Media and Communication Research
Vol. 1, No. 1, Spring&Summer 2023, 243-268
(DOI) 10.22034/MCR.2023.181957

Application of Artificial Intelligence in News Verification: Detection of Fake News using the News Text and the Information of the Sources of the News Publisher

Mohammadreza Akhgari [1]
Saeedeh Momtazi [2]

(Received on: 2023-03-13; Accepted on: 2023-08-10)

Abstract

With the advancement of technology, social networks are considered a new source of news. The existence of unreliable news in these networks will have adverse effects on the society. In this research, we intend to propose a model based on deep learning to detect the authenticity of Persian news in the Telegram social network in order to detect fake news and deal with their spread. Also, due to the lack of a suitable dataset for the Persian language, we have collected the "Tat" dataset, which includes 1081 fake news and 1081 news labeled "non-fake" in different news fields. This news has been collected from 38 Telegram channels. Our proposed model tries to identify Persian news published in Telegram by using convolutional neural network. This model uses the text of the news published in Telegram along with the channel ID of the news sender as the network input. The results of the tests show that the proposed model has achieved 90.46% accuracy.

Keywords: Fake News, Rumor, Telegram, Artificial Intelligence, News Verification.

1 . BA, Amirkabir University of Technology. mr.akhgari403@aut.ac.ir
2 . Associate Professor, Imam Sadiq University, Tehran, Iran. momtazi@aut.ac.ir

پژوهش‌های رسانه و ارتباطات
سال یازدهم، شماره بیست و یکم، بهار و تابستان ۱۴۰۲، ص ۲۴۴ - ۲۶۸

کاربرد هوش مصنوعی در راستی آزمایی اخبار: تشخیص اخبار جعلی با استفاده از متن خبر و اطلاعات منابع منتشرکننده خبر

محمدرضا اخگری[۱]
سعیده ممتازی[۲]

[تاریخ دریافت: ۱۴۰۱/۱۲/۲۲؛ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۰۵/۱۹]

چکیده

با پیشرفت فناوری، شبکه‌های اجتماعی، منبع جدیدی از اخبار محسوب می‌شوند. وجود اخبار نامعتبر در این شبکه‌ها آثار نامطلوبی بر جامعه خواهد گذاشت. در این پژوهش قصد داریم به منظور تشخیص اخبار جعلی و مقابله با انتشار آنها مدلی مبتنی بر یادگیری عمیق برای تشخیص صحت اخبار فارسی موجود در شبکه اجتماعی تلگرام پیش نهیم. همچنین، به علت کمبود مجموعه دادهٔ مناسب برای زبان فارسی، مجموعه دادهٔ «تات» را جمع‌آوری کرده‌ایم که شامل ۱۰۸۱ خبر جعلی و ۱۰۸۱ خبر با برچسب «غیرجعلی» در حوزه‌های مختلف خبری است. این اخبار از ۳۸ کانال تلگرامی جمع‌آوری شده است. مدل پیشنهادی ما با استفاده از شبکهٔ عصبی پیچشی، سعی بر شناسایی اخبار فارسی منتشرشده در تلگرام دارد. این مدل از متن خبرهای منتشرشده در تلگرام به همراه شناسهٔ کانال ارسال‌کنندهٔ خبر به عنوان ورودی شبکه استفاده می‌کند. نتایج آزمایش‌ها نشان می‌دهد مدل پیشنهادی توانسته است به صحت ۹۰٫۴۶ درصد دست یابد.

کلیدواژه‌ها: خبر جعلی، شایعه، تلگرام، هوش مصنوعی، صحت‌سنجی اخبار.

---

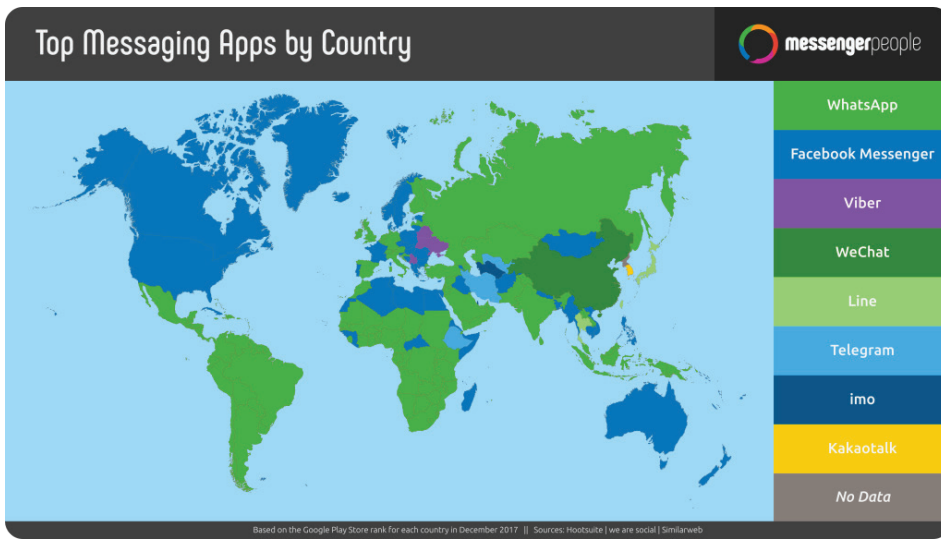
۱. کارشناسی مهندسی کامپیوتر، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ایران. mr.akhgari403@aut.ac.ir
۲. دانشیار هوش مصنوعی، مهندسی کامپیوتر، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ایران (نویسنده مسئول). momtazi@aut.ac.ir

مقدمه

پیشرفت شبکه‌های اجتماعی و محبوبیتشان باعث شده است این ابزارها نقش مهمی در انتشار و انتقال اخبار پیدا کنند. مثلاً بر اساس نظرسنجی مرکز تحقیقات پیو، که در سال ۲۰۲۱ انجام شده است، بیش از ۸۰ درصد مردم آمریکا، اخبار را از طریق دستگاه‌های دیجیتال دریافت می‌کنند (https://www.pewresearch.org/fact-tank/2021/01/12/more-than-eight-in-ten-americans-get-news-from-digital-devices/). این تغییر در دسترسی افراد به اخبار سبب شده است افرادی اقدام به نشر اکاذیب و شایعات در شبکه‌های اجتماعی کنند. شایعات گسترده ممکن است باعث وحشت عمومی و تأثیر منفی بر افراد جامعه شود. این موضوع حتی می‌تواند در اعتماد عمومی به دولت‌ها نقش ایفا کند. مثلاً می‌توان به تأثیر بالقوه اخبار جعلی بر همه‌پرسی بحث‌برانگیز «برگزیت» (Pogue, 2017) و انتخابات ریاست‌جمهوری ۲۰۱۶ آمریکا(Bovet & Makse, 2019) اشاره کرد. گاه حتی اخبار جعلی ممکن است خطر جانی به همراه داشته باشد، مثلاً در نتیجهٔ انتشار اطلاعات نادرست دربارهٔ ویروس کرونا و تأثیر نوشیدن پاک‌کننده‌های درمانی در بهبود این بیماری، قریب به ۵۸۰۰ نفر در بیمارستان بستری شدند و حداقل ۸۰۰ نفر جانشان را در سراسر جهان از دست دادند (https://www.bbc.com/news/world-53755067). چنین مسائلی تشخیص خودکار شایعات را ضروری می‌کند (Huang et al., 2019).

با توجه به اینکه اخبار جعلی عمدتاً برای فریب دادن طیف وسیعی از خوانندگان نوشته شده است، تشخیص آنها فقط بر اساس محتوای اخبار دشوار است و اطلاعات بیشتری مانند زمینه اجتماعی و طریقهٔ انتشار خبر نیز لازم است. همین مسائل باعث می‌شود شبکه‌های اجتماعی منبع مناسبی برای مطالعهٔ اخبار جعلی باشد. از جملهٔ این شبکه‌های اجتماعی می‌توان به تلگرام اشاره کرد. تلگرام یکی از رسانه‌های اجتماعی محبوب در بین کاربران

فارسی‌زبان است. شکل ۱ نشان‌دهندهٔ محبوبیت این شبکهٔ اجتماعی در ایران است. در آخرین آماری که این پیام‌رسان ارائه کرده، ماهانه بیش از ۷۰۰ میلیون کاربر فعال در این پیام‌رسان حضور دارند (million-and-premium-۷۰۰/https://telegram.org/blog). وجود ساختار کانال (Channel) در تلگرام باعث شده است این پیام‌رسان بستر مناسبی برای انتشار خبر، به‌خصوص خبر جعلی، باشد.



شکل ۱: سیر صعودی کاربران فعال در تلگرام در گذر زمان
(/https://www.messengerpeople.com/global-messenger-usage-statistics)

شناسایی اخبار جعلی با مسائل متعددی همراه است که این مسائل موجب پیچیدگی این حوزهٔ تحقیقاتی شده است، از جمله:

۱. **حجم و سرعت داده‌ها:** داده‌های شبکه‌های اجتماعی، به‌سرعت در حال افزایش‌اند و تکنیک‌هایی که برای تحلیل این داده‌ها استفاده می‌شود باید بتواند این حجم از اطلاعات را مدیریت کند. برای غلبه بر این مسئله، نیاز است از الگوریتم‌ها و ساختمان داده‌های مقیاس‌پذیر استفاده شود.

۲. **استخراج ویژگی‌ها:** مسئلهٔ شناسایی اخبار جعلی، مسئله‌ای چندبُعدی است و عوامل بسیار در صحت‌سنجی آن دخیل است. به همین دلیل ویژگی‌های انتخاب‌شده برای این مسئله باید به ابعاد مختلف آن بپردازد. چندبعدی‌بودن مسئله، استخراج ویژگی‌ها را دشوار و زمان‌بَر می‌کند. به همین دلیل باید به دنبال روش‌هایی باشیم که استخراج ویژگی‌ها در آن به صورت خودکار صورت گیرد.

۳. **شناسایی زودهنگام:** رسیدن اخبار جعلی به مخاطبان گسترده می‌تواند موجب افزایش انواع آسیب‌های اجتماعی و اقتصادی شود. همچنین، می‌تواند نتیجهٔ رویدادهای سیاسی را دست‌کاری کند(Liu & Wu, 2018) . علاوه بر این، تحقیقات کریس‌میکر و همکاران(De keersmaecker & Roets, 2017) نشان داده است که اخبار جعلی باید در مراحل اولیهٔ انتشار شناسایی شود؛ زیرا تصحیح نگرش مردم درباره موضوعات پس از شکل‌گیری نگرش نادرست، بسیار دشوار است.

۴. **پشتیبانی از زبان‌های غیرانگلیسی:** با توجه به محبوب‌بودن شبکه‌های اجتماعی در میان کاربران کشورهای مختلف، بستر انتشار اخبار جعلی به زبان‌های مختلف و در جوامع مختلف فراهم است و پیش‌نهادن روش‌هایی که بتواند زبان‌های کم‌منبع را پوشش دهد اهمیت فراوان دارد. علی‌رغم فعالیت‌های انجام‌شده در این حوزه برای زبان‌های مختلف و به طور خاص برای زبان انگلیسی، زبان فارسی در این زمینه رشد چشمگیری نداشته است؛ بنابراین، تهیه ابزاری برای تشخیص اخبار جعلی فارسی بسیار مهم است. یکی از مشکلات در این مسیر، نبود مجموعهٔ دادهٔ مناسب برای زبان فارسی است.

در این پژوهش قصد داریم با استفاده از مفاهیم یادگیری عمیق در حوزهٔ زبان طبیعی و با استفاده از ویژگی‌های متنی خبر و اطلاعات انتشاردهندگان خبر، سامانهٔ هوشمندی را به منظور صحت‌سنجی اخبار و تشخیص اخبار جعلی پیاده‌سازی کنیم. همچنین، مجموعه‌ای از داده‌ها به زبان فارسی را جمع‌آوری و برچسب‌زنی کردیم.

در ادامه، ابتدا تعاریف مفهومی لازم را بیان می‌کنیم. در بخش بعد، پیشینهٔ پژوهش را مرور خواهیم کرد و نوآوری موجود در پژوهش را بیان می‌کنیم. در ادامه، مجموعه دادهٔ جمع‌آوری‌شده را معرفی می‌کنیم. پس از آن، مدل مطرح‌شده را بررسی، و نتایج به‌دست‌آمده را بیان می‌کنیم. در انتها نیز پیشنهادهایی برای تکمیل این پژوهش در آینده، مطرح خواهیم کرد.

تعاریف مفهومی

مهم‌ترین مفاهیم این پژوهش عبارت است از:

- **خبر جعلی:** تعریف اخبار جعلی با تعریف مفاهیم دیگری مانند شایعه و اطلاعات نادرست همپوشانی دارد (Lazer et al, 2019; Bondielli & Marcelloni, 2019). تعریف جامعی برای اخبار جعلی تاکنون وجود ندارد (Zhou & Zafarani, 2019). به منظور ایجاد چارچوبی مناسب برای مطالعه این مسئله، پژوهشگران تعریف‌های متفاوتی برای خبر جعلی مطرح کردند. این تعاریف از دیدگاه‌های مختلفی همچون جامعه‌شناسی، سیاسی و غیره بررسی شده است. در این پژوهش اخبار جعلی را به عنوان اخباری با کیفیت کم با اطلاعات نادرست که به صورت عمدی یا غیرعمدی انتشار داده شده‌اند، تعریف می‌کنیم.
- **هوش مصنوعی (Artificial Intelligence):** به مجموعه‌ای از روش‌ها، تکنیک‌ها و الگوریتم‌های ریاضی و کامپیوتری گفته می‌شود که با استفاده از آنها، سیستم‌های کامپیوتری و نرم‌افزارها را آموزش می‌دهند و به آنها قابلیت انجام‌دادن کارهای هوشمندانه، مانند تشخیص الگو، تصمیم‌گیری، پردازش زبان طبیعی، بینایی ماشین و غیره می‌بخشند.
- **شبکه عصبی (Neural Network):** نوعی مدل محاسباتی است که مشابه شبکه‌های عصبی در ساختار مغز انسان عمل می‌کند. در شبکه عصبی، داده‌های ورودی به

لایه‌هایی از نورون‌های مصنوعی داده می‌شود که با پردازش این داده‌ها، اطلاعاتی را استخراج می‌کنند. سپس این اطلاعات به لایه‌های بعدی منتقل می‌شود تا در نهایت به خروجی دلخواهی برسد. شبکه‌های عصبی در یادگیری عمیق بسیار استفاده می‌شود و با آموزش به منظور تشخیص الگو، تصویربرداری، ترجمه زبان و سایر کاربردهای هوشمندانه، به دقت و کارآیی بالایی دست می‌یابد.

- **یادگیری عمیق (Deep Learning):** یادگیری عمیق یکی از زیرمجموعه‌های هوش مصنوعی است که در آن از شبکه‌های عصبی استفاده می‌شود تا با پردازش مجموعه‌ای از داده‌های ورودی، قابلیت تشخیص الگو و دادن پاسخ‌های هوشمندانه را داشته باشد.

پیشینه پژوهش

در سال‌های اخیر شناسایی اخبار جعلی یا شایعات بسیار محل توجه قرار گرفته است. هدف اصلی از مطالعات موجود ارزیابی صحت مقاله خبری مشخصی است (Zhou & Zafarani, 2020). نتایج این مطالعات توسعهٔ سیستم‌هایی است که به طور خودکار تشخیص دهند که آیا اخباری که در رسانه‌های اجتماعی پخش می‌شود جعلی است یا خیر.

در ادامه به مطالعهٔ مدل‌های موجود و مجموعه داده‌های فارسی ارائه‌شده می‌پردازیم:

(Zamani, Asadpour & Moazzami, 2017): دانشگاه تهران با تمرکز بر شبکه‌های اجتماعی، شایعات توییتر را تحلیل و بررسی کرد. آنها با استفاده از اطلاعات مرتبط با شبکهٔ ارتباطی کاربران و ویژگی‌های مرتبط با هر توییت، شایعات را با استفاده از مدل‌های سنتی یادگیری ماشین رده‌بندی کردند. مجموعه دادهٔ استفاده‌شده در این روش، شامل توییت‌های منتشرشده در توییتر بود. این مجموعه داده، دارای ۷۸۳ توییت جعلی و ۷۸۳

توییت غیرجعلی بوده است.

(Tacchini et al., 2017): رویکرد دیگری را برای پیش‌بینی صحت اخبار بر اساس کاربرانی که با مقالات در ارتباط‌اند، ارائه دادند. آنها دو روش رده‌بند را برای این منظور استفاده کردند. روش اول، روش رگرسیون غیرخطی (logistic regression) بود که در آن تعامل کاربران به عنوان ویژگی‌ها در نظر گرفته می‌شود؛ و روش دیگر اقتباسی جدید از تکنیک‌های جمع‌سپاری برچسب درست و غلط (boolean label crowdsourcing techniques) بود. آنها ثابت کردند اطلاعات کاربرانی که با اخبار در تعامل‌اند یکی از ویژگی‌های مهمی است که می‌توان برای تشخیص اخبار جعلی در نظر گرفت.

(Saghayan, Ebrahimi & Bahrani, 2021): در پژوهشی مجموعه‌دادگانی را از توییت‌های فارسی کاربران توییتر با موضوع کووید-۱۹ استخراج و برچسب‌گذاری کردند. در نهایت، روشی برای تشخیص اخبار جعلی بر روی توییت‌های استخراج‌شده بر اساس رده‌بند ماشین‌بردار پشتیبان (SVM) ایجاد کردند.

(Mottaghi et al., 2021): مدل جدیدی را برای رده‌بندی اخبارجعلی با استفاده از شبکهٔ عصبی پیچشی (CNN) بررسی کردند. آنها برای رده‌بندی اخبار، اسناد را به صورت یک تنسور سه بعدی به شبکه دادند تا این اسناد در سطح جمله تجزیه و تحلیل شود. آن‌ها مدل خود را بر روی توییت‌های مرتبط با کووید-۱۹ استخراج شده از توییتر آزمودند.

(Jahanbakhsh-Nagadeh et al., 2022): مجموعه دادهٔ دیگری با تمرکز بر اخبار منتشرشده در شبکهٔ اجتماعی تلگرام منتشر کردند. این مجموعه داده شامل ۸۸۲ خبر جعلی و ۸۸۲ خبر غیرجعلی است که این اخبار از کانال‌های خبرگزاری و وبسایت‌های راستی‌آزمایی استخراج شده است.

(Samadi, Mousavian & Momtazi, 2022): در پژوهشی اقدام به جمع‌آوری دادهٔ «تاج» (تشخیص اخبار جعلی) کردند. آنها روشی پنج‌مرحله‌ای را برای جمع‌آوری این

مجموعه داده از وبسایت‌ها ابداع کردند. فرضشان این بود که معمولاً اخبار جعلی پس از مدتی در خبرگزاری‌های رسمی تکذیب می‌شوند. به همین دلیل آنها این اخبار را جست‌وجو کردند. پس از یافتن اخبار تکذیبیه، با حذف عناوینی مانند «کذب»، «تکذیب» و «شایعه» به عناوینی دست یافتند که از لحاظ متنی به عنوان خبر جعلی اولیه شباهت داشت. آنها با جست‌وجوی این عناوین به متونی دست یافتند که احتمال جعلی‌بودنشان قوی بود. در نهایت، با برچسب‌زنی این اخبار، دادگانی خبری شامل ۱۸۶۰ خبر جعلی و ۱۸۶۰ خبر واقعی تهیه کردند. آنها با جست‌وجوی این عناوین به متن اخبار جعلی دست یافتند و مجموعه دادهٔ موجود بر روی شبکهٔ عصبی پیچشی با اندازه فیلترهای متفاوت را بررسی کردند.

(Ghayoomi & Mousavian, 2022): در پژوهشی با استفاده از یادگیری تقویتی و مدل زبانی چندزبانهٔ ایکس‌ام‌ال-روبرتا (XLM-RoBERTa)، اقدام به توسعهٔ مدلی برای تشخیص اخبار جعلی فارسی مرتبط با کووید-۱۹ با استفاده از اخبار موجود در زبان‌های دیگر کردند. آنها با استفاده از سه مجموعه داده، شامل مجموعه دادهٔ اخبار جعلی انگلیسی مربوط به کرونا، مجموعه دادهٔ اخبار جعلی زبان فارسی و مجموعه دادهٔ اخبار جعلی فارسی مربوط به کرونا که قیومی و همکاران جمع‌آوری کرده بودند، مدل شبکهٔ عصبی پیچشی موازی را آموزش دادند.

(Ghayoomi, 2022): در پژوهش دیگری، اقدام به پیاده‌سازی مدلی برای تشخیص اخبار جعلی کووید-۱۹ به زبان فارسی کرد. او در این پژوهش از ویژگی‌هایی مانند اطلاعات سبک‌سنجی، اطلاعات خوانایی متن و اطلاعات زبان‌شناختی همچون واج‌شناسی، نحو و صرف‌شناسی استفاده کرد. همچنین، از مدل زبانی چندزبانهٔ ایکس‌ال‌ام-روبرتا نیز برای تشخیص اخبار جعلی فارسی با استفاده از اخبار جعلی انگلیسی بهره برد.

با توجه به پژوهش‌های انجام‌شده و اهمیت شبکه‌های اجتماعی به این نتیجه رسیده‌ایم

که مجموعه‌داده‌های موجود اخبار جعلی فارسی، محدود و کوچک‌اند، اما با توجه به اینکه شبکه‌های عصبی عمیق معمولاً برای آموزش نیاز به مجموعه‌داده‌های بزرگ دارند، پژوهش‌های انجام‌شده در زبان فارسی با استفاده از رویکردهای یادگیری عمیق بسیار محدودند. به همین دلیل در راستای ارتقای دادگان خبر جعلی فارسی، مجموعه دادهٔ جدیدی را با استفاده از اخبار موجود در تلگرام جمع‌آوری کرده‌ایم. همچنین، با توجه به اینکه تمرکز پژوهش بر شبکه‌های اجتماعی بوده و در شبکه‌های اجتماعی طول مطالب متفاوت است، مدل شبکهٔ عصبی پیچشی با اندازه فیلترهای متفاوت را توسعه دادیم تا بتوانیم از اخبار با طول متفاوت استفاده کنیم. همچنین، با در نظر گرفتن کانال منتشرکننده خبر، فراداده‌ای به مدلمان اضافه خواهیم کرد که باعث افزایش دقت مدل شود. ارائهٔ این مجموعه داده و ارتقای مدل از مهم‌ترین نوآوری‌های این پژوهش است.

چارچوب نظری

در طول تاریخ، ارتباطات و اطلاعات برای بشر همواره مهم بوده است، تا جایی که هارولد اینیس معتقد است پیش از هر اتفاق مهم اجتماعی، همچون تشکیل یک امپراتوری بزرگ، حتماً اتفاق مهمی در زمینهٔ ارتباطات جامعه بشری رخ داده است (Innis, 1986). به باور کوک و همکارانش(Cook et al., 2017) بیشتر اخبار جعلی حاصل تفکیک است و سطح ضعیفی از واقعیت دارد. اما بعد از چند چرخش، پیام اصلی‌اش گم می‌شود و روایت جدیدی به وجود می‌آورد. با توجه به وجود ابزارهای رسانه‌ای به نظر می‌رسد اطلاعات و ارتباطات به بیشترین میزان اهمیتش تا کنون در طول تاریخ دست یافته است. در ادامه، نظریهٔ حباب فیلتر را بیان می‌کنیم که برای تبیین و توضیح موضوع مقاله به کار رفته است:

نظریه حباب فیلتر (Filter Bubble Theory): این نظریه به دیدگاهی اشاره دارد که بر اساس آن، فناوری‌های ارتباطی، به‌خصوص شبکه‌های اجتماعی، برای کاربرانی که از

آنها استفاده می‌کنند نوعی حباب اطلاعاتی ایجاد می‌کنند. به این معنا که الگوریتم‌های استفاده‌شده در این فناوری‌ها، به صورت خودکار برای هر کاربر، محتوا و اخباری را که بر اساس سلیقه، نظرها و رفتارهای آن کاربر، جذاب به نظر می‌رسد، فیلتر می‌کنند و به نمایش می‌گذارند. این حباب اطلاعاتی منجر به تقویت دیدگاه‌های قبلی و جلوگیری از دسترسی به دیدگاه‌های متفاوت و متنوع‌تر می‌شود. در واقع، این نظریه بر این اصل تکیه دارد که هر کاربر با توجه به نظرها و سلیقه شخصی‌اش، اخبار و محتواهایی را می‌خواهد که با دیدگاهش سازگار باشند. اما این مسئله به نوعی منجر به کاهش تنوع اطلاعاتی، تشدید تفاوت‌های فرهنگی و سیاسی و حتی افزایش اخبار جعلی می‌شود. الویت پاریزر نخستین بار این نظریه را مطرح کرد، و آن را یکی از مسائل ارتباطی مدرن پیش روی جامعه‌شناسان و دانشمندان دانست (Pariser, 2011). نظریهٔ حباب فیلتر، به دلیل ارتباطش با شیوه دریافت اطلاعات در شبکه‌های اجتماعی، می‌تواند برای تشخیص اخبار جعلی استفاده شود.

تهیه مجموعه دادهٔ فارسی «تات»

وجود یک مجموعه داده جامع و مقیاس بزرگ با اطلاعات چندبُعدی برای شناسایی اخبار جعلی مهم است. اطلاعات چندبُعدی نه‌فقط سیگنال‌های بیشتری برای تشخیص اخبار جعلی ارائه می‌دهند، بلکه می‌توانند برای تحقیقاتی مانند درک انتشار اخبار جعلی و مداخله اخبار جعلی نیز استفاده شوند(Shu et al., 2020) . در زبان انگلیسی مجموعه دادگان متنوعی برای تشخیص اخبار جعلی جمع‌آوری شده است؛ اما برای زبان فارسی مجموعه دادگان محدودی وجود دارد. استخراج اخبار جعلی دشواری‌های فراوانی دارد، مثلاً با مشاهده متن خبر، شخص برچسب‌زن نمی‌تواند برچسب دقیقی برای خبر پیشنهاد دهد. با توجه به این مسائل ما از مجموعه دادهٔ «تاج» (Samadi, Mousavian & Momtazi, 2022) به عنوان مجموعه اخبار پایه استفاده کردیم. این مجموعه داده در روشی

پنج‌مرحله‌ای جمع‌آوری شده است. دادهٔ ما اقتباسی از روش پنج‌مرحله‌ای پیاده‌شده در مجموعه داده تاج (Ibid.) است. پیش از بیان روش جمع‌آوری داده تات (تشخیص اخبار تلگرام)، ابتدا نیاز به تعریف اصطلاحات رایج در تلگرام است. در ادامه، این اصطلاحات را بیان می‌کنیم و پس از آن مراحل جمع‌آوری دادهٔ تات را شرح خواهیم داد و در انتها آمار این مجموعه داده را بیان خواهیم کرد.

۱. اصطلاحات رایج در تلگرام

تلگرام، در میان پیام‌رسان‌های محبوب و برتر دنیا جایگاه ویژه‌ای دارد. در این بخش قصد داریم تعدادی از اصطلاحات رایج در این شبکهٔ اجتماعی را بیان کنیم.

- **کانال (Channel):** کانال‌ها ابزاری برای ارسال پیام‌های عمومی به مخاطبان هستند. کانال‌های تلگرام می‌توانند تعداد نامحدودی عضو داشته باشند و فقط مدیران کانال‌ها حق ارسال مطلب دارند.
- **پست (Post):** هر مطلبی که در کانال‌های تلگرام ارسال می‌شود یک پست محسوب می‌شود.
- **شناسهٔ کانال (Channel ID):** هر کانال در تلگرام یک شناسهٔ مخصوص به خود دارد. این شناسه در رابط‌های برنامه‌نویسی (Application Programming Interface (API)) تلگرام در دسترس است.

۲. مراحل جمع‌آوری داده تات

ما ابتدا از یک فرض عموماً درست در اخبار فارسی استفاده کردیم تا بتوانیم اخبار جعلی را به صورت عمومی جمع‌آوری کنیم. در اخبار فارسی عمدتاً اخبار جعلی پس از مدتی از طرف نهادهای رسمی تکذیب می‌شود. با توجه به همین مطلب ما از مجموعه اخبار

تکذیبه‌ای را که با همین روش (ibid.) گردآوری شده بود به عنوان پایهٔ اخبار تکذیبهٔ خود در نظر گرفتیم. در ادامه، روش جمع‌آوری داده را بیان می‌کنیم.

۱. ابتدا ۳۸ کانال خبری منتشرکننده خبر در تلگرام را انتخاب کردیم و با استفاده از رابط‌های برنامه‌نویسی (API) که تلگرام ارائه کرده است، اقدام به جمع‌آوری پست‌های ارسالی این کانال‌ها کردیم و داده‌های جمع‌آوری‌شده را در پایگاه دادهٔ الاستیک ذخیره‌سازی کردیم.

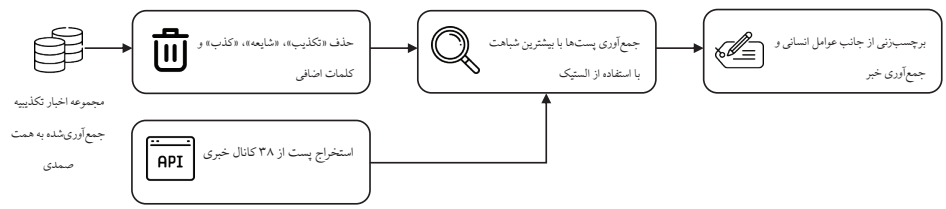
۲. با داشتن عنوان اخبار تکذیب‌شده مجموعه دادهٔ «تاج» با حذف کلماتی خاص مانند «تکذیب»، «شایعه» و «کذب» و همچنین حذف کلمات اضافی از عنوان خبر به عناوینی دست یافتیم که به خبر جعلی اولیه شباهت داشت.

۳. پس از استخراج این عناوین با استفاده از موتور جست‌وجوی الاستیک (Elastic Search) اقدام به جمع‌آوری خودکار پست‌هایی کردیم که بیشترین شباهت را با عبارت جست‌وجوشده داشت. در این مرحله برای هر خبر تکذیبیه فهرستی از اخبار جعلی کاندید وجود دارد.

۴. اخبار استخراج‌شده در مرحلهٔ قبل را عوامل انسانی به صورت دستی برچسب‌گذاری کردند.

۵. پس از استخراج اخبار جعلی و با مشخص شدن تعداد آنها، همان میزان خبر غیرجعلی را از کانال‌های تلگرامی استخراج کردیم. صحت این اخبار را نیز عوامل انسانی بررسی کردند.

شکل ۲ روش جمع‌آوری مجموعه دادهٔ تات را نمایش می‌دهد.



شکل ۲: مراحل جمع‌آوری داده تات

۳- آمار دادگان تات

مجموعه دادهٔ «تات» شامل ۱۰۸۱ خبر جعلی و ۱۰۸۱ خبر با برچسب غیرجعلی در حوزه‌های مختلف خبری است. این اخبار از ۳۸ کانال تلگرامی جمع‌آوری شد که تعداد کل اخبار استخراج‌شده از این کانال‌ها برابر با ۴ میلیون و ۴۷۱ هزار و ۴۸ پیام (۴۴۷۱۰۴۸ پیام) است. این اخبار شامل اخبار منتشرشده در بازهٔ زمانی دی ۱۳۹۸ تا مهر ۱۴۰۰، و مشتمل بر بیش از ۹۷ هزار واژه است. در جدول ۱ آمار مربوط به این مجموعه داده نمایش داده شده است.

جدول ۱: آمار دادگان تات

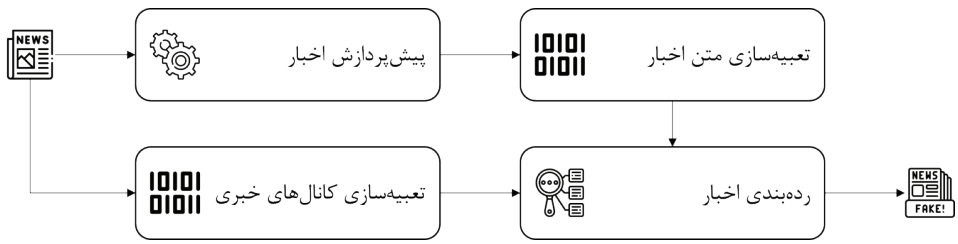
برچسب خبر	مقدار
تعداد خبر جعلی	۱۸۰۱
تعداد خبر واقعی	۱۸۰۱
کمترین طول خبر (کلمه)	۵
بیشترین طول خبر (کلمه)	۷۲۲

مدل پیشنهادی

برای بررسی مجموعه دادهٔ جمع‌آوری‌شده، مدل پیشنهادی TFND (Telegram Fake News Detection) را مطرح کردیم. TFND مدلی برای شناسایی اخبار جعلی در پیام‌رسان تلگرام با کمک یادگیری عمیق است. با توجه به محبوبیت این پیام‌رسان در ایران نسبت به پیام‌رسانی مانند توییتر (https://iranra.com/social-media-in-iran/)، این مدل را برای زبان فارسی توسعه دادیم. مدل پیشنهادی، شامل بخش‌های زیر است:

- پیش‌پردازش اخبار
- تعبیه‌سازی متن اخبار
- تعبیه‌سازی شناسهٔ کانال‌های خبری
- رده‌بندی اخبار

چارچوب اصلی این مدل در شکل ۳ دیده می‌شود.



شکل ۳: نمایش چارچوب کلی مدل

در ادامه، هر یک از بخش‌های مدل را به‌تفصیل توضیح می‌دهیم.

۱. پیش‌پردازش اخبار

در گام اول بر روی هر داده جدید پیش‌پردازش‌هایی انجام می‌شود تا پاک‌سازی شوند. البته با توجه به اینکه در تشخیص اخبار جعلی سبک نوشتاری نویسنده اهمیت ویژه دارد باید کوشید این پیش‌پردازش‌ها به سبک نوشتار آسیبی وارد نکند. لذا در این مرحله روش‌هایی مانند حذف علائم نگارشی و ایست‌واژه (Stop word)ها انجام نشده است. اقداماتی که در این مرحله اتفاق می‌افتد به شرح زیر است:

- حذف شکلک (Emoji)ها: با توجه به اینکه شکلک‌ها در پیام‌های تلگرامی رایج‌اند و در بیشتر متن‌ها تکرار می‌شوند و نبودشان در متن مشکلی ایجاد نمی‌کند، بهتر است برای صرفه‌جویی در فضا و زمان الگوریتم‌ها آنها را حذف کرد. ما از عبارت‌های باقاعده (Regular Expression) برای شناسایی و حذف شکلک‌ها استفاده کردیم.
- حذف نام‌های کاربری: معمولاً کانال‌های خبری در انتهای متن‌هایشان نام‌کاربری کانال را ذکر می‌کنند. در پیام‌رسان تلگرام نام‌های کاربری با علامت @ مشخص می‌شوند. با توجه به اینکه این نام‌های کاربری، کارکردی در متن ندارند، می‌توان آنها را حذف کرد.

- توکن‌سازی (Tokenization): توکن‌ها کوچک‌ترین واحد زبان‌اند که نقش دستوری و معنایی دارند. در این مرحله، توکن‌های اخبار را استخراج می‌کنیم.

۲. تعبیه‌سازی اخبار

ورودی مدل‌های یادگیری ماشین بردارهایی از اعداد هستند. این مسئله باعث می‌شود به دنبال راه‌کارهایی برای تبدیل داده‌های غیرعددی همچون متن به داده‌های عددی بگردیم. برای تبدیل داده‌های پیش‌پردازش‌شده به بردارهای عددی، از روش پارس‌برت (ParsBert) استفاده می‌کنیم. مدل پارس‌برت مدلی مبتنی بر مدل برت است و توضیح هر دو چنین است:

- **مدل برت (Bert):** مدل برت تکنیکی نسبتاً جدید برای تعبیه‌سازی کلمات است که گوگل ساخته است. این مدل را دولین و دیگران (Devlin et al., 2018) ایجاد و منتشر کرده‌اند. ایدهٔ اصلی این مدل استفاده از انتقال‌دهنده‌های دوطرفه (bidirectional transformers) برای یادگیری معنا و ساختار واژه‌های موجود در متن است. شبکهٔ برت در دو اندازهٔ متفاوت آموزش داده شده است. مدل برت پایه از ۱۲ لایهٔ رمزگذار (encoder layer) و شبکهٔ بزرگ‌تر از ۲۴ لایه رمزگذار تشکیل شده است. پیش از لایهٔ رمزگذار از لایهٔ تعبیه‌سازی (embedding layer) و بعد از آنها از لایهٔ خروجی استفاده شده است. این مدل برخلاف مدل‌های قبلی که برای هر کلمهٔ منحصر به فرد یک نمایش برداری منحصر به فرد ارائه می‌دهد به بافت کلمه توجه می‌کند. مثلاً به معنای کلمهٔ «شیر» در دو جمله زیر دقت کنید:

  * شیر، سلطان جنگل است.
  * مصرف روزمره شیر در رشد کودکان تأثیر به‌سزایی دارد.

  مدل‌های قدیمی‌تر برای کلمهٔ «شیر» در مثال‌های بالا یک بردار ارائه می‌دهند اما مدل برت با توجه به پس‌زمینه (Context) بردارهای مختلفی برای این کلمه ارائه می‌دهد.

برای آموزش برت از دو روش «مدل زبانی پوشیده» (Masked Language Model (MLM)) و «پیش‌بینی جملهٔ بعد» (Next Sentence Prediction (NSP)) استفاده شده است که توضیح هر کدام چنین است:

مدل زبانی پوشیده: در این روش ۱۵ درصد لغات پیکره به صورت تصادفی انتخاب می‌شود. لغات انتخاب‌شده به یکی از روش‌های: ۱. جایگزینی با عبارت [MASK] در ۸۰ درصد مواقع؛ ۲. جایگزینی با واژه‌ای تصادفی در ۱۰ درصد مواقع؛ و ۳. بدون تغییر و جایگزینی واژه اصلی جایگزین می‌شوند. سپس مدل در صدد است لغات جایگزین را حدس بزند و با استفاده از واژهٔ اصلی خطای مدل را حساب کرده، وزن‌های مدل را به‌روز کند.

پیش‌بینی جملهٔ بعدی: برخی از کارهای موجود نیازمند درک ارتباط بین دو جمله است. مثلاً می‌توان به کار «پرسش و پاسخ» (Question Answering (QA)) توجه کرد. به منظور آموزش برت برای این مدل‌ها دو جملهٔ «آ» و «ب» در نظر گرفته می‌شود. در ۵۰ درصد مواقع جملهٔ «ب» عبارت بعد از «آ» است و با برچسب IsNext مشخص می‌شود. در سایر مواقع، جملهٔ «ب» با جملهٔ دیگری از پیکره به صورت تصادفی جایگزین می‌شود. اینها NotNext برچسب‌گذاری می‌شوند. در انتهای دو جمله واژهٔ [SEP] قرار داده می‌شود. همچنین، در ابتدای جملهٔ «آ» عبارت [CLS] به عنوان عبارت اولیه در نظر گرفته می‌شود. وظیفهٔ شبکه در این خصوص محاسبهٔ احتمال ظهور جملهٔ «ب» به عنوان جملهٔ بعد از «آ» است.

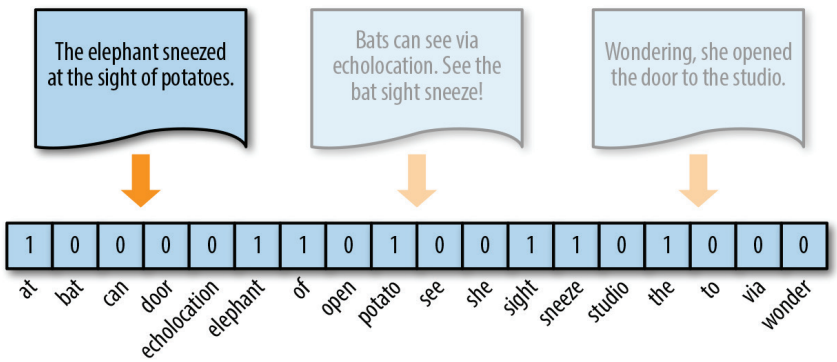
- **مدل پارس‌برت (Farahani et al., 2020):** این مدل مبتنی بر معماری مدل برت است و برای زبان فارسی تهیه شده است. به منظور آموزش آن از منابع متنی وبسایت‌های ویکی‌پدیا، میراث، بیگ‌بنگ، چطور، الی‌گشت، دیجی‌کالا و تدتاک استفاده شده است. همچنین، برای ارزیابی مدل ارائه‌شده از «تحلیل احساسات» (Sentiment

Analysis)، «تشخیص موجودیت‌های نامدار» (Name Entity Recognition) و «رده‌بندی متن» (Text Classification) استفاده شده است.

۳. تعبیه‌سازی شناسهٔ کانال‌های خبری

همان‌طور که در بخش تعبیه‌سازی متن خبر ذکر شد، ورودی‌های شبکهٔ عصبی باید به صورت داده‌های عددی و قابل فهم برای ماشین باشد. پس لازم است شناسه‌های کانال‌های خبری نیز با استفاده از روشی تبدیل به داده‌های عددی شود. بدین منظور از روش وان‌هات (One Hot Encoding) برای تعبیه‌سازی شناسهٔ کانال‌های خبری استفاده می‌کنیم. این روش باعث می‌شود شناسه‌های کانال‌های خبری به عنوان داده‌هایی مستقل از هم به مدل معرفی شوند و مدل در میانشان ارزش‌گذاری ریاضی انجام ندهد. در ادامه، این مدل را بیان می‌کنیم.

- **روش کدگذاری وان‌هات:** اولین ایده برای تعبیه‌سازی، روش کدگذاری وان‌هات است. این روش برای انواع دیگر داده، همچون داده‌های طبقه‌بندی‌شده (Categorial Data) نیز کاربرد دارد. در این روش برای جملات، برداری با طول تعداد کلمات منحصر به فرد با مقادیر صفر در نظر می‌گیریم. در صورت رخداد هر کلمه مقدار جایگاه آن را برابر با یک در نظر می‌گیریم. شکل ۴ نمونه‌ای از تعبیه‌سازی را نمایش می‌دهد.



شکل ۴: نمایش تعبیه‌سازی با استفاده از روش وان‌هات (Bengfort, Bilbro & Ojeda, 2018: 166)

۴. رده‌بندی اخبار

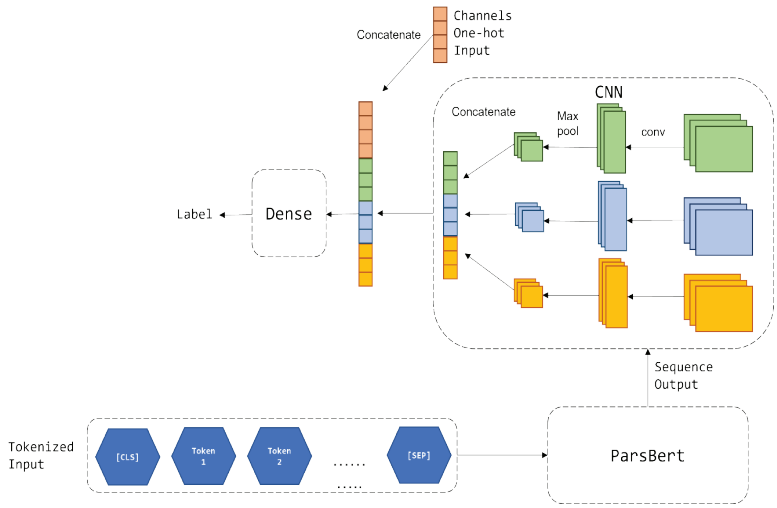
در انتها، داده‌های پردازش‌شده را به عنوان ورودی به مدل پیشنهادی می‌دهیم. ما برای مدل پیشنهادی خود از سه شبکهٔ عصبی پیچشی موازی استفاده کردیم. در ادامه، ابتدا شبکهٔ عصبی پیچشی را توضیح می‌دهیم و سپس مدل خود را شرح خواهیم داد.

- **شبکهٔ عصبی پیچشی:** شبکه‌های عصبی پیچشی یکی از شبکه‌های عصبی عمیق است و غالباً در وظایف رده‌بندی عکس و گفتار کاربرد دارد. لایهٔ اول در این شبکه‌ها لایهٔ پیچشی است. در این لایه نیاز است یک ماتریس فیلتر وجود داشته باشد. عمق ماتریس فیلتر باید با عمق ماتریس ویژگی برابر باشد. با حرکت ماتریس فیلتر بر روی ماتریس ویژگی و محاسبهٔ مقدار پیچش (Convolution)، لایهٔ پنهان بعدی به دست می‌آید. با کمک ترکیب چندلایهٔ پیچش و انواع اجزای دیگر این شبکه (همچون تابع فعال‌ساز) می‌توان به ایجاد شبکه و یادگیری خروجی مد نظر پرداخت. گاهی اوقات در بین لایه‌های پیچشی لایهٔ ادغام (Pooling) نیز قرار داده می‌شود. هدف از این کار کاهش تعداد متغیرها برای جلوگیری از بیش‌برازش (Overfitting) است. انواع لایه‌های ادغام شامل ادغام کمینه (Min pooling)، ادغام بیشینه (Max pooling) و ادغام میانگین (Average pooling) است. خروجی لایهٔ ادغام، اندازه‌ای متفاوت با ورودی دارد. در این مواقع از عملیات لایه‌سازی (Padding) استفاده می‌شود و با افزودن مقدار ثابتی به ورودی باعث می‌شود اندازهٔ دادهٔ ورودی با خروجی برابر باشد.
- **مدل پیشنهادی:** پس از استخراج بردارهای اخبار و کانال‌های اخبار، نیاز است برچسب خبر مشخص شود. با استفاده از خروجی بردارها و اتصال آن به شبکهٔ عصبی پیچشی، عملیات یادگیری مدل آغاز می‌شود. در این مدل خروجی

بردار اخبار به عنوان ورودی شبکهٔ عصبی پیچشی استفاده می‌شود. این شبکه دارای سه لایه پیچشی موازی شامل ۳۰ فیلتر با اندازه‌های ۳، ۴ و ۵ است. ایدهٔ اصلی اندازه‌های فیلتر پژوهش صمدی، موسویان و ممتازی (Samadi, Mousavian & Momtazi, 2022) بوده است. آنها در توسعهٔ مدل جامعی برای اخبار با طول متفاوت کوشیدند. این اندازهٔ فیلتر برای این منظور مناسب است. پس از این لایه، یک «لایه ادغام بیشترین مقدار» (Max Pooling) قرار دارد تا بتواند ویژگی‌های مناسب را استخراج کند. خروجی این لایه، ماتریسی خواهد بود که با استفاده از «لایهٔ مسطح‌شده» (Flatten Layer) به برداری یک‌بُعدی تبدیل می‌شود. خروجی بردار کانال‌ها نیز به یک «لایهٔ چگال» (Dense Layer) داده می‌شود و خروجی این لایه به خروجی لایهٔ مسطح‌شده «متصل» (Concatenate) می‌شود. خروجی این لایه به یک لایهٔ چگال داده می‌شود که با استفاده از تابع فعال‌سازی «بیشینه نرم» (Soft-max) احتمال تعلق به هر دسته (جعلی و واقعی) مشخص شود. تابع خطای در نظر گرفته‌شده برای این مدل، تابع خطای «آنتروپی متقاطع دودویی» (Binary Cross-entropy) است. رابطهٔ ریاضی این تابع در رابطهٔ ۱ آورده شده است. وزن‌های مدل در ابتدای فرآیند به صورت تصادفی انتخاب شده‌اند و با کاهش مقدار تابع هزینه، این وزن‌ها به‌روز می‌شوند. شکل ۵ تصویر کلی این شبکه را نمایش می‌دهد.

رابطه ۱
$$\text{Loss} = -\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} y_i \times \log(p(y_i)) + (1 - y_i) \times \log(1 - p(y_i))$$

در این رابطه ، y_i برابر با برچسب دادهٔ i ام است (۱ برای اخبار صحیح و صفر برای اخباری جعلی) و $p(y_i)$ برابر با احتمال صحیح‌بودن اخبار منتشرشده است و N تعداد کل داده‌ها است.



شکل ۵ تصویر کلی شبکه TFND

ارزیابی پس از پیاده‌سازی مدل پیشنهادی و استخراج نتایج لازم است. در این بخش ابتدا معیارهای ارزیابی را توضیح می‌دهیم. سپس تنظیمات مدل‌ها ذکر می‌شود و در نهایت نتایج آزمایش‌ها را بررسی خواهیم کرد.

۱- معیارهای ارزیابی

برای ارزیابی نتایج، از معیارهایی چون دقت (Precision)، فراخوانی (Recall)، معیار-اف (F-measure) و صحت (Accuracy) استفاده شده است. نحوهٔ محاسبهٔ این معیارها در روابط ۲ تا ۵ دیده می‌شود.

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$ رابطه ۲

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$ رابطه ۳

$$F - measure = \frac{2 \times Recall \times Precision}{Recall + Precision}$$ رابطه ۴

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{P + N}$$ رابطه ۵

که در این روابط، TP برابر با تعداد اخبار درستی است که به‌درستی تشخیص داده شده‌اند، FN تعداد اخبار درستی است که به‌اشتباه، جعلی تشخیص داده شده‌اند، FP برابر با تعداد اخبار جعلی است که به عنوان خبر درست تشخیص داده شده‌اند و TN برابر با تعداد خبر جعلی است که از طریق مدل تشخیص داده شده است.

۲- تنظیمات مدل‌ها

پیاده‌سازی مدل پیشنهادی و دست‌یابی به نتایج معتبر نیازمند تعیین مقادیر و متغیرهای استفاده‌شده در مدل است. این مقادیر که به روش تجربی به دست آمده است، در جدول ۲ ذکر شده است.

جدول ۲: تعیین پارامترها

ویژگی	مقدار
تعداد فیلترها	۳۰
ابعاد فیلترها	(۳ و ۳)، (۴ و ۴)، (۵ و ۵)
تابع هزینه	binary cross entropy
نرخ یادگیری (Learning rate)	۷-Ve
تابع فعال‌ساز	Soft max
نرخ حذف تصادفی (Dropout rate)	۰/۲
تعداد قدم‌ها (Epochs)	۹

۳- نتایج

در ادامه به بیان نتایج حاصل از آموزش شبکه در دو حالت «فقط با متن خبر» و نتایج حاصل از آموزش شبکه با «متن و کانال انتشاردهندهٔ خبر» می‌پردازیم. مجموعه دادهٔ استفاده‌شده در این مدل، مجموعه دادهٔ تات است.

جدول ۳ نتایج ارزیابی مدل پیشنهادی برای دو حالت در نظر گرفتن شناسهٔ کانال و بدون در نظر گرفتن شناسهٔ کانال را نمایش می‌دهد. طبق نتایج به‌دست‌آمده با افزودن کانال انتشاردهندهٔ خبر می‌توان دقت مدل را افزایش داد. همچنین، در مقایسهٔ این دو حالت، این نکته در خور توجه است که میزان فراخوانی در حالت بدون اطلاعات کانال بهتر است. این نشان‌دهندهٔ آن است که با افزودن اطلاعات کانال، میزان تشخیص اخبار جعلی در کانال‌هایی که سابقهٔ کمتری در نشر خبر جعلی داشته‌اند، کمتر می‌شود.

جدول ۳: نتایج تشخیص اخبار جعلی تات در دو حالت با کانال و بدون کانال

حالت	دقت	فراخوانی	معیار-اف	صحت
همراه با شناسهٔ کانال	۰٫۹۰۵۴۰۵	۰٫۹۱۳۶۳۶	۰٫۹۰۹۵۰۲	۰٫۹۰۴۶۸۱
بدون شناسهٔ کانال	۰٫۸۷۶۰۷	۰٫۹۳۱۸۲	۰٫۹۰۳۰۸	۰٫۸۹۷۹۱

جمع‌بندی

با توجه به گسترش شبکه‌های اجتماعی و انتشار اخبار در آنها، شناسایی اخبار جعلی در این شبکه‌ها مهم است. همچنین، با توجه به تأثیرات شدید خبر جعلی بر جامعه، شناسایی زودهنگام این اخبار اهمیت بسیار دارد. شناسایی اخبار جعلی در این شبکه‌ها با دشواری‌های مختلفی روبه‌رو است، از جمله: جمع‌آوری داده، استخراج ویژگی، قابلیت پشتیبانی از چندین زبان و ارائهٔ الگوریتم‌های مقیاس‌پذیر.

هدف این پژوهش ارائهٔ روشی در شناسایی اخبار جعلی در شبکه‌های اجتماعی بود. برای این منظور، مدل پیشنهادی TFND را مطرح کردیم. همچنین، برای رفع مشکل مجموعه داده، مجموعه دادهٔ تات را ارائه دادیم که شامل اخبار جعلی منتشرشده در تلگرام فارسی است.

پیشنهاد برای پژوهش‌های آتی

آنچه انجام داده‌ایم قدم اولیه‌ای برای تشخیص اخبار جعلی بوده است. مانند هر پژوهش دیگری، این پژوهش هم با مشکلات و نواقصی روبه‌رو است. هدف ما این است که در پژوهش‌های آتی، این مشکلات را برطرف کنیم. لذا پیشنهاد ما چنین است:

- بهبود ویژگی‌ها: تلگرام در نسخه‌های اخیرش، اقدام به افزودن ویژگی‌هایی به کانال‌ها کرده است، از جمله: بازخورد دادن به پیام و قابلیت پاسخ‌دادن به پیام‌های کانال. استخراج این ویژگی‌ها به نظر می‌رسد بتواند در افزایش دقت ما کمک کند.
- پیشنهاد روشی برای پوشش چند زبان: یکی از مشکلات موجود در مدل‌های پیشنهادی ما، ارائهٔ این مدل‌ها برای زبانی خاص است. این مسئله باعث می‌شود تشخیص اخبار جعلی، جامعیتش را از دست بدهد و برای زبان‌هایی که داده‌های کمتری وجود دارد تشخیص اخبار جعلی سخت باشد. می‌توانیم روشی را امتحان کنیم که با استفاده از تعبیه‌هایی که چندزبانی و بر پایهٔ یادگیری انتقالی هستند (همچون برت چندزبانه (Devlin et al. ۲۰۱۸))، مدل‌هایی را توسعه دهیم که برای چندین زبان قابل استفاده باشد.
- جمع‌آوری داده: با وجود نکتهٔ گفته‌شده درباره تلگرام، همچنان ویژگی‌هایی که در اختیار ما قرار می‌دهد به میزان کافی نیست. در مقابل، توییتر به ما ویژگی‌های بیشتری عرضه می‌کند. متأسفانه مجموعه دادهٔ کاملی برای زبان فارسی وجود ندارد. این موضوع می‌تواند تأثیر منفی بسیار داشته باشد. می‌توان اقدام به جمع‌آوری مجموعه دادهٔ فارسی در شبکهٔ توییتر کرد تا از ویژگی‌های این پیام‌رسان استفاده شود.
- زمان پیش‌بینی: همان‌طور که اشاره شد، شناسایی اخبار جعلی در کمترین زمان ممکن، اهمیت ویژه‌ای دارد. به همین منظور می‌توان بازهٔ شناسایی اخبار جعلی را به زمانی معین محدود کرد و مدلی برای این منظور توسعه داد.

منابع

Bengfort, B.; Bilbro, R.; Ojeda, T. (2018). "Text Vectorization and Transformation Pipelines", In: Applied Text Analysis with Python: Enabling Language Aware Data Products, O'Reilly Media, Inc.

Bondielli, Alessandro; Marcelloni, Francesco (2019). "A Survey on Fake News and Rumour Detection Techniques", in: Information Sciences, vol. 497, pp. 38–55.

Bovet, Alexandre; Makse, Hernán A. (2019). "Influence of Fake News in Twitter during the 2016 US Presidential Election", in: Nature Communications, vol. 10, No. 1, pp. 1–14.

Cook, J.; Lewandowsky, S.; Ecker, UKH (2017). "Neutralizing Misinformation through Inoculation: Exposing Misleading Argumentation Techniques Reduces Their Influence", in: PLoS ONE, vol. 12, No. 5: e0175799.

De keersmaecker, Jonas; Roets, Arne (2017). "'Fake News': Incorrect, but Hard to Correct. The Role of Cognitive Ability on the Impact of False Information on Social Impressions", Intelligence, vol. 65, pp. 107–10.

Devlin, Jacob; Chang, Ming-Wei; Lee, Kenton; Toutanova, Kristina (2018). "BERT: Pre-Training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding", NAACL HLT 2019, 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies - Proceedings of the Conference, No. 1, pp. 4171–86.

Farahani, Mehrdad; Gharachorloo, Mohammad; Farahani, Marzieh; Manthouri, Mohammad (2020). "ParsBERT: Transformer-Based Model for Persian Language Understanding", in: Neural Processing Letters, vol. 53, No. 6, pp. 3831–47.

Ghayoomi, Masood (2022). "Enriching Contextualized Semantic Representation with Textual Information Transmission for COVID-19 Fake News Detection: A Study on English and Persian", in: Digital Scholarship in the Humanities, vol. 38, No. 1, pp. 99-110.

Ghayoomi, Masood; Mousavian, Maryam (2022). "Deep Transfer Learning for COVID-19 Fake News Detection in Persian", in: Expert Systems, Vol. 39, No. 8, pp. 13008-11.

https://iranra.com/social-media-in-iran

https://telegram.org/blog/700-million-and-premium

https://www.bbc.com/news/world-53755067

https://www.messengerpeople.com/global-messenger-usage-statistics/

Huang, Qi et al. (2019). "Deep Structure Learning for Rumor Detection on Twitter", In: Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc.

Innis, Harold (1986). Communication and Empire, Victoria: Press Porcepic.

Jahanbakhsh-Nagadeh, Zoleikha et al. (2022). "A Model to Measure the Spread Power of Rumors", in: Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing, pp. 1–25.

Lazer, David M. J. et al (2018). "The Science of Fake News: Addressing Fake News Requires a Multidisciplinary Effort", in: Science, Vol. 359, No. 6380, pp. 1094–96.

Liu, Yang; Wu, Yi Fang Brook (2018). "Early Detection of Fake News on Social Media through Propagation Path Classification with Recurrent and Convolutional Networks", 32nd AAAI Conference on Artificial Intelligence, pp. 354–61.

Mottaghi, Vahid; Esmaeili, Mahdi; Bazaee, Ghasem Ali; Afshar Kazemi, Mohammadali (2021). "A Decision-Making System for Detecting Fake Persian News by Improving Deep Learning Algorithms– Case Study of Covid-19 News", in: Journal of Applied Research on Industrial Engineering 8 (Special Issue), pp. 1–17.

Pariser, E. (2011). The Filter Bubble: What the Internet is Hiding from You, Penguin Books.

Pogue, David (2017). "How to Stamp Out Fake News", in: Scientific American, vol. 316, No. 2, p. 24.

Saghayan, Masood Hamed; Ebrahimi, Seyedeh Fatemeh; Bahrani, Mohammad (2021). "Exploring the Impact of Machine Translation on Fake News Detection: A Case Study on Persian Tweets about COVID-19", 2021 29th Iranian Conference on Electrical Engineering, pp. 540–44.

Samadi, Mohammadreza; Mousavian, Maryam; Momtazi, Saeedeh (2022). "Persian Fake News Detection: Neural Representation and Classification at Word and Text Levels", in: ACM Transactions on Asian and Low-Resource Language Information Processing, vol. 21, No. 1, pp. 1-11.

Shu, Kai et al. (2020). "FakeNewsNet: A Data Repository with News Content, Social Context, and Spatiotemporal Information for Studying Fake News on Social Media", vol. 8, No. 3, pp. 171–88.

Tacchini, Eugenio et al. (2017). "Some Like It Hoax: Automated Fake News Detection in Social Networks", in: CEUR Workshop Proceedings 1960.

Zamani, Somayeh; Asadpour, Masoud; Moazzami, Dara (2017). "Rumor Detection for Persian Tweets", in: 2017 Iranian Conference on Electrical Engineering (ICEE).

Zhou, Xinyi; Zafarani, Reza (2019). "Network-Based Fake News Detection", in: ACM SIGKDD Explorations Newsletter, Vol. 21, No. 2, pp. 48–60.

Zhou, Xinyi; Zafarani, Reza (2020). "A Survey of Fake News", in: ACM Computing Surveys (CSUR), vol. 53, No. 5, pp. 1-40.