (z_1. z_2. \cdots)$ به معماری **LSTM** داده می‌شود. در این معماری سه گیت ورودی، خروجی و فراموشی به منظور محاسبه‌ی خروجی h_t، در سلول حافظه به صورت تکراری از **t=1** تا **T** در لایه‌ی پنهان بازگشتی **LSTM** مطابق معادلات (٤) تا (٩) تعریف می‌شود[٢٣].

$$f_t=\sigma(W_f\times z_t+U_f\times h_{t-1}+b_f) \quad (٤)$$

$$i_t=\sigma(W_i\times z_t+U_i\times h_{t-1}+b_i) \quad (٥)$$

$$C_t=tanh(W_C\times z_t+U_C\times h_{t-1}+ \quad (٦)$$

$$C_t=i_t\times C_t+f_t\times C_{t-1} \quad (٧)$$

$$o_t=\sigma(W_o\times z_t+U_o\times h_{t-1}+b_o) \quad (٨)$$

$$h_t=o_t\times tanh(C_t) \quad (٩)$$

در این معادلات **W** ماتریس‌های وزندهی و **b** بایاسها می باشند.

لایه‌ی پنهان: سپس از دو لایه‌ی متراکم[10] مطابق معادله‌ی (١٠) با تابع فعالسازی **relu** استفاده شده‌است و خروجی به یک لایه‌ی متراکم با تابع فعاسازی **sigmoid** مطابق معادله‌ی (١١) برای دستیابی به نتیجه‌ی نهایی L_i داده شده‌است که در واقع نشان می‌دهد ورودی متن c_iشایعه بوده‌است یا خیر.

$$P_i=Relu(W^T h+b) \quad (١٠)$$

$$L_i=sigmoid(W^T P+b) \quad (١١)$$

٣-٢-٤. تنظیم کردن ابرپارامترها

به منظور میزان کردن ابرپارامتر[11]ها نیز از روش اعتبارسنجی متقابل ٣-تایی[12] و اعتبار سنجی **hold-out** استفاده شده‌است و سپس دقت مدل بر روی مجموعه‌ی آزمایشی دیده نشده، مورد بررسی قرار گرفته است.

در این پژوهش بردار مربوط به ١٠٠٠ کلمه‌ی پرتکرار مورد بررسی قرار می‌گیرد و بردارهای خروجی مربوط به هر کلمه نیز ١٠٠ بعدی است، طول جملات نیز ٢٠٠ در نظر گرفته شده و سایزدسته[13]٣٢ است. از این رو ورودی لایه‌ی **embedding** به صورت **Embedding(32,200)** تعریف می‌شود. خروجی آن نیز به صورت (٣٢ ,٢٠٠,١٠٠) است که به عنوان ورودی لایه‌ی بعد یعنی لایه‌ی کانولوشن خواهد بود.

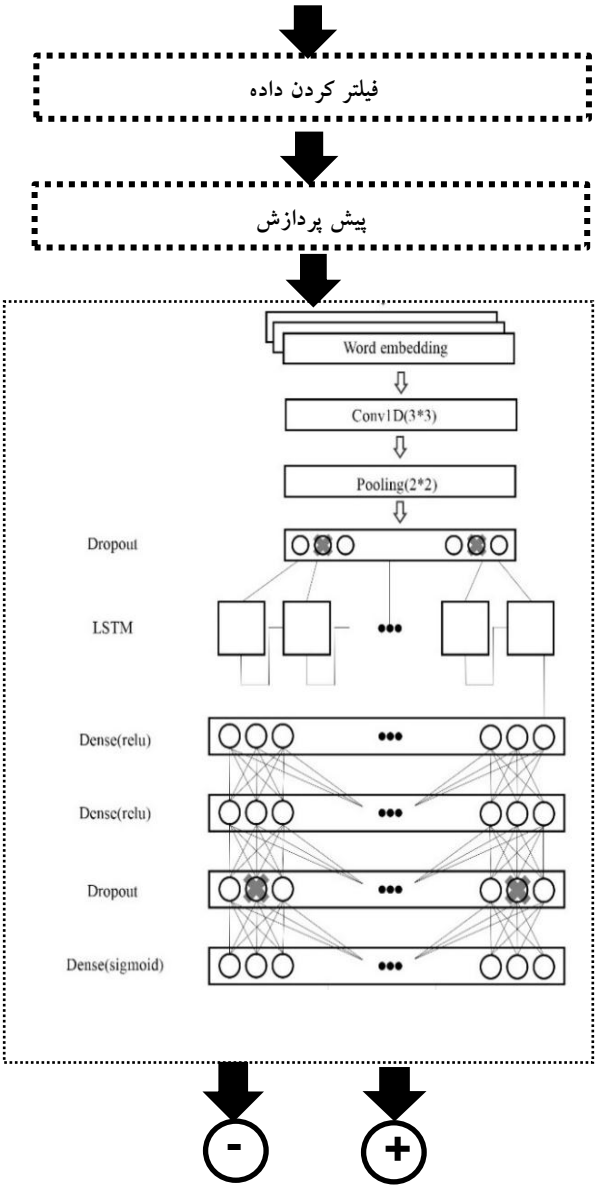
سپس خروجی به لایه‌ی بعد یعنی **LSTM** وارد می‌شود. البته در طول بررسی مشخص شد که استفاده از تعبیه کلمات از پیش یادگیری شده‌ی دانشگاه قم کارایی **LSTM** را بالا می‌برد. **LSTM** نیز با ١٢٨ نورون نتیجه‌ی مناسب‌تری ایجاد کرد. سپس دو لایه‌ی **Dense** با تعداد ٦٤ نورون تعریف شده‌است و در انتها نیز از **sigmoid** برای مشخص کردن کلاس شایعه استفاده می‌شود. تعداد **epoch** نیز ١٠٠ برای داده‌های فارسی تعیین شد.

- **استفاده از نرخ یادگیری چرخشی**

یکی از مهم‌ترین ابر پارامترها تعیین مقدار نرخ یادگیری بهینه است. روشی که در مقاله‌ی [٢٤] به منظور حل این مشکل استفاده شده‌است، نرخ یادگیری چرخشی نام دارد که نیاز به آزمایش‌های فراوان برای تعیین نرخ بهینه را از بین می‌برد. در واقع در این روش به صورت چرخشی این نرخ را بین مقادیر محدوده تغییر می‌دهد. کمترین و بیشترین مقدار نرخ یادگیری هم از طریق آزمایش محدوده‌ی نرخ یادگیری[14] مشخص می‌شود. که پس از آزمایش محدوده بین (٠,٠٠١، ٠,٠٠٠٠١) تعیین شد. این روش به دلیل تغییر نرخ یادگیری از بیش برازش[15] جلوگیری می‌کند و دقت را بهبود می‌بخشد. علاوه بر آن به دلیل اینکه نرخ را تغییر می‌دهد نیاز به بررسی همه‌ی نرخ‌های یادگیری نیست و با تعداد تکرار ٢٥ که حدود ١/٤ قبل است می‌توان به نتیجه‌ی بهتری رسید. به همین دلیل

[8] Long short term memory
[9] Recurrent Neural Network (RNN)
[10] Dense
[11] Hyper-parameter
[12] 3-fold cross validation
[13] Batch
[14] LR range test
[15] Overfit

در معماری **LSTM-CNN** از این روش به منظور بررسی بهبود نتایج بهره گرفته شده‌است.



شکل ۲. معماری استفاده شده برای تشخیص شایعه بودن متن

در[۲۵] یک مدل بازنمایی زبان جدید با نام **BERT** ارائه شده که شامل دو مرحله‌ی پیش آموزش[16] و تعدیل کردن[17] است. در مرحله‌ی پیش آموزش، مدل بر روی داده‌های بدون برچسب آموزش داده می‌شود. برای تعدیل کردن نیز مدل **BERT** ابتدا با پارامترهای پیش آموزش داده شده‌ی وظایف، مقداردهی اولیه شده و سپس همه‌ی پارامترها با استفاده از داده‌های برچسب دار، وظایف فروسو[18] تعدیل می‌شوند.

هر وظیفه‌ی فروسو، مدل تعدیل شده‌ی جداگانه‌ای دارد، حتی اگر با مقادیر یکسان مقداردهی اولیه شده باشند. در این مدل برخلاف مدل‌های قدیمی از مدل‌های زبانی راست به چپ یا چپ به راست استفاده نشده‌است بلکه از وظایف نظارت نشده به منظور پیش آموزش **BERT** استفاده شده‌است. بدین منظور درصدی از ورودی به صورت تصادفی پوشانده می‌شود و سپس نیاز است که آن‌ها حدس زده شوند. سپس بردار پنهان مربوط به توکن‌های حدس زده شده به عنوان خروجی لایه‌ی **softmax** کلمات داده می‌شوند.

از آن‌جایی که بسیاری از وظایف فروسو مانند پرسش و پاسخ و استنتاج زبان طبیعی مبتنی بر فهم ارتباط بین جملات هستند، به منظور یاد دادن مدلی که ارتباط بین جملات را بفهمد، در این مقاله یک پیش آموزش برای پیش بینی جمله‌ی بعدی به صورت باینری انجام شده‌است. به این صورت که هنگام انتخاب جمله‌ی **A** و **B** برای هر مثال ، ۵۰ درصد امکان دارد که **B** جمله‌ی بعدی باشد.

در این پژوهش از مدل **Bert-Base, multilingual cased** استفاده شده‌است که یک مدل ۱۲ لایه با ۱۱۰ میلیون پارامتر شامل ۱۰٤ زبان مختلف است که فارسی را نیز شامل می‌شود و بر روی داده‌های ویکی پدیا یادگیری انجام شده‌است[۲٦]. ورودی داده‌های مربوط به این پژوهش است و خروجی نیز لایه‌ای اضافه شده که بتواند مشخص‌کند داده‌ی مورد نظر شایعه است یا خیر.

۴. ارزیابی

در این فصل به بررسی و ارزیابی روش ارائه شده به منظور بررسی محتوا پرداخته خواهد شد. برای بررسی روش‌های یادگیری عمیق به منظور رسیدن به هدفی که در این مقاله دنبال می‌شود، چهار معیار صحت، دقت، فراخوانی و **F-score** ارزیابی می‌شوند. از این رو در این پژوهش نیز همین معیارها مورد بررسی قرار می‌گیرد.

[16] Pre-train
[17] Fine-tune
[18] Downstream tasks

٤-١.مجموعه داده

در این پژوهش بررسی بر روی مجموعه داده‌ی استفاده شده در مقاله‌ی [١٥] انجام شده که شامل حدود ٢٠٠٠ پست توئیتر است که تعدادی از آن‌ها شایعه می‌باشند. این مجموعه داده شامل ٧٨٣ شایعه جمع آوری شده از سایت‌های گمانه و شایعات است. به همین تعداد توئیت غیر شایعه نیز به داده اضافه شده است. به منظور حفظ ویژگی تصادفی بودن، پست-ها از زمانی جمع آوری شده‌اند که اولین پست شایعه منتشر شده‌است.

از این مجموعه داده تنها متن پست‌ها در این پژوهش مورد بررسی قرار گرفته‌اند که حدود ٦٠ درصد از پست‌های شایعه و ٣٠ از درصد پست‌های غیر شایعه با زبان محاوره هستند. مشخصات این مجموعه داده در جدول ١ آمده‌است.

به دلیل تعداد کم این داده به منظوربهبود ارزیابی از روش افزایش داده[19] به نام **EDA**[20] در مقاله‌ی [٢٧] استفاده شده‌است. است. دراین روش از ٤ عملیات ساده اما قدرتمند به منظور افزایش داده بهره گرفته شده که عبارتند از: جایگذاری با لغات هم معنی، حذف ، درج و جابه جایی به صورت تصادفی.

جدول ١. مشخصات داده‌ی استفاده شده برای پژوهش

	غیر شایعات	شایعات
درصد محاوره بودن تعداد متون	٧٠ درصد	٣٠ درصد
حداکثر تعداد کلمات	١٤٠	١٤٠
حداقل تعداد کلمات	٤	٤
تعداد	١٣٠٠	٧٨٣
تعداد داده‌ها بعد از افزایش داده	٢٦٧٣	٣٧١٧

به منظورارزیابی این روش برای محتوای انگلیسی نیز از مجموعه داده **PHEME** [٢٨] استفاده شده‌است. این مجموعه داده از شایعات و غیر شایعات مربوط به پنج اتفاق مختلف جمع آوری شده‌است که برای هر اتفاق پوشه‌ای شامل این دو دسته وجود دارد. در این پژوهش از همه‌ی مجموعه داده استفاده شده‌است.

١-٤-٤. داده‌های آموزشی و آزمایشی

داده‌های مورد استفاده در این پژوهش ابتدا به دو دسته‌ی آموزشی و آزمایشی تقسیم می‌شوند که به نسبت ٨٠ به ٢٠ می‌باشند. در واقع روش مورد نظر بر روی داده‌های آزمایشی دیده نشده بررسی خواهد شد.

به منظور جلوگیری از بیش برازش و اطمینان از نتایج آموزش، ٢٠ درصد از داده‌های آموزشی نیز به صورت تصادفی به عنوان داده‌های اعتبارسنجی انتخاب می‌شود.

٤-٢. یافته‌ها

در این قسمت در شش حالت بررسی شایعه بودن متن انجام و سپس ارزیابی صورت گرفت:

حالت اول: استفاده از معماری **LSTM-CNN** و **LSTM** با تغییر نرخ یادگیری و بررسی نتایج برای مجموعه داده فارسی

حالت دوم: استفاده از نرخ یادگیری چرخشی برای معماری **LSTM-CNN** و **LSTM** برای مجموعه داده فارسی

حالت سوم: استفاده از روش افزوده سازی داده‌ها و بررسی تغییرات برای مجموعه داده فارسی

حالت چهارم: بررسی روش ارائه شده برای پیش پردازش و فیلتر کردن داده‌ها برای مجموعه داده فارسی

حالت پنجم: استفاده از مدل **BERT** برای مجموعه داده فارسی

حالت ششم: بررسی معماری **LSTM-CNN** و روش پیش پردازش ارائه شده برای مجموعه داده انگلیسی

سپس با بررسی نتایج هر یک مشخص شد که در حالت دوم بدون نیاز به آزمایش همه‌ی حالات به منظور یافتن نرخ یادگیری بهینه و بدون اعمال هزینه‌ی اضافه به معماری، می-تواند نرخ یادگیری بهینه را پیدا و نتیجه‌ی مناسبی را ایجاد کند.

در حالت سوم که داده‌ها افزایش می‌یافت دقت بالاتر می-رفت و از بیش برازش جلوگیری می‌شد.

در حالت چهارم با استفاده از این پیش پردازش نتایج بهبود یافت و نسبت به سه حالت قبل بهتر شد.

در حالت پنجم نیز که از مدل **BERT** استفاده شد به دلیل اینکه این مدل ابتدا بر روی داده‌های ویکی پدیا آموزش دیده، مشکل کمبود داده را تا حد زیادی جبران و نتایج بهتری نسبت به حالت اول تولید می‌کند اما از لحاظ دقت مانند حالت دوم

[19] Data Augmentation

[20] Easy Data Augmentation

است. بهترین نتیجه مربوط به حالت چهارم است از این پیش پردازش برای مدل **BERT** نیز می‌توان استفاده کرد.

سپس به بررسی نتایج حاصل از این پژوهش و مقاله‌ی [۱۵] پرداخته می‌شود. روشی که در مقاله‌ی [۱۵] پیشنهاد شده است اگرچه مبتنی بر اطلاعات شبکه و محتوا است اما بیشتر براساس اطلاعات شبکه پیش بینی شایعات را انجام می‌دهد و اگر به تنهایی مورد استفاده قرار گیرد، قادر به تشخیص شایعه نخواهد بود.

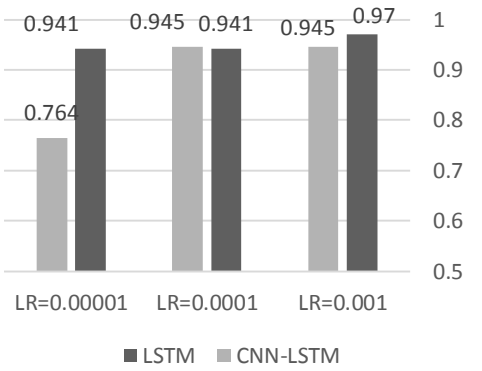
معماری پیشنهادی در این رساله تنها محتوا را در نظر می‌گیرد و قادر است با دقت بالایی شایعات را تشخیص دهد. در واقع دقتی بالاتر از مقاله‌ی ذکر شده را ایجاد می‌کند بدون آن که به بررسی سایر ویژگی‌های شبکه بپردازد.

علاوه بر آن برای مجموعه داده‌ی انگلیسی نیز با مقاله‌ی [۱۸] مقایسه انجام گرفته‌است که در قسمت بعد به صورت کامل توضیح داده‌خواهدشد.

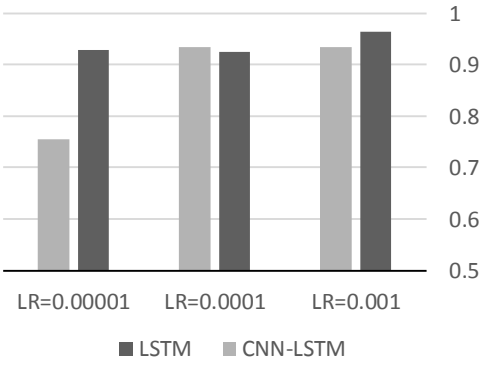
۲-٤-۱. نتایج ارزیابی یافته‌ها

همان‌گونه که گفته شده شش حالت در این پژوهش مورد بررسی قرار گرفت که نتایج حاصل از بررسی آن‌ها و همینطور مقایسه‌ی نتایج حاصل از این روش با مقالات قبل در این قسمت آورده می‌شود. لازم به ذکر است که این بررسی بر روی داده‌های آزمایشی دیده نشده پس از آموزش مدل، صورت گرفته‌است.

حالت اول بررسی دقت و **F-Score** بر روی مجموعه داده‌ی فارسی آزمایشی با استفاده از معماری **LSTM+CNN** و **LSTM** با نرخ‌های یادگیری مختلف است. مقایسه‌ی دقت و **F-Score** به ترتیب در شکل ۳ و شکل ٤ آورده شده‌اند.



شکل ۳: مقایسه‌ی دقت دو معماری LSTM و LSTM-CNN با نرخ‌های یادگیری مختلف بر روی داده‌های آزمایشی فارسی



شکل ٤: مقایسه‌ی F-Score دو معماری LSTMو LSTM+CNN با نرخ‌های یادگیری مختلف بر روی داده‌های آزمایشی فارسی

با توجه به نمودارها مشخص می‌شود که بهترین حالت، استفاده از نرخ یادگیری با مقدار ۰,۰۰۱ و معماری **LSTM** است.

حالت دوم بررسی، استفاده از روش نرخ یادگیری چرخشی بود که نتایج در جدول ۲ آمده است. با توجه به نتایج جدول و نمودارهای قبل، بهترین نتیجه زمانی رخ می‌دهد که از معماری **CNN-LSTM** با نرخ یادگیری چرخشی استفاده شود.

جدول ۲: ارزیابی حالت دوم در صورت استفاده از نرخ یادگیری چرخشی برای داده‌های فارسی آزمایشی

معیار ارزیابی	دقت	f-score	صحت	فراخوانی
LSTM-clr	۰,۹۷۰	۰,۹٦٥	۰,۹٥٦	۰,۹۷٥
CNN-LSTM-clr	۰,۹۷۸	۰,۹۷٤	۰,۹٦۲	۰,۹۸۰

حالت سوم استفاده از افزوده سازی داده‌ها است که همان-طور که در جدول(۳) آمدهء نتایج را به مقدار کمی بهبود بخشیده است.

جدول(۳): ارزیابی حالت سوم بعد از افزوده سازی داده‌ها برای داده-های فارسی آزمایشی

معیار ارزیابی	دقت	f-score	صحت	فراخوانی
CNN-LSTM-aug	۰,۹۷۸	۰,۹۷٤	۰,۹٦۹	۰,۹۸۰

حالت چهارم نیز به بررسی روش پیش پردازش پیشنهادی می‌پردازد. همان طور که در جدول ٤ مشخص است نتایج به صورت خیلی واضحی بهبود یافته است.

جدول ٤: ارزیابی حالت چهارم بعد از اعمال روش پیش پردازش برای داده‌های فارسی آزمایشی

معیار ارزیابی	دقت	f-score	صحت	فراخوانی
CNN-LSTM	۰,۹۹۱	۰,۹۹۳	۰,۹۹٤	۰,۹۹٤

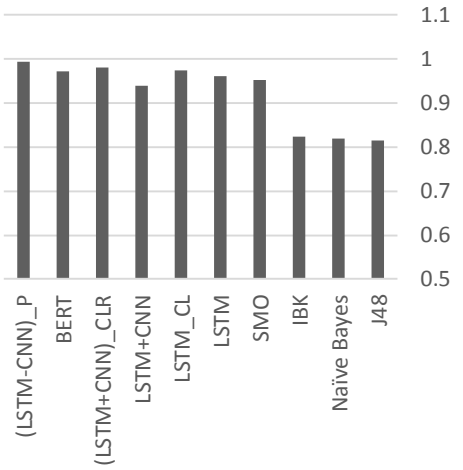
حالت پنجم نیز استفاده از مدل **BERT** بود که همان‌گونه که نتایج در جدول (۵) مشخص است. دقتی نزدیک به روش پیشنهادی یعنی **CNN-LSTM** با نرخ چرخشی، دارد.

جدول (۵): نتایج دقت حاصل از استفاده از BERT برای داده‌های فارسی آزمایشی

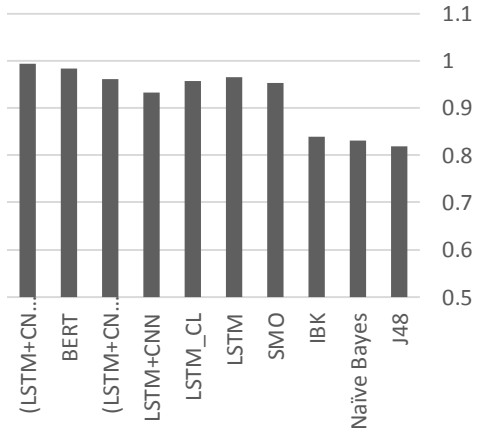
معیار	دقت	f-score	فراخوانی	صحت
BERT	۰,۹۷۷٦	۰,۹۷۸	۰,۹۷۲	۰,۹۸۳

نتایج صحت و فراخوانی استفاده از روش ذکر شده در این پژوهش، در مقایسه با مقاله‌ی [۱۵] به ترتیب درشکل ۵ و شکل ٦ آورده شده است.

در [۱۵] تشخیص شایعه با استفاده از روش‌های یادگیری ماشین **J48**، **SMO**، **IBK** و **NaiveBayes** انجام گرفته است. البته لازم به ذکر است که نتایج دقت در این روش‌ها با در نظر گرفتن ویژگی‌های شبکه نیز هست در حالی که در روش ذکر شده در این پژوهش تنها بررسی بر روی محتوا انجام گرفته شده‌است.



شکل ۵: مقایسه‌ی صحت روش‌های این پژوهش با روش‌های مقاله-ی [۱۵]



شکل ٦: مقایسه‌ی فراخوانی روش‌های این پژوهش با روش‌های مقاله‌ی [۱۵]

با توجه به نمودار مشخص می‌شود که روش‌های یادگیری عمیق پیاده سازی در این پژوهش با وجود اینکه تنها محتوا را مورد بررسی قرار می‌دهد، از همه‌ی حالت‌های بررسی ویژگی-های انتشار در روش‌های یادگیری ماشین نظارت شده بیان شده در مقاله‌ی [۱۵]، کارایی بالاتری دارد و حتی در حالتی که در این مقاله از هر دو ویژگی متنی و انتشار استفاده کرده‌است نیز بهتر عمل می‌کند و تنها در روش **SMO** است که کارایی پایین‌تری نسبت به برخی از آن‌ها دارد که آن هم چون در روش‌های یادگیری عمیق تنها محتوا مورد بررسی قرار گرفته است بازهم نتیجه‌ی قابل قبولی است.

علاوه بر آن، یکی از روش‌های ذکر شده در مقاله‌ی [۱۵] به عنوان نمونه به نام روش **IBK** پیاده سازی شد و به منظور بررسی ویژگی‌های دکر شده‌ی مربوط به محتوا در مقاله، تنها با این ویژگی‌ها روش گفته شده با معماری مورد نظر مقایسه شد و نتیجه‌ی صحت و دقت درجدول ٦ مورد مقایسه قرار گرفته‌است.

جدول ٦: مقایسه‌ی بررسی دسته بندی کننده‌ی IBK با توجه به ویژگی‌های محتوایی [۱۵] با روش (LSTM_CNN)_CL و (LSTM_CNN)_P

	دقت	صحت
(LSTM_CNN)_CL	۰,۹۷۸	۰,۹٦۲
مقاله‌ی [۱۵]	۰,۵۰۵	۰,۵۰۲
(LSTM_CNN)_P	۰,۹۹۱	۰,۹۹۴

حالت ششم نیز به بررسی روش ارائه شده و کارایی آن بر روی مجموعه داده انگلیسی مرتبط است. در این قسمت نتایج با مقاله‌ی [۱۸]مقایسه شده‌است. که در مقاله مقدار صحت و فراخوانی محاسبه نشده بود. از این رو معماری **CNN-LSTM** مجدد مورد ارزیابی قرار گرفته و نتایج در جدول ۷ آمده‌است. با توجه به جدول مشخص می‌شود که با استفاده از این روش به دلیل تمرکز بر روی کلمات دارای اهمیت بیشتر، نتایج بهبود می‌یابند.

جدول ۷: مقایسه‌ی روش ارائه شده برای مجموعه داده انگلیسی و نتایج مقاله‌ی [۱۸]

معیار ارزیابی	دقت	f-score	صحت	فراخوانی
CNN-LSTM[18]	٦٦,٧٦	٤٩,٢٣	-	-
CNN-LSTM پیاده سازی شده	٧٤,٤٧	٧٤,١٢	٧٤,٢	٧٤,٠٦
(CNN_LSTM)_P	٧٦,٠٤	٧٥,٩٥	٧٦,٠٤	٧٦,٣٣

۵. جمع بندی

امروزه با گسترش شبکه‌های اجتماعی و استفاده‌ی اقشار مختلف مردم از این شبکه‌ها و امکان انتشار محتوا در آن‌ها، بستر جدیدی برای سوء استفاده‌ی برخی افراد نیز فراهم گردیده‌است. برخی افراد با استفاده از امکانات شبکه‌های اجتماعی با اهداف گوناگون سعی در انتشار اطلاعاتی می‌کنند که یا درستی آن‌ها هنوز اثبات نشده‌است و یا اینکه نادرست است و به این صورت باعث ایجاد تنش و نابسمانی در جامعه را ایجاد می‌کنند. از این رو تشخیص این گونه اطلاعات و جلوگیری از انتشار آن‌ها اهمیت زیادی پیدا کرده است.

در دهه‌های اخیر پژوهش‌های زیادی در این حوزه با استفاده از یادگیری عمیق انجام گرفته‌است اما هیچ کدام پیش پردازش هدفداری به منظور بهبود نتایج ارائه نداده‌اند. علاوه بر آن تاکنون این روش‌ها برای تشخیص شایعات فارسی در شبکه‌های اجتماعی، مورد بررسی قرار نگرفته‌اند.

در روش‌های یادگیری عمیق پیشنهاد شده برای تشخیص شایعه، در سایر زبان‌ها نیز نرخ یادگیری ثابت در نظر گرفته می‌شد که هزینه‌ی اجرا را زیاد می‌کرد در این پژوهش با توجه به نتایج حاصل از استفاده از روش نرخ یادگیری چرخشی در معماری **LSTM_CNN** برای تشخیص شایعه در متون فارسی، مشخص می‌شود این روش، نتایج بهتری را تولید می‌کند.

در این پژوهش موارد زیر مورد بررسی قرار گرفت:

- ارائه‌ی روش جدیدی به منظور پیش پردازش داده
- یافتن معماری یادگیری عمیق مناسب مبتنی بر **LSTM-CNN** برای تشخیص شایعات فارسی
- استفاده از نرخ یادگیری چرخشی به جای نرخ یادگیری ثابت به منظور صرف هزینه‌ی کمتر و دستیابی به نتیجه‌ی بهتر.
- بررسی مدل **BERT** برای شایعات فارسی و ارزیابی نتایج آن

یکی از مشکلاتی که در این روش وجود دارد نیاز به حجم زیاد داده است که روش‌های مختلفی از جمله افزودن داده‌ها برای حل آن وجود دارد که یک نمونه از آن در این پژوهش استفاده شد. روش‌های متفاوت دیگر در آینده می‌تواند مورد بررسی قرار گیرد.

علاوه بر آن معماری‌های یادگیری عمیق دیگری وجود دارند که ممکن است نتایج بهتری را تولید کنند که نیازمند بررسی می‌باشند. روش پیش پردازش ارائه شده نیز می‌تواند بهبود یابد که این مورد را نیز باید مورد ارزیابی قرار داد.

۶. منابع

[1]Tanaka,Yuko, Sakamoto, Yasuaki and Matsuka,T, (2012), Transmission of Rumor and Criticism in Twitter after the Great Japan Earthquake, Annual Meeting of the Cognitive Science Society, pp. 2387-2392.

[2]Sunstein,Cass.R,(2009) On Rumors How Falsehoods Spread, Why We Believe Them, What Can Be Done. Princeton University Press publisher, Farrar, Straus and Giroux.pp. 1-90

[3]Ben Veyseh,Amir Pouran,Thi My.T,Thien, Huu Nguyen and Dou,Dejing,(2019),Rumor Detection in Social Networks via Deep Contextual Modeling, IEEE/ACM International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining,pp.113-120

[4]Kumar,K P Krishna and Geethakumari,G,(2014), Detecting misinformation in online social networks using cognitive psychology, Human-centric Computing and Information Sciences, vol. 4, no. 1, pp. 1-22

[5]Kwon, Sejeong , Cha, Meeyoung , Jung,K, Chen,W and Wang,Y, (2013),Aspects of Rumor Spreading on a Microblog Network, in Social Informatics, vol. 8238, (Lecture Notes in Computer Science: Springer International Publishing, pp. 299-308.

[6]Allport,G.W, Postman,Leo,(1947)The psychology of rumor, Journal of Clinical Psychology, New York: Russell & Russel,pp.1-247 .

[7]Zaman,T.R, (2013)"Information Extraction with Network Centralities: Finding Rumor Sources, Measuring Influence, and Learning Community Structure", PhD Thesis. Massachusetts Institute of Technology,Department of Electrical Engineering and Computer.

[8]Seo,E,Mohapatra,P and Abdelzaher,T,(2012) Identifying rumors and their sources in social networks, SPIE, pp. 1-13

[9]Prakash,B.A,(2012)Understanding and Managing Propagation on Large Networks—Theory, Algorithms, and Models,PhD Thesis,School of Computer Science Carnegie Mellon University,Computer Science Department

[10]SINGH.A,(2013),Rumor Dynamics and Inoculation of Nodes in Complex Networks, PhD Thesis, Indian Institute Of Technology Kanpur, Department Of Electrical Engineering

[11]Liu,Yang,Xu,Songhua,(2016),Detecting Rumors Through Modeling Information Propagation Networks in a Social Media Environment, IEEE Transactions on Computational Social Systems, vol. 3, pp. 46-62

[12]Wang,Chao,Xuan Tan,Zong, Ye,Ye,Wang,Lu, Cheong,K.H and Xie,Neng-gang,(2017), A rumor spreading model based on information entropy, Scientific Reports,pp.1-14

[13]Hamidian,S and Diab,M,(2019) Rumor Detection and Classification for Twitter Data, SOTICS, The Fifth International Conference on Social Media Technologies, Communication, and Informatics,pp.1-7

[14]Zhang,Q,Zhang,S,Dong,J,Xiong,J, and Cheng,X, (2015)Automatic Detection of Rumor on Social Network, in Natural Language Processing and Chinese Computing, pp.113-122

[15]Zamani,Somayeh,Asadpour,Masoud,Moazzami,Dara,(2017)Rumor Detection for Persian Tweets,the Iranian Conference on Electrical Engineering (ICEE), pp.1532-1536

[16]Ma,Jing,Gao,Wei,Mitra,Prasenjit,Kwon,Sejeong,Bernard,J.J,(2016),Detecting rumors from microblogs with recurrent neural networks,Proceedings of the Twenty-Fifth International Joint Conference on Artificial Intelligence,pp.3818-3824.

[17]Asghar,M.Z,Habib,Ammara,Habib,Anam,Khan,A, Ali,R and Khattak.A,(2019) Exploring deep neural networks for rumor detection, Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing,pp.1-19

[18]Ma.J, Gao.W, and Wong,K.F,(2018),Rumor Detection on Twitter with Tree-structured Recursive Neural Networks, Proceedings of the 56th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics,pp.1980-1989

[19] Pavithra C P,S.J, (2019), Deep Learning Approach For Rumour Detection In Twitter: A Comparative Analysis, the International Conference on Systems, Energy & Environment (ICSEE),pp.1-5

[۲۰] سپهریان، زهرا، سدیدپور، سعیده سادات، شیرازی، حسین، (۲۰۱٤)، روشی جدید در خلاصه‌سازی متون فارسی بر اساس عبارت پرس‌وجوی کاربر، پدافند الکترونیکی و سایبری، صص ۵۲-۶۳

[21]Mikolov,T, Sutskever,I, Chen,K, Corrado,G and Dean,J,(2013), Distributed representations of words and phrases and their compositionality, the 26th International Conference on Neural Information Processing Systems - Volume 2, pp.1-9.

[۲۲] شاقوزی، محمدرضا(۹۵/۱۱/۲۰)، مدل برداری کلمات فارسی در ویکی پدیا، قابل دسترسی در:
http://dml.qom.ac.ir/tag/word2vec

[23]Deriu,Jan and Cieliebak,M(2016), Sentiment Analysis using Convolutional Neural Networks with Multi-Task Training and Distant Supervision on Italian Tweet, Proceedings of Third Italian Conference on Computational Linguistics (CLiC-it 2016) & Fifth Evaluation Campaign of Natural Language Processing and Speech Tools for Italian. Final Workshop (EVALITA 2016),pp.1-5.

[24]Rehman,A.U,Malik,A.K,Raza,B and Ali,W (2019), A Hybrid CNN-LSTM Model for Improving Accuracy of Movie Reviews Sentiment Analysis, Multimedia Tools and Applications, vol. 78, no. 18, pp. 26597-26613.

[25]Smith,L.N(2017), Cyclical Learning Rates for Training Neural Networks, 2017 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV), pp. 464-472.

[26]Devlin,Jacob,Lee,Kenton,Toutanova,Kristina (2018)BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding, Proceedings of NAACL-HLT 2019, pp.4171-4176

[27] Devlin.J. (2019). google bert multilingual. Available: https://github.com/googleresearch/bert/blob/master/multilingual.md

[28]Wei, Jason, Zou, Kai (2019), EDA:Easy Data Augmentation Techniques for Boosting Performance on Text Classification Tasks, EMNLP/IJCNLP,pp.6382-6386.

[29]Kochkina,Elena,Liakata,Maria,Zubiaga,Arkatiz(10.06.2018) , PHEME dataset for Rumour Detection and Veracity Classification, Availabel: https://figshare.com/articles/PHEME_dataset_for_Rumour_Detection_and_Veracity_Classification/6392078