



دانشگاه صنعتی امیرکبیر  
(پلی تکنیک تهران)  
دانشکده مهندسی کامپیوتر

پروژه کارشناسی  
گرایش هوش مصنوعی

پیاده سازی ابزار جمع آوری اخبار جعلی فارسی  
و دسته بندی آن

نگارش

محمد رضا صمدی

استاد راهنما

دکتر سعیده ممتازی

بهمن ۱۳۹۹

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

## صفحه فرم ارزیابی و تصویب پایان نامه- فرم تأیید اعضای کمیته دفاع

در این صفحه فرم دفاع یا تأیید و تصویب پایان نامه موسوم به فرم کمیته دفاع- موجود در پرونده آموزشی- را قرار دهید.

### نکات مهم:

- نگارش پایان نامه/رساله باید به **زبان فارسی** و بر اساس آخرین نسخه دستورالعمل و راهنمای تدوین پایان نامه های دانشگاه صنعتی امیرکبیر باشد.(دستورالعمل و راهنمای حاضر)
- رنگ جلد پایان نامه/رساله چاپی کارشناسی، کارشناسی ارشد و دکترا باید به ترتیب مشکی، طوسی و سفید رنگ باشد.
- چاپ و صحافی پایان نامه/رساله بصورت **پشت و رو(دورو)** بلامانع است و انجام آن توصیه می شود.

به نام خدا



دانشگاه صنعتی امیرکبیر  
(پلی تکنیک تهران)

## تعهدنامه اصالت اثر

تاریخ: بهمن ۱۳۹۹

اینجانب محمدرضا صمدی متعهد می‌شوم که مطالب مندرج در این پایان‌نامه حاصل کار پژوهشی اینجانب تحت نظارت و راهنمایی اساتید دانشگاه صنعتی امیرکبیر بوده و به دستاوردهای دیگران که در این پژوهش از آنها استفاده شده است مطابق مقررات و روال متعارف ارجاع و در فهرست منابع و مآخذ ذکر گردیده است. این پایان‌نامه قبلاً برای احراز هیچ مدرک هم‌سطح یا بالاتر ارائه نگردیده است. در صورت اثبات تخلف در هر زمان، مدرک تحصیلی صادر شده توسط دانشگاه از درجه اعتبار ساقط بوده و دانشگاه حق پیگیری قانونی خواهد داشت.

کلیه نتایج و حقوق حاصل از این پایان‌نامه متعلق به دانشگاه صنعتی امیرکبیر می‌باشد. هرگونه استفاده از نتایج علمی و عملی، واگذاری اطلاعات به دیگران یا چاپ و تکثیر، نسخه‌برداری، ترجمه و اقتباس از این پایان‌نامه بدون موافقت کتبی دانشگاه صنعتی امیرکبیر ممنوع است. نقل مطالب با ذکر مآخذ بلامانع است.

محمدرضا صمدی

امضا

# سپاس‌گزاری

اکنون که مراحل پژوهش، تدوین و نگارش پایان نامه به پایان رسیده است، از مادر و پدر عزیزتر از جانم متشکرم که درطول زندگی و دوران تحصیل همراه و مشوقم بوده‌اند و با ایثار و از خودگذشتگی و تحمل زحمات، مرا در این راه یاری نمودند. از سرکار خانم دکتر ممتازی که به عنوان استاد راهنما با سعه صدر در مسیر این پژوهش، همواره راهنما و راهگشای اینجانب بوده‌اند تقدیر و تشکر می‌نمایم.

محمد رضا صدیقی

بهمن ۱۳۹۹

## چکیده

امروزه نرخ انتشار اخبار در بستر شبکه‌های اجتماعی و یا وبسایت‌های خبری با سرعت بسیار بیشتری نسبت به گذشته در حال رشد است. وجود برخی از اخبار و یا مطالب تأیید نشده در میان این جریان گسترده خبری، آثار منفی بسیاری را بر روی افکار عمومی و حتی تصمیمات کلان دولت‌ها دارد. به منظور مقابله با انتشار اخبار جعلی و جلوگیری از تخریب اعتماد عمومی، در این پروژه قصد داریم تا سامانه هوشمندی را به منظور تشخیص صحت اخبار منتشر شده در بستر وبسایت‌های خبری پیاده‌سازی کنیم. اگرچه با توجه به عدم وجود یک مجموعه داده جامع اخبار جعلی در زبان فارسی، ابتدا باید روش و ابزاری را به منظور استخراج دادگان مناسب برای این فعالیت ارائه و پیاده‌سازی کنیم. در این پروژه ما با استفاده از ابزار ارائه شده مجموعه دادگانی را برای تشخیص اخبار جعلی معرفی کرده ایم. علاوه بر این مجموعه داده، ما مدل‌های نوین عمیقی را معرفی کردیم تا با استفاده از آن‌ها بتوانیم اخبار جعلی منتشر شده در وبسایت‌های خبری را تشخیص دهیم. تمامی مدل‌های معرفی شده در این پروژه از مدل‌های از پیش‌آموزش‌دیده مبتنی بر معماری انتقال‌دهنده برای استخراج ویژگی‌های مبتنی بر بافت استفاده کرده‌اند. همچنین به منظور ارزیابی کارایی مدل‌های معرفی شده در این پروژه، ما از دو مجموعه داده تشخیص اخبار جعلی در زبان انگلیسی و دو مجموعه دادگان دیگر فارسی که مرتبط با تشخیص شایعات فضای مجازی بودند نیز استفاده کردیم.

## واژه‌های کلیدی:

تشخیص اخبار جعلی - شبکه عصبی عمیق - بازنمایی مبتنی بر بافت - ابزار جمع‌آوری اخبار

# فهرست مطالب

صفحه

عنوان

۱	مقدمه و طرح مسئله	۱
۲	۱-۱ مقدمه	۲
۲	۲-۱ طرح مسئله	۲
۳	۳-۱ راه حل پیشنهادی	۳
۴	۲ پیشینه تشخیص اخبار جعلی	۴
۵	۱-۲ کارهای انجام شده در زبان انگلیسی	۵
۸	۲-۲ دادگان موجود در انگلیسی و آمار دادگان	۸
۹	۱-۲-۲ دادگان لیار	۹
۱۰	۲-۲-۲ دادگان آی.اس.اُ.تی	۱۰
۱۱	۳-۲-۲ دادگان بازفید	۱۱
۱۱	۴-۲-۲ توئیت‌ر ۱۵	۱۱
۱۲	۳-۲ دادگان موجود در سایر زبان‌ها	۱۲
۱۲	۴-۲ کارهای انجام شده و دادگان موجود در زبان فارسی	۱۲
۱۵	۳ تهیه دادگان فارسی «تاج»	۱۵
۱۶	۱-۳ مقدمه‌ای بر جمع‌آوری داده‌ها	۱۶
۱۶	۲-۳ مراحل جمع‌آوری داده‌ها	۱۶
۱۷	۳-۳ نشانه‌گذاری داده	۱۷
۲۰	۴-۳ آمار دادگان	۲۰
۲۲	۴ پردازش‌های پایه جهت تشخیص اخبار جعلی بر روی داده‌های فارسی	۲۲
۲۳	۱-۴ پیش‌پردازش داده‌های خبری	۲۳
۲۳	۱-۱-۴ هنجارسازی واژه‌ها	۲۳
۲۳	۲-۱-۴ واحدسازی واژه‌ها	۲۳
۲۴	۳-۱-۴ حذف ایست‌واژه‌ها و علائم نگارشی	۲۴
۲۴	۴-۱-۴ ریشه‌یابی واژه‌ها	۲۴

۲۵	۲-۴ استخراج ویژگی‌های موضوعی مستندات
۲۵	۱-۲-۴ دسته‌بندی با نظارت براساس ۶ دسته مختلف
۲۶	۲-۲-۴ دسته‌بندی بدون نظارت براساس روش تخصیص نهان دیریکله
۲۷	۳-۴ بازنمایی برداری اخبار با رویکردهای مختلف
۲۷	۱-۳-۴ بازنمایی مبتنی بر واژه
۲۸	۲-۳-۴ بازنمایی مبتنی بر تعبیه ایستا (ورد۲وک)
۳۰	۳-۳-۴ مبتنی بر تعبیه بافت‌محور (برت)
۳۱	۴-۳-۴ بازنمایی مبتنی بر موضوع (تخصیص نهان دیریکله)
۳۲	۵ معماری مدل‌های ارائه شده
۳۳	۱-۵ مدل‌های پایه مورد استفاده در تشخیص اخبار جعلی
۳۳	۱-۱-۵ شبکه عصبی پرسپترون ساده
۳۴	۲-۱-۵ شبکه عصبی پیچشی
۳۶	۲-۵ مدل‌های بازنمایی متن مبتنی بر بافت
۳۷	۱-۲-۵ برت
۳۸	۲-۲-۵ برت چندزبانه
۳۹	۳-۲-۵ پارس‌برت
۳۹	۴-۲-۵ آلبرت-فارسی
۳۹	۵-۲-۵ ایکس.ال.ام-روبرتا
۴۰	۳-۵ معماری‌های پیشنهادی برای تشخیص اخبار جعلی
۴۰	۱-۳-۵ مدل زبانی مبتنی بر بافت + پرسپترون ساده
۴۲	۲-۳-۵ مدل زبانی مبتنی بر بافت + پیچشی
۴۳	۶ بررسی نتایج و ارزیابی مدل‌های ارائه شده
۴۴	۱-۶ آزمایش‌های انجام‌شده بر روی پیکره «تاج»
۴۴	۱-۱-۶ تنظیمات آزمایش‌ها
۴۵	۲-۱-۶ نتایج
۴۵	۲-۶ آزمایش‌های انجام‌شده بر روی سایر پیکره‌های فارسی
۴۷	۳-۶ آزمایش‌های انجام‌شده بر روی پیکره‌های زبان انگلیسی



۷	بهبود تشخیص اخبار جعلی با فراداده‌های حاصل از پردازش زبان	۵۲
۱-۷	انگیزه	۵۳
۲-۷	دسته‌بندی موضوعی اخبار	۵۳
۳-۷	تشخیص موجودیت‌های نامدار	۵۴
۱-۳-۷	دادگان	۵۵
۲-۳-۷	مدل	۵۶
۴-۷	تحلیل احساسات	۵۸
۱-۴-۷	مدل	۵۹
۵-۷	نتایج حاصل از استفاده از پردازش‌های متنی در تشخیص اخبار	۵۹
۸	جمع‌بندی و کارهای آتی	۶۴
	منابع و مراجع	۶۶
	پیوست	۷۳

شکل	فهرست اشکال	صفحه
۱-۴	نمای کلی دو مدل پرش‌نگاشت و کیسه‌واژه پیوسته (سلیمان و دیگران، ۲۰۱۷)	۳۰
۲-۴	نحوه ترکیب تعبیه‌های سه‌گانه در مدل زبانی برت (دولین و دیگران، ۲۰۱۸)	۳۰
۱-۵	نمایی از شبکه عصبی دارای نوروهای مدل پرسپترون ساده	۳۳
۲-۵	نمای کلی مدل پیچشی الکسنت (کریژفسکی و دیگران، ۲۰۱۲)	۳۵
۳-۵	نمای کلی یک شبکه عصبی عمیق پیچشی (له و دیگران، ۲۰۱۷)	۳۶
۴-۵	نحوه عملکرد یادگیری مدل برت (دولین و دیگران، ۲۰۱۸)	۳۸
۵-۵	نحوه استفاده از یک لایه پرسپترون ساده در کنار مدل برت	۴۱
۶-۵	نحوه ارتباط لایه پیچشی با بردارهای خروجی مدل برت	۴۲
۱-۶	ماتریس درهم‌ریختگی نتایج آزمایش‌های دادگان لیار	۴۸
۲-۶	ماتریس درهم‌ریختگی نتایج آزمایش‌های دادگان آی.اس.اُ.تی.	۵۱
۱-۷	معماری مدل پیچشی با استفاده از فراداده موجودیت‌های نامدار	۶۱
۲-۷	معماری مدل پرسپترون با استفاده از فراداده موضوع خبر	۶۲

## فهرست جداول

صفحه

جدول

۱-۲	آمار و اطلاعات مرتبط با دادگان شایعات در شبکه‌های اجتماعی (لی و دیگران، ۲۰۱۹) .	۹
۲-۲	آمار و اطلاعات مربوط به دادگان لیار . . . . .	۱۰
۳-۲	آمار و اطلاعات مربوط به دادگان آی.اس.اُ.تی . . . . .	۱۰
۴-۲	آمار و اطلاعات مربوط به دادگان بازفید . . . . .	۱۱
۵-۲	آمار و اطلاعات مربوط به دادگان توییتر ۱۵ . . . . .	۱۱
۶-۲	لیست دادگان موجود در سایر زبان‌ها . . . . .	۱۲
۷-۲	آمار دادگان موجود فارسی . . . . .	۱۴
۱-۳	آمار دادگان «تاج» . . . . .	۲۱
۱-۴	آمار و اطلاعات مربوط به دادگان همشهری . . . . .	۲۶
۲-۴	روابط قابل استفاده برای محاسبه بسامد واژه در یک سند . . . . .	۲۸
۳-۴	روابط قابل استفاده جهت محاسبه معکوس بسامد سند . . . . .	۲۸
۱-۵	توابع فعال ساز پرکاربرد به همراه روابط و نمودار آنها . . . . .	۳۴
۱-۶	نتایج تشخیص اخبار جعلی فارسی با استفاده از بازنمایی‌های مختلف و دسته‌بندی با شبکه عصبی پیچشی . . . . .	۴۵
۲-۶	نتایج تشخیص اخبار جعلی فارسی با استفاده از بازنمایی پارس برت و مقایسه دسته‌بندها	۴۵
۳-۶	ارزیابی و مقایسه مدل‌های ارائه‌شده با مدل‌های پیشین بر روی دادگان فارسی شبکه‌های اجتماعی . . . . .	۴۶
۴-۶	نتایج آزمایش مدل‌های ارائه‌شده بر روی دادگان لیار (۲ برچسب) . . . . .	۴۸
۵-۶	مقایسه مدل‌های ارائه شده با مدل‌های پایه براساس دادگان لیار (۶ برچسب) . . . . .	۴۸
۶-۶	آمار تاریخچه گوینده دو نمونه خبر ۱ و ۲ . . . . .	۴۹
۷-۶	آمار واژگان یک نمونه ۱ (خبر جعلی دسته‌بندی‌شده در دسته خبر اصیل) . . . . .	۴۹
۸-۶	آمار واژگان نمونه ۲ (خبر اصیل دسته‌بندی‌شده در دسته خبر جعلی) . . . . .	۵۰
۹-۶	مقایسه مدل‌های ارائه‌شده با مدل‌های پیشین بر روی دادگان آی.اس.اُ.تی. . . . .	۵۰

- ۱-۷ راهنمای برچسب واژگان . . . . . ۵۷
- ۲-۷ مثال از یک جمله برچسب خورده توسط مدل تشخیص موجودیت نامدار . . . . . ۶۱
- ۳-۷ نتایج تشخیص اخبار جعلی فارسی با استفاده از بازنمایی‌های مختلف و دسته‌بندی با شبکه پیچشی . . . . . ۶۲

## فهرست نمادها

نماد	مفهوم
$\mathbb{R}^n$	فضای اقلیدسی با بعد $n$
$\mathbb{S}^n$	کره $n$ یکه بعدی
$M^m$	خمینه $m$ -بعدی $M$
$\mathfrak{X}(M)$	جبر میدان‌های برداری هموار روی $M$
$\mathfrak{X}^1(M)$	مجموعه میدان‌های برداری هموار $1$ یکه روی $(M, g)$
$\Omega^p(M)$	مجموعه $p$ -فرمی‌های روی خمینه $M$
$Q$	اپراتور ریچی
$\mathcal{R}$	تانسور انحنای ریمان
$ric$	تانسور ریچی
$L$	مشتق لی
$\Phi$	$2$ -فرم اساسی خمینه تماسی
$\nabla$	التصاق لوی-چویتای
$\Delta$	لاپلاسین ناهموار
$\nabla^*$	عملگر خودالحاق صوری القا شده از التصاق لوی-چویتای
$g_s$	متر ساساکی
$\nabla$	التصاق لوی-چویتای وابسته به متر ساساکی
$\Delta$	عملگر لاپلاس-بلترامی روی $p$ -فرم‌ها

## فصل اول

### مقدمه و طرح مسئله

## ۱-۱ مقدمه

در گذشته انتشار اخبار تنها از طریق روزنامه و تلویزیون انجام می‌شد؛ اما امروزه با گسترش چشمگیر رسانه‌های اجتماعی و وبگاه‌های خبری، حجم بالایی از اطلاعات از جمله اخبار، به‌راحتی در میان کاربران مبادله می‌شود. با افزایش روزافزون تعداد اخبار منتشرشده در این رسانه‌ها، تشخیص درستی و صحت این اخبار از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است؛ چراکه اخبار منتشرشده توسط رسانه‌ها یا افراد در رسانه‌های اجتماعی ممکن است جعلی باشد و به‌سرعت میان افراد دست‌به‌دست شود. به‌عنوان مثال، توییت‌ریکی از محبوب‌ترین رسانه‌های اجتماعی برای به اشتراک گذاشتن اخبار و نظرات درمورد رخدادهای مختلف توسط کاربران و اصحاب رسانه است. طبق آمار، روزانه حدود ۵۳۳ میلیون توییت در توییت‌ری به اشتراک گذاشته می‌شود که این رقم می‌تواند نشان‌دهنده مناسب‌بودن این بستر برای انتشار اخبار جعلی در میان کاربران باشد. به منظور ایجاد یک چهارچوب مناسب برای طرح و حل این مسئله، پژوهشگران بسیاری از دیدگاه‌های مختلفی همچون جامعه‌شناسی، سیاسی و غیره، تعریف‌هایی از عبارت «خبر جعلی» ارائه کرده‌اند. **لیزر و دیگران (۲۰۱۸)** با دیدگاه سیاسی در ارتباط با انتخابات سال ۲۰۱۶ آمریکا، به تعریف خبر جعلی پرداخته است. به تعبیر آن‌ها، خبر جعلی اطلاعاتی ساختگی است که از لحاظ ساختاری تقلیدی از خبر اخبار اصیل است اما از لحاظ نیت و فرایند انتشار کاملاً متفاوت با آن است. **رابین و دیگران (۲۰۱۵)** خبر جعلی را خبری کذب یا دروغ عنوان می‌کنند که می‌تواند باعث فریب مردم شود. این گونه اخبار شامل سه دسته جعل جدی<sup>۱</sup>، کلاه‌برداری بزرگ<sup>۲</sup> و جعل طنزآمیز<sup>۳</sup> است. این اخبار عمدتاً با هدف گمراه‌کردن و به‌منظور آسیب‌رساندن به یک گروه یا افرادی با اهداف مالی و سیاسی منتشر می‌شود و می‌تواند بر عقاید افراد و تصمیم‌های شخصی آنها تأثیر مستقیم داشته باشد. براساس پژوهش‌های انجام‌شده، میزان اثرگذاری خبر جعلی پنج برابر اخبار موثق و واقعی است.

## ۲-۱ طرح مسئله

اخبار جعلی بر روی افکار عمومی کشورها و حتی اقدامات سیاسی دولت‌ها و نهادهای بین‌المللی تأثیر قابل‌توجه‌ای دارد. نمونه آن، انتخابات سال ۲۰۱۶ ریاست جمهوری آمریکا است که حجم زیادی از اخبار جعلی در ارتباط با کاندیداها در رسانه‌های اجتماعی منتشر شد و تأثیر بسیار زیادی بر روی نتیجه این

<sup>1</sup>Serious fabrication

<sup>2</sup>Large-scale hoaxes

<sup>3</sup>Humorous fakes

انتخابات داشت. در سال‌های اخیر در ایران نیز شاهد انتشار گسترده اخبار جعلی در مورد مسائل سیاسی و اجتماعی در شبکه‌های مجازی به‌منظور کنترل افکار جامعه و ایجاد حس بی‌اعتمادی بوده‌ایم. از این‌رو، بسیاری از رسانه‌های اجتماعی برای جلوگیری از انتشار این اخبار راهکارهایی را ارائه کرده‌است. برای مثال، فیس‌بوک برای جلوگیری از انتشار اخبار جعلی در این رسانه اجتماعی توسط کاربران، از هوش مصنوعی و بررسی محتوا توسط انسان بهره برده‌است و تلاش کرده‌است تا انتشار اینگونه اخبار را کاهش دهد. اهمیت این موضوع موجب شده‌است تا کشورها و شرکت‌های بزرگ حوزه فناوری، سرمایه‌گذاری‌های چشمگیری برای مقابله با انتشار اخبار جعلی شروع کنند و شرکت‌های نوپای بسیاری در این زمینه شکل بگیرد. یکی از محصولات این شرکت‌های نوپا در سطح جهان، ابزار لاجیکالی<sup>۴</sup> است که با کمک هوش مصنوعی و مدل‌های یادگیری ماشین به مبارزه با اخبار جعلی پرداخته‌است.

### ۳-۱ راه حل پیشنهادی

علی‌رغم فعالیت‌های انجام‌شده در این حوزه برای زبان‌های مختلف و به‌طور خاص برای زبان انگلیسی، زبان فارسی در این زمینه رشد چشم‌گیری نداشته‌است؛ بنابراین، تهیه یک ابزار جهت تشخیص اخبار جعلی فارسی از اهمیت به‌سزایی برخوردار است. در این پروژه، ما قصد داریم تا با استفاده از مفاهیم به‌روز یادگیری عمیق در حوزه پردازش زبان طبیعی و تنها با استفاده از ویژگی‌های مرتبط با متن اخبار، سامانه هوشمندی را به‌منظور تشخیص اخبار جعلی پیاده‌سازی کنیم. با توجه به عدم وجود دادگان مناسب و جامع به زبان فارسی، بخش اصلی از این پروژه شامل پیاده‌سازی یک ابزار استخراج اخبار جعلی و برچسب‌گذاری خبرهای خزش‌شده خواهد بود. پس از آموزش و ارزیابی مدل به پیاده‌سازی یک کتابخانه در زبان پایتون و ابزار تحت وب می‌پردازیم تا با دریافت یک خبر بتواند در مورد میزان احتمال جعلی بودن آن خبر تصمیم بگیرد. این ابزار می‌تواند در آینده به‌عنوان یک افزونه به وبگاه‌های خبری و یا وبگاه‌های رصد اخبار و رسانه‌های اجتماعی اضافه شود و کاربر را در راستای اطمینان از صحت اخبار راهنمایی کند.

<sup>۴</sup>Logically



## فصل دوم

### پیشینه تشخیص اخبار جعلی

## ۱-۲ کارهای انجام شده در زبان انگلیسی

با رشد چشم‌گیر استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین و شبکه‌های عصبی عمیق در پردازش زبان طبیعی، تحقیقات و طرح‌های بسیاری در زمینه تشخیص اخبار کذب انجام شده‌است. در ادامه به پژوهش‌های مرتبط انجام‌شده اشاره کرده و سپس در بخش بعد، مجموعه داده‌های موجود در زبان انگلیسی را مرور می‌کنیم.

**ایس‌تراور و دیگران (۲۰۱۷)<sup>۱</sup>** با استفاده از تحلیل و بررسی متن به‌وسیله روش مبتنی بر چندتایی<sup>۲</sup> و نمایش برداری مبتنی بر بسامد واژه-معکوس بسامد سند<sup>۳</sup> از الگوریتم‌های متداول یادگیری ماشین مانند ماشین بردار پشتیبان<sup>۴</sup>، ماشین بردار پشتیبان خطی<sup>۵</sup>، نزدیک‌ترین همسایه<sup>۶</sup>، درخت تصمیم<sup>۷</sup>، گرادیان کاهشی تصادفی<sup>۸</sup> و رگرسیون لجستیک<sup>۹</sup> برای تشخیص اخبار جعلی استفاده کرده‌اند. با ایجاد ترکیب‌های متفاوت از توالی واژه‌ها به‌صورت تکی و دوتایی و غیره، اطلاعات آماری هر ترکیب را با استفاده از روش مبتنی بر واژه برای اخبار جعلی مجموعه یادگیری شامل اخبار جعلی و اصیل بازنمایی کردند. با انجام آزمایش‌ها، بهترین نتیجه با استفاده از الگوریتم ماشین بردار پشتیبان خطی با دقت ۹۲ درصد، به‌دست آمد.

**ژانگ و دیگران (۲۰۲۰)<sup>۱۰</sup>** یک سامانه با عنوان «تشخیص‌دهنده جعل»<sup>۱۱</sup> را پیاده‌سازی کردند که از دو بخش اصلی تشکیل شده‌است: «یادگیری ویژگی بازنمایی»<sup>۱۲</sup> و «استخراج ویژگی صریح»<sup>۱۳</sup>. در کنار هر خبر، اطلاعات اجتماعی متنوعی مرتبط با آن خبر وجود دارد که مدل‌سازی در آن توسط یک واحد یادگیرنده ویژگی انجام می‌پذیرد. این قسمت، علاوه بر یادگیری ویژگی‌های آشکار مرتبط با عنوان یک خبر، مانند گروهی از واژه‌های استفاده‌شده، دارای بخش دیگری برای یادگیری ویژگی‌های پنهان یک خبر، مانند ویژگی‌های مرتبط با موضوع و یا نویسنده آن خبر، است. علاوه بر این واحد یادگیرنده ویژگی، یک

<sup>1</sup> Ahmed, Traore, and Saad

<sup>2</sup> N-gram

<sup>3</sup> Term Frequency - Inverse Document Frequency (tf-idf)

<sup>4</sup> Support Vector Machine (SVM)

<sup>5</sup> Linear Support Vector Machine (LSVM)

<sup>6</sup> Nearest Neighbor

<sup>7</sup> Decision Tree

<sup>8</sup> Stochastic Gradient Descent (SGD)

<sup>9</sup> Logistic Regression

<sup>10</sup> Zhang, Dong, and Philip

<sup>11</sup> Fake Detector

<sup>12</sup> Representation Feature Learning

<sup>13</sup> Explicit Feature Extraction

واحد پردازشی برای ایجاد ارتباط مناسب میان بردارهای مختلف متن خبر، عنوان خبر و موضوع خبر به نام «واحد انتشار دروازه‌ای»<sup>۱۴</sup> نیز در معماری این مدل استفاده شده است. این واحد پردازشی، امکان استفاده از چندین ورودی متنوع را به صورت همزمان ایجاد می‌نماید.

در پژوهشی که توسط **رضانی و دیگران** (۲۰۱۹) انجام شده است، آنان با استفاده از «شبکه‌های عصبی بازگشتی»<sup>۱۵</sup> و معرفی یک «تابع هزینه»<sup>۱۶</sup> جدید، سعی کرده‌اند تا دنباله اخبار را به صورت یک پیوستار زمانی بررسی کنند و در هر مقطع زمانی با یک احتمال، برچسب خبر را مشخص کنند. با گذر زمان و دریافت اطلاعات بیشتر، دقت برچسب یک خبر دقیق‌تر خواهد شد. همچنین در تابع هزینه معرفی شده، پارامتر زمان نیز مؤثر است؛ به این دلیل که هدف، برچسب‌گذاری دقیق در سریع‌ترین زمان ممکن است تا از انتشار گسترده خبر جعلی به سرعت جلوگیری شود. این پژوهش بر روی دادگان جمع‌آوری شده از دو شبکه اجتماعی توییتر و «سینا ویبو»<sup>۱۷</sup> آزمایش شده است.

**خطار و دیگران** (۲۰۱۹)<sup>۱۸</sup> از «خودکدگذار وردشی»<sup>۱۹</sup> استفاده کردند تا اخبار جعلی را تشخیص دهند. برای این کار از مجموعه داده توییتر استفاده کردند که شامل یک بخش متن و یک عکس به همراه آن است. مدل آنها از سه بخش کدگذار<sup>۲۰</sup> متن و تصویر، کدگشای<sup>۲۱</sup> متن و تصویر و تشخیص‌دهنده خبر جعلی تشکیل شده است. بخش کدگذار، خود شامل یک شبکه عصبی بازگشتی برای استخراج ویژگی‌های متنی و یک «شبکه عصبی پیچشی»<sup>۲۲</sup> برای استخراج ویژگی‌های مرتبط با عکس است. سپس، ویژگی‌های نهان استخراج شده از دو منبع عکس و متن، «بردار نهان»<sup>۲۳</sup> اصلی را شکل می‌دهد. مجموعه کدگذار و کدگشا در فرایند یادگیری، ویژگی‌های نهان اخبار جعلی را با توجه به متن و عکس‌ها یاد می‌گیرد؛ و پس از آن با استفاده از این ویژگی‌های نهان توسط بخش تشخیص‌دهنده، جعلی بودن آن را تشخیص می‌دهد. دقت نهایی به دست آمده برای دادگان توییتر و ویبو به ترتیب ۷۴/۵ و ۸۲/۴ درصد بوده است.

**یانگ و دیگران** (۲۰۱۹)<sup>۲۴</sup> برای تشخیص اخبار جعلی از روش یادگیری «بدون نظارت»<sup>۲۵</sup> استفاده

<sup>14</sup>Gated Diffusive Unit (GDU)

<sup>15</sup>Recurrent Neural Network (RNN)

<sup>16</sup>Loss function

<sup>17</sup>Sina Weibo

<sup>18</sup>Khattar, Goud, Gupta, and Varma

<sup>19</sup>Variational Autoencoder (VA)

<sup>20</sup>Encoder

<sup>21</sup>Decoder

<sup>22</sup>Convolutional Neural Network (CNN)

<sup>23</sup>Latent Vector

<sup>24</sup>Yang, Shu, Wang, Gu, Wu, and Liu

<sup>25</sup>Unsupervised learning

کرده‌اند که در آن با استفاده از یک مدل احتمالاتی گرافیکی، صحت اخبار و اعتبار کاربران مدل شده‌است. آنها با استفاده از ویژگی‌های نهان به‌دست‌آمده برای کاربر و خبر مورد نظر توسط روش نمونه‌برداری گیبز<sup>۲۶</sup> کار دسته‌بندی خبر جعلی را انجام می‌دهند. این روش بر روی دو مجموعه داده لیار<sup>۲۷</sup> (ونگ، ۲۰۱۷)<sup>۲۸</sup> و بازفیدنیوز<sup>۲۹</sup> آزمایش شده‌است که به ترتیب دقت ۷۵٪ و ۶۷٪ به‌دست آمده‌است.

**لیو و دیگران** (۲۰۱۹)<sup>۳۰</sup> یک مدل دومرحله‌ای براساس مدل برت<sup>۳۱</sup> ارائه کرده‌اند که با استفاده از تعبیه اطلاعات فراداده مانند نام گوینده، شغل و غیره به‌همراه متن اصلی، خبر جعلی تشخیص داده می‌شود. در این مدل، به جای استفاده از اولین بردار خروجی مدل برت که نماینده تمام جمله است، از تمامی بردارهای خروجی برای کلمات استفاده می‌شود تا با به‌کارگیری روش توجه، برای هر کدام یک وزن محاسبه شود. مرحله اول این مدل، به طبقه‌بندی کلی اخبار جعلی و درست می‌پردازد و با استفاده از بردارهای خروجی این مرحله، در مرحله دوم با دسته‌بندی جزئی‌تر، اخبار دسته‌بندی می‌شود. این مدل بر روی دادگان لیار آزمایش شده و دقت ۲۹٪ را بدون استفاده از اطلاعات فراداده و دقت ۴۰٪ را با استفاده از اطلاعات فراداده به‌دست آورده‌است.

**ژوا و دیگران** (۲۰۱۹)<sup>۳۲</sup> با استفاده از پیکره اخبار از خبرگزاری سی.ان.ان<sup>۳۳</sup> و «دیلی میل»<sup>۳۴</sup> مدل برت را آموزش داده‌اند و از دادگان مرحله اول مسابقه اخبار جعلی<sup>۳۵</sup> (اف.ان.سی.وان<sup>۳۶</sup>) برای «تنظیم دقیق»<sup>۳۷</sup> مدل استفاده کرده‌اند. در این مدل از تابع «آنتروپی متقاطع وزن‌دار»<sup>۳۸</sup> برای محاسبه خطا استفاده شده‌است تا مشکل متوازن نبودن داده‌ها حل شود. در این پژوهش، دو مدل برای تشخیص خبر جعلی ارائه شده‌است که در یک مدل از مدل آماده برت به‌همراه تابع آنتروپی متقاطع وزن‌دار استفاده شده و در مدل دیگر با استفاده از پیکره اخبار، مدل برت را آموزش داده‌اند. همچنین نتایج آزمایش این دو مدل بر اساس معیار سنجش اف<sup>۳۹</sup> به ترتیب برابر با ۷۳٪ و ۷۴٪ است.

<sup>26</sup>Gibbs sampling

<sup>27</sup>Liar

<sup>28</sup>Wang

<sup>29</sup><https://github.com/BuzzFeedNews/2016-10-facebook-fact-check>

<sup>30</sup>Liu, Wu, Yu, Li, Jiang, Huang, and Lu

<sup>31</sup>BERT

<sup>32</sup>Jwa, Oh, Park, Kang, and Lim

<sup>33</sup>CNN

<sup>34</sup>Daily Mail

<sup>35</sup>fakenewschallenge.org

<sup>36</sup>FNC-1

<sup>37</sup>Fine tune

<sup>38</sup>Weighted Cross-entropy

<sup>39</sup>F1-Score

**گلدانی و دیگران (۲۰۲۰)** دو شبکه کپسولی<sup>۴۰</sup> متفاوت برای تشخیص اخبار جعلی با طول‌های متفاوت ارائه کرده‌اند. به‌منظور دسته‌بندی اخبار جعلی متوسط و یا طولانی از ۴ شبکه موازی و برای اخبار کوتاه از ۲ شبکه موازی با اندازه صافی<sup>۴۱</sup> متفاوت به‌منظور استخراج ویژگی‌های سطح بالا در متن استفاده کردند. پس از استخراج ویژگی‌های سطح بالا، هر شبکه به یک لایه چگال<sup>۴۲</sup> متصل شده‌است و درنهایت با استفاده از یک لایه میانگین ادغام<sup>۴۳</sup> احتمال جعلی بودن خبر را مشخص می‌کنند. دقت این روش بر روی دادگان آی.اس.ا.تی. ۹۹/۸٪ و بر روی دادگان لیار با دسته‌بندی ۶ برچسب، ۳۹/۵٪ بوده‌است.

**کالیار و دیگران (۲۰۲۰)**<sup>۴۴</sup> یک شبکه عصبی عمیق پیچشی را با نام اف.ان.دی.نت<sup>۴۵</sup> برای تشخیص اخبار جعلی ارائه کردند. در این مدل برای بازنمایی اخبار از مدل بازنمایی «بردار سراسری»<sup>۴۶</sup> (پنینگتون و دیگران، ۲۰۱۴)<sup>۴۷</sup> استفاده کردند. در این مدل از لایه‌های پیچشی که به‌صورت آبشاری قرار گرفته‌است، به‌کار رفته‌است تا ویژگی‌های مناسبی را برای اخبار تولید کند. درنهایت با استفاده از لایه‌های چگال، احتمال تعلق هر خبر به دسته جعلی یا اصیل مشخص می‌شود. به‌منظور ارزیابی مدل ارائه‌شده، آنها از دادگان وبگاه کگل<sup>۴۸</sup> که مربوط به انتخابات سال ۲۰۱۶ آمریکا است استفاده کردند و دقت ۹۸/۳۶٪ را ثبت کردند.

## ۲-۲ دادگان موجود در انگلیسی و آمار دادگان

در زبان انگلیسی دادگان زیادی برای تشخیص اخبار جعلی معرفی شده‌است که از طریق رسانه‌های اجتماعی یا وبگاه‌های خبری به‌دست آمده‌اند. جدول ۱-۲ به‌صورت مختصر فهرستی از دادگان موجود برای زبان انگلیسی را ارائه می‌دهد. در این جدول، ستون «داده و فراداده‌ها» نمایانگر اطلاعات و فراداده‌های اصلی موجود در هر یک از این دادگان است. عبارات PI، TS، UI، T به‌ترتیب به معنای اطلاعات مرتبط با انتشار خبر، برچسب زمانی، ویژگی مرتبط با اطلاعات کاربر و متن خبر است.

با توجه به گسترش پژوهش فعالیت‌های تشخیص اخبار جعلی در سال‌های اخیر و تعداد زیاد دادگان

<sup>40</sup>Capsules Network

<sup>41</sup>Filter

<sup>42</sup>Dense

<sup>43</sup>Average Pooling

<sup>44</sup>Kaliyar, Goswami, Narang, and Sinha

<sup>45</sup>FNDNET

<sup>46</sup>Global Vectors (GloVe)

<sup>47</sup>Pennington, Socher, and Manning

<sup>48</sup>Kaggle

جدول ۱-۲: آمار و اطلاعات مرتبط با دادگان شایعات در شبکه‌های اجتماعی (لی و دیگران، ۲۰۱۹)

مرجع	منبع	داده و فراداده‌ها	تعداد خبر	عنوان مجموعه داده
زوبیگا و دیگران (۲۰۱۶)	تویتر	PI/TS/UI/T	۳۳۰	PHEME-R
کوکینا و دیگران (۲۰۱۸)	تویتر	PI/TS/UI/T	۶, ۴۲۵	PHEME
ما و دیگران (۲۰۱۶)	تویتر	TS/UI/T	۹۹۲	Ma-Twitter
ما و دیگران (۲۰۱۶)	ویبو	TS/UI/T	۴۶۶۴	Ma-Weibo
ما و دیگران (۲۰۱۷)	تویتر	PI/TS/UI/T	۱۴, ۹۰	Twitter15
ما و دیگران (۲۰۱۷)	تویتر	PI/TS/UI/T	۸۱۸	Twitter16
دادگان فعالیت ۷ مسابقه «ارزیابی معنایی» سال ۲۰۱۹	تویتر، ردیت	PI/TS/UI/T	۳۲۵	SemEval19
شایعات کگل براساس سایت اسنپس	تویتر، فیسبوک	T	۱۶, ۹۰۰	Kaggle Snopes
تاجینی و دیگران (۲۰۱۷)	فیسبوک	TS/UI/T	۱۵, ۵۰۰	Facebook Hoax
شایعات کگل براساس سایت پولیتی‌فکت	تویتر	PI/TS/UI/T	۲, ۹۲۳	Kaggle PolitiFact
شو و دیگران (۲۰۲۰)	تویتر	PI/TS/UI/T	۲۳, ۱۹۶	FakeNewsNet

این حوزه، در این طرح مجموعه دادگان لیار، آی.اس.اُ.تی.<sup>۴۹</sup> و بازفید<sup>۵۰</sup> به عنوان نمونه‌های مطرح دادگان اخبار جعلی مورد مطالعه قرار گرفته است که ویژگی‌های این چهار مجموعه داده در ادامه توضیح داده می‌شود.

## ۱-۲-۲ دادگان لیار

ونگ (۲۰۱۷) دادگانی با نام «لیار» برای تشخیص خبر کذب به زبان انگلیسی معرفی کردند. در این مجموعه هر خبر شامل ۱۴ فراداده است، از جمله شماره خبر، متن خبر، عنوان خبر، گوینده خبر، شغل گوینده، شهر، حزب و اطلاعات زمینه‌ای و ۵ ویژگی مربوط به اعتبار گزاره‌های قبلی. هر خبر نیز دارای یک برچسب از مجموعه ۶ تایی است که این برچسب‌ها عبارتند از: درست، نیمه درست، عمدتاً درست، جعلی، دروغ و به‌سختی درست. تعداد کل اخبار ۱۲, ۷۸۸ خبر می‌باشد که در ۳ دسته داده آموزشی<sup>۵۱</sup>، داده اعتبارسنجی<sup>۵۲</sup>، داده ارزیابی<sup>۵۳</sup> تقسیم شده است. همچنین با توجه به این که «حزب» خبر یکی از

<sup>49</sup> ISOT

<sup>50</sup> BuzzFeed

<sup>51</sup> Train set

<sup>52</sup> Validation set

<sup>53</sup> Test set

فراداده‌های موجود در این مجموعه دادگان است، فراوانی ۳ «حزب» دموکرات، جمهوری خواه و بی طرف به ترتیب ۴,۱۵۰, ۵,۶۸۷ و ۲,۱۸۵ خبر است. جدول ۲-۲ آمار کلی این مجموعه داده را نمایش می‌دهد.

جدول ۲-۲: آمار و اطلاعات مربوط به دادگان لیار

آماره	مقدار
اندازه مجموعه آموزش	۱۰,۲۶۹
اندازی مجموعه اعتبارسنجی	۱,۲۸۴
اندازه مجموعه آزمون	۱,۲۸۳
میانگین طول خبر	۱۷/۸

## ۲-۲-۲ دادگان آی.اس.اُ.تی

مجموعه داده «آی.اس.اُ.تی.» شامل اخبار اصیل و جعلی است که توسط ایساتراور و دیگران (۲۰۱۷) تهیه شده است. ۲۱,۴۱۷ خبر اصیل آن از وبگاه خبری رویترز و ۲۳,۴۸۱ خبر جعلی از وبگاه‌های پولیتی فکت و ویکی‌پدیا جمع‌آوری و برچسب‌گذاری شده است. در این مجموعه، هر خبر علاوه بر عنوان خبر و متن خبر، دارای ۲ فراداده تاریخ خبر و موضوع خبر نیز می‌باشد. جدول ۳-۲ آمار اخبار موجود در این مجموعه داده را به تفکیک اخبار اصیل و جعلی نمایش می‌دهد.

جدول ۳-۲: آمار و اطلاعات مربوط به دادگان آی.اس.اُ.تی

خبر	تعداد خبر	نوع	تعداد خبر
اخبار اصیل	۲۱,۴۱۷	اخبار جهان <sup>۵۴</sup> اخبار سیاسی <sup>۵۵</sup>	۱۰,۱۴۵ ۱۱,۲۷۲
اخبار جعلی	۲۳,۴۸۱	اخبار دولت خاورمیانه اخبار آمریکا اخبار چپ سیاسی دیگر	۱,۵۷۰ ۷۷۸ ۷۸۳ ۴,۴۵۹ ۶,۸۴۱ ۹,۰۵۰

<sup>56</sup>World-News

<sup>57</sup>Politics-News

## ۳-۲-۲ دادگان بازفید

این دادگان شامل اخبار مرتبط با انتخابات آمریکا است که در فیسبوک<sup>۵۶</sup> منتشر شده بود.<sup>۵۷</sup> این مجموعه شامل ۲,۲۸۳ عنوان پست فیسبوک است که هر خبر از ۱۲ فراداده مانند صفحه خبر، تاریخ، نوع محتوا، برچسب و اطلاعات مرتبط با میزان تأثیرگذاری بر کاربران مانند تعداد دفعات به اشتراک گذاشتن و تعداد نظرات و غیره تشکیل شده است. جدول ۴-۲ آمار اخبار موجود در این مجموعه داده را نمایش می دهد.

جدول ۴-۲: آمار و اطلاعات مربوط به دادگان بازفید

حزب	بدون محتوای واقعی	عمدتاً درست	ترکیب درست و نادرست	عمدتاً نادرست	مجموع
چپ	۱۱۶	۲۶۵	۶۸	۲۲	۴۷۱
جریان اصلی	۵۲	۱,۰۸۵	۸	۰	۱,۱۴۵
راست	۹۶	۳۱۹	۱۶۹	۸۲	۶۶۶

## ۴-۲-۲ توئیتر ۱۵

ما و دیگران (۲۰۱۷) دادگانی از شبکه اجتماعی توئیتر منتشر کردند که دارای ۴ برچسب درست، نادرست، نامعتبر و غیرشایعه است که براساس سایت های اعتبارسنجی برچسب گذاری شده است. در این دادگان علاوه بر اطلاعات متن توئیتهای، اطلاعات کاربران و شبکه ارتباط آنها و همچنین نحوه بازنشر هر توئیتهای مشخص شده است. اطلاعات موجود در این شبکه شامل ۲۷۶ هزار کاربر می باشد. جزئیات توزیع این برچسب ها در جدول ۵-۲ آورده شده است.

جدول ۵-۲: آمار و اطلاعات مربوط به دادگان توئیتر ۱۵

برچسب	تعداد
غیرشایعه	۳۷۴
نادرست	۳۷۰
درست	۳۷۲
نامعتبر	۳۷۴

<sup>56</sup>Facebook

<sup>57</sup><https://www.buzzfeednews.com/article/craigsilverman/partisan-fb-pages-analysis>



## ۳-۲ دادگان موجود در سایر زبان‌ها

با توجه به اهمیت موضوع تشخیص اخبار جعلی، در زبان‌هایی با منابع کم نیز پژوهش‌های زیادی در سال‌های اخیر بر روی اخبار جعلی انجام شده‌است و مجموعه داده‌هایی برای اخبار جعلی در این زبان‌ها هم جمع‌آوری شده‌است. جدول ۲-۶ به صورت مختصر لیستی از دادگان موجود برای اخبار جعلی برای سایر زبان‌ها را نمایش می‌دهد. همان‌گونه که مشخص است کمبود داده در این زمینه برای زبان فارسی کاملاً مشخص است.

جدول ۲-۶: لیست دادگان موجود در سایر زبان‌ها

سال ارائه	داده	زبان ارائه
۲۰۱۹	(وگل و ژیانگ، ۲۰۱۹)	آلمانی
	(ریس و پالفاکس، ۲۰۱۹)	اسپانیایی
	(ویکاریو و دیگران، ۲۰۱۹)	ایتالیایی
	(لیو و دیگران، ۲۰۱۹)	فرانسوی
	(الخیر و دیگران، ۲۰۱۹)	عربی
۲۰۱۸	(لوژینکوف و دیگران، ۲۰۱۸)	روسی

## ۴-۲ کارهای انجام شده و دادگان موجود در زبان فارسی

باتوجه به اینکه تمرکز فاز دوم پروژه بر روی تهیه دادگان فارسی و استانداردسازی داده به دست آمده برای کاربرد در سیستم تشخیص اخبار جعلی فارسی است، در این فصل مروری بر کارهای انجام شده در حوزه تشخیص اخبار جعلی فارسی ارائه می‌گردد و دادگان موجود در این حوزه معرفی می‌شود. در زبان فارسی پژوهشگرانی به صورت محدود در این حوزه فعالیت داشته‌اند و مجموعه دادگان انگشت‌شماری موجود است که در ادامه به معرفی آن‌ها می‌پردازیم.

**زمانی و دیگران (۲۰۱۷)** در دانشگاه تهران با تمرکز بر روی شبکه‌های اجتماعی به تحلیل و بررسی شایعات در توییتر پرداختند. در این پژوهش، با بهره‌گیری از اطلاعات مرتبط با شبکه ارتباطی کاربران و ویژگی‌های مرتبط با هر توییت به دسته‌بندی شایعات با استفاده از مدل‌های سنتی یادگیری ماشین پرداختند. علاوه بر تحلیل ویژگی‌های پراهمیت برای تشخیص شایعات در شبکه‌های اجتماعی، یک مجموعه داده در حوزه تشخیص شایعات توییتر ارائه دادند که شامل ۷۸۳ توییت جعلی و ۷۸۳ توییت

اصیل است. به منظور استخراج شایعات از دو وبسایت ایرانی گمانه<sup>۵۸</sup> و شایعات<sup>۵۹</sup> استفاده کردند. در این پژوهش با استفاده از مدل های یادگیری ماشین مانند بیز ساده<sup>۶۰</sup>، ماشین بردار پشتیبان<sup>۶۱</sup>، کا-نزدیک ترین همسایه<sup>۶۲</sup> و درخت تصمیم<sup>۶۳</sup> به دسته بندی این توییت ها براساس ویژگی های مرتبط با گراف کاربران و یا آماره های خود توییت ها پرداختند.

**محمودآباد و دیگران (۲۰۱۸)** در پژوهشی مجموعه دادگانی را با استفاده از بررسی پست های ۱۱,۹۸۱ کاربر فارسی زبان در شبکه اجتماعی توییتر استخراج کردند. این مجموعه داده شامل ۳,۵۹۳,۷۰۴ توییت فارسی است که عمدتاً در مورد زلزله کرمانشاه بوده و با استفاده از سایت شایعات، برچسب گذاری کردند. مجموعه داده از نوامبر تا دسامبر ۲۰۱۷ جمع آوری شده و شامل ۴,۳۴۵ توییت شایعه است. به دلیل نامتوازن بودن اخبار شایعه و واقعی با استفاده از الگوریتم بیش نمونه برداری SMOTE، آنها داده ها را متوازن کرده و سپس هر توییت را با برداری شامل اطلاعات زمینه ای، اطلاعات ساختاری و اطلاعات جمعیتی بازنمایی کردند. در نهایت داده ها با استفاده از الگوریتم های متداول یادگیری ماشین همچون بیز ساده، ماشین بردار پشتیبان، درخت تصمیم و جنگل تصادفی<sup>۶۴</sup> دسته بندی شدند.

**زهران و دیگران (۲۰۱۹)** با دیدگاه مبتنی بر روش دسته بندی موضع<sup>۶۵</sup> به تشخیص اخبار جعلی پرداخته اند. برای این منظور ۵۳۴ ادعا به همراه ۲,۱۲۴ متن خبر در مورد آن ادعاها جمع آوری شد و سپس با استفاده از معماری یادگیری عمیق حافظه کوتاه-مدت طولانی پشته ای<sup>۶۶</sup> به دسته بندی رابطه میان ادعاها و متن های مرتبط با آن در ۴ کلاس موافق<sup>۶۷</sup>، ناموافق<sup>۶۸</sup>، نامرتبط<sup>۶۹</sup>، بحث شده<sup>۷۰</sup> پرداخته اند. ساختار این پژوهش مشابه پژوهش های انجام شده در زمینه تشخیص موضع<sup>۷۱</sup> در زبان انگلیسی بوده و به دسته بندی اخبار براساس جعلی یا اصیل بودن پرداخته است.

<sup>58</sup><https://gomaneh.net/>

<sup>59</sup><http://shayeaat.ir/>

<sup>60</sup>Naive Bayes

<sup>61</sup>Support Vector Machine

<sup>62</sup>K Nearest Neighbor

<sup>63</sup>Decision Tree

<sup>64</sup>Random Forest

<sup>65</sup>Stance Classification

<sup>66</sup>Stack LSTM

<sup>67</sup>Agree

<sup>68</sup>Disagree

<sup>69</sup>Unrelated

<sup>70</sup>Discussed

<sup>71</sup>Stance Detection

**جهان‌بخش و دیگران (۲۰۲۰)** مجموعه دادگان دیگری با تمرکز بر روی اخبار منتشر شده در شبکه اجتماعی تلگرام منتشر کردند. این مجموعه داده شامل ۸۸۲ شایعه و ۸۸۲ پست اصیل است که از کانال خبرگزاری‌هایی مانند: خبرگزاری فارس، دانشجویان ایران (ایسنا)، تسنیم، مهر و خبرگزاری جمهوری اسلامی (ایرنا) و همچنین سه وبسایت گمانه، ویکی‌هواکس<sup>۷۲</sup> و شایعات خزش شده‌اند. در پژوهش انجام شده توسط **جهان‌بخش و دیگران (۲۰۲۰)** از مدل ارائه‌شده توسط **آلپورت و پوستمن (۱۹۴۷)** الهام گرفته شده‌است. در این مدل یک رابطه به‌عنوان قدرت شایعه معرفی شده‌است که ارتباط مستقیمی با اهمیت خبر و ابهام آن دارد. با توجه به این مقاله، **جهان‌بخش و دیگران (۲۰۲۰)** به پیاده‌سازی مدلی برای محاسبه این ضریب، تحت عنوان قدرت انتشار شایعه در زبان فارسی پرداختند. برای محاسبه این ضریب از ویژگی‌های مانند احساس خبر، اهمیت خبر و ابهام خبر استفاده شده‌است. جدول ۷-۲ خلاصه‌ای از دادگان موجود زبان فارسی را نمایش می‌دهد.

جدول ۷-۲: آمار دادگان موجود فارسی

مقاله	تعداد داده جعلی	تعداد کل داده	منبع اخبار جعلی	منبع اخبار
<b>جهان‌بخش و دیگران (۲۰۲۰)</b>	۸۸۲	۱,۷۶۴	ویکی‌هواکس / گمانه / شایعات	تلگرام
<b>زرهران و دیگران (۲۰۱۹)</b>	۶۰۰	۲,۱۲۴	شایعات / فیک‌نیوز	وبسایت‌ها
<b>محمودآباد و دیگران (۲۰۱۸)</b>	۴,۳۴۵	۳,۵۹۸,۰۴۹	شایعات	توییتر
<b>زمانی و دیگران (۲۰۱۷)</b>	۷۸۳	۱,۵۶۶	شایعات / گمانه	توییتر

<sup>72</sup><https://wikihoax.org/>

## فصل سوم

### تهیه دادگان فارسی «تاج»

### ۱-۳ مقدمه‌ای بر جمع‌آوری داده‌ها

در زبان انگلیسی، مجموعه دادگان متنوعی برای اخبار جعلی تهیه شده‌است که برخی از آن‌ها مربوط به اخبار خبرگزاری‌ها و برخی دیگر در مورد اخبار منتشرشده در شبکه‌های اجتماعی است. با توجه به کمبود دادگان فارسی در حوزه تشخیص اخبار جعلی و ذات روش‌های مبتنی بر یادگیری عمیق که کاملاً وابسته به دادگان یادگیری است، به‌منظور پیاده‌سازی یک سامانه تشخیص اخبار جعلی کارآمد نیاز است هدف ما در گام اول به تهیه یک مجموعه داده جامع در این حوزه متمرکز گردد. استخراج اخبار جعلی بدون آگاهی از محتوای این اخبار چالش‌های فراوانی دارد. به‌عنوان مثال با قراردادن متن یک خبر در مقابل شخصی که مسئولیت برچسب‌زنی را دارد نمی‌توان انتظار داشت در مورد جعلی بودن آن خبر نظر دهد. در نتیجه باید روشی برای استخراج اخبار جعلی ارائه دهیم که از یکسو طیف وسیعی از موضوعات را در بر گیرد و از سوی دیگر قضاوت در مورد جعلی بودن اخبار در فرایند نشانه‌گذاری داده توسط برچسب‌زن امکان‌پذیر باشد. علاوه بر این، منبع رسمی‌ای برای این اخبار وجود ندارد که بتوان به‌صورت مستقیم آن‌ها را استخراج کرد. برای همین منظور، در این پروژه ما یک روش مبتنی بر ۵ مرحله را ارائه دادیم تا علاوه بر جمع‌آوری حجم قابل قبولی داده، این چالش‌ها را حل نماییم.

### ۲-۳ مراحل جمع‌آوری داده‌ها

باتوجه‌به چالش‌های ذکرشده برای جمع‌آوری اخبار جعلی، در این بخش یک روش ابداعی ۵ مرحله‌ای برای استخراج اخبار جعلی را ارائه می‌دهیم:

۱. باتوجه‌به نبود یک منبع اختصاصی و مطمئن برای ذخیره اخبار جعلی منتشرشده در فضای مجازی، امکان دسترسی مستقیم به این اخبار وجود ندارد. بنابراین ما از یک فرض عموماً درست در اخبار فارسی استفاده کردیم تا بتوانیم اخبار جعلی را به‌صورت عمومی و در گستره وسیعی از موضوعات استخراج کنیم. در اخبار فارسی عمدتاً اخبار جعلی پس از مدتی توسط نهادهای رسمی و یا وبسایت‌های خبری تکذیب می‌شود. بنابراین برای هر اخبار جعلی انتظار می‌رود که یک تکذیبیه وجود داشته باشد. بر همین اساس از رویکرد معکوس برای رسیدن به اخبار جعلی استفاده نموده‌ایم. در گام اول با جستجو یک پرس‌وجو کلی مانند "تکذیب خبر" با استفاده از رابط کاربری برنامه گوگل، فهرستی از اخبار تکذیب‌شده را استخراج کردیم.

۲. با داشتن عنوان اخبار تکذیب‌شده که در مرحله قبل استخراج شده‌است می‌توانیم با حذف کلمات

خاص مانند "تکذیب" و "شایعه" به عنوانی برسیم که از لحاظ متنی به عنوان خبر جعلی اولیه شباهت دارد.

۳. پس از استخراج عنوان احتمالی خبر کذب، با استفاده از موتور جست و جوی گوگل تلاش می کنیم تا اصل خبر جعلی را در وبسایتها بیابیم. در این مرحله برای هر خبر تکذیب شده فهرستی از اخبار جعلی کاندید وجود خواهد داشت.

۴. پس از استخراج اخبار جعلی کاندید به ازای هر خبر تکذیب شده، تمامی اخبار به صورت دستی توسط عوامل انسانی برچسب گذاری می شود.

۵. پس از مشخص شدن تعداد اخبار جعلی در گام قبلی، به همان تعداد خبر اصیل به صورت تصادفی از خبرگزاری های متفاوت استخراج می کنیم که پس از تایید نیروی انسانی به دادگان اضافه می شود.

### ۳-۳ نشانه گذاری داده

فرایند برچسب زنی اخبار توسط عامل انسانی انجام شده است. در هنگام نشانه گذاری داده، به هر خبر کاندیدای جعلی یکی از برچسب های زیر تعلق می گیرد: جعلی، جعلی چندرسانه ای، پرسشی، اطلاعات بیشتر، تکذیبی و نامربوط. توضیح این برچسب ها در ادامه آمده است.

توضیح برچسب های به کاررفته به شرح زیر است. در این میان دسته اول همان دسته اصلی است که در لیست دادگان ما قرار خواهد گرفت:

#### • جعلی

اخباری که پس از مدتی توسط نهادهای رسمی و یا افراد تکذیب شده است. به عنوان مثال "سریال نون خ با کمک ۳ میلیارد تومانی استانداری در کرمانشاه ساخته می شود" یک عنوان جعلی است که توسط وبسایت های خبری رسمی تکذیب شده است.

#### • جعلی چندرسانه ای

اخباری است که اطلاعات نادرستی را که عمدتاً شامل تصاویر و یا فیلم هستند دربردارد. این اخبار نیز از لحاظ محتوایی اخباری هستند که پس از مدتی توسط نهادهای رسمی و یا افراد تکذیب

شده است. به عنوان مثال: «(ویدئو) جشن و پایکوبی پرستاران بیمارستان رازی رشت - برخط نیوز» نمونه‌ای از این دسته اخبار است.

- پرسشی

اخبار پرسشی عموماً اخباری هستند که در عنوان آن‌ها یک پرسشی مرتبط با خبر تکذیب شده اولیه مطرح شده است، مثال: «ماجرای کمک مالی استانداری کرمانشاه برای ساخت «نون.خ» چیست؟ - شهرخبر». این اخبار عموماً محتوای با ارزشی ندارند و در دادگان لحاظ نمی‌شوند.

- اطلاعات بیشتر

اخباری که در مورد خبر تکذیب‌شده اولیه جزئیات بیشتری را مطرح می‌کنند برچسب اطلاعات بیشتر را دریافت می‌کنند. به عنوان مثال عنوان «تازه‌ترین جزئیات از فصل دوم سریال «نون.خ»» یک نمونه از اخباری است که به جزئیات بیشتری در مورد یک موضوع تکذیب شده می‌پردازند.

- تکذیبی

در میان کاندیدهای جعلی، به صورت محدود اخبار تکذیب‌شده دیگری نیز یافت شده است که اگرچه دارای کلمات «تکذیب»، «شایعه» نیستند اما همچنان محتوای تکذیبی را در بر دارند. این اخبار با برچسب تکذیبی مشخص شده اند. مثال: «عدم صحت خبر ملاقات ابتکار با زنان شاغل در سفارتخانه های خارجی»

- نامربوط

در نهایت با توجه به آنکه از یک موتور جست‌وجوگر عمومی استفاده کرده‌ایم بسیاری از اخبار کاندید ارتباط مستقیمی به عنوان جست‌جو شده تکذیبی ندارند. این اخبار با برچسب نامرتبط مشخص شده‌اند. مثال: «تمجید بهروز شعبی از طراحی و اجرای شوخی‌های «نون.خ ۲»»

تمامی مثال‌های مطرح شده در توضیحات این بخش مربوط به سه متن تکذیبی می‌باشد: (۱) تکذیبی مربوط به سریال نون.خ، (۲) تکذیبی مربوط به جشن و پایکوبی پرستاران و (۳) تکذیبی مربوط به دیدار خانم ابتکار. متن تکذیبی این سه موضوع به شرح زیر می‌باشد:

۱. تکذیبی مربوط به سریال نون.خ:

به گزارش تابناک به نقل از خبرآنلاین، مهدی فرجی تهیه‌کننده سریال «نون.خ» درباره انتشار اخباری پیرامون کمک‌های استانداری کرمانشاه به این سریال گفت: «از ابتدای ساخت این

سریال، گفتگوهایی با مسؤولان استان کرمانشاه و استاندار داشتیم و حتی استاندار در مراسم آغاز تصویربرداری سریال نیز حضور پیدا کرد.»

فرجی در ادامه گفت: «استانداری کرمانشاه فقط در بخش لجستیک و پشتیبانی کمک‌هایی به ما کردند که تشکر و قدردانی می‌کنم، اما هیچ‌گونه پشتیبانی مالی برای ساخت این سریال انجام ندادند.»

وی ادامه داد: «تمامی اخبار درباره کمک مالی و یا صرف بودجه‌ای از طرف سازمان‌های خارج از صداوسیما برای ساخت این سریال صحت ندارد و هیچ نهاد و سازمانی در استان کرمانشاه برای ساخت سریال «نون. خ» به سازندگان این سریال کمک مالی نکرده است.»

سریال «نون. خ» به کارگردانی سعید آقاخانی و تهیه‌کنندگی مهدی فرجی تولید شده و این شب‌ها ساعت ۲۲ از شبکه یک سیما پخش می‌شود.

## ۲. تکذیبیه مربوط به جشن و پایکوبی پرستاران:

به گزارش همشهری آنلاین به نقل از ایسنا، دکتر محمدرضا نقی‌پور در جمع خبرنگاران گفت: تصاویری که از برگزاری جشن پایان کرونا در بیمارستان رازی رشت منتشر شده کذب است.

سخنگوی دانشگاه علوم پزشکی گیلان توضیح داد: جشنی از سوی یک گروه هنری خصوصی برای قدردانی از کادر درمانی استان در محوطه بیمارستان رازی برگزار شده بود و به معنای جشن پایان کرونا در گیلان نیست.

نقی‌پور ادامه داد: تاکید این جشن به هیچ وجه برای اعلام موفقیت در مهار کرونا در استان نیست به همین دلیل مردم باید کرونا را جدی بگیرند و از خانه خارج نشوند.

افزود: کرونا در کشور هنوز وارد مرحله کنترل نشده است، به همین دلیل مردم باید خود مراقبتی و دیگر مراقبتی را جدی بگیرند.

## ۳. تکذیبیه مربوط به دیدار خانم ابتکار:

دیدارنیوز - در این اطلاعیه آمده است: این خبر که به نظر می‌رسد منشاء آن ترورهای منافقین در آلبانی باشد، از اساس دروغ بوده و ابتکار هیچ‌گونه دیداری با بانوان شاغل در سفارتخانه‌های خارجی در هیچ محلی نداشته است. همچنین گفت و شنودهای مورد اشاره نیز زاده توهّمات معمول منتشرکنندگان اینگونه اخبار جعلی است.

این اطلاعیه می‌افزاید: دیدارهای خارجی معاون رئیس‌جمهور در محل معاونت با حضور نماینده



وزارت امور خارجه و فقط در سطح سفرای کشورها صورت می گیرد. همچنین لازم به ذکر است که نامه به رهبران سیاسی زن جهان فقط به صورت مکاتبه و از طریق وزارت امور خارجه بوده و برای ارسال این نامه هیچگونه ملاقات خارجی صورت نگرفته است. البته جای تعجب از رسانه‌های داخلی نیز هست که اینچنین فریب منافقین را می خورند و در میدان آنها بازی می کنند.

در طول فرایند برچسب‌زنی اخبار، چالش‌های بسیاری وجود داشت. با ظهور و گسترش شبکه‌های اجتماعی و سهولت انتشار اخبار در این رسانه‌ها نرخ تولید اخبار جعلی در این شبکه‌ها بسیار بیشتر از وبسایت‌های خبری است. باتوجه به این موضوع، ما در طول فرایند استخراج اخبار جعلی با اخبار تکذیبی مواجه شدیم که ریشه اولیه خبر جعلی آن در هیچ وبسایت خبری فارسی یافت نشده است. علاوه بر این، بخش اندکی از اخبار جعلی فارسی، پس از مدتی توسط رسانه‌ها دوباره تأیید شده و در واقع این اخبار نمی‌تواند دیگر جعلی به حساب بیاید.

برای دسته اول بالاترین احتمال، وجود اخبار جعلی اولیه در شبکه‌های اجتماعی یا پیام‌رسان‌ها هست که توسط موتور جستجو در دسترس نمی‌باشد. برای مثال، ممکن است یک خبر جعلی در تلگرام منتشر شود و سپس تکذیبیه آن در سایت خبری منتشر شود. علی‌رغم دسترسی به تکذیبیه، اصل خبر با استفاده از موتور جستجو در دسترسی نمی‌باشد و نمی‌توانیم آن خبر را در دادگان خود داشته باشیم. این امر انگیزه مهمی برای گسترش این پروژه و تهیه دادگان بیشتر در بستر شبکه‌های اجتماعی و پیام‌رسان‌ها می‌باشد که جزء کارهای آتی این پژوهش لحاظ می‌گردد.

### ۴-۳ آمار دادگان

مجموعه دادگان تاج شامل ۱,۸۶۰ خبر جعلی و ۱,۸۶۰ خبر اصیل درمورد طیف وسیعی از موضوعات خبری است. اخبار اصیل از ۵ وبسایت خبرگزاری معتبر فارسی از جمله ایرنا<sup>۱</sup>، ایسنا<sup>۲</sup>، همشهری آنلاین<sup>۳</sup>، فارس<sup>۴</sup> و مهر<sup>۵</sup> استخراج شده است. همچنین اخبار جعلی عمدتاً از تعداد زیادی وبسایت‌های غیررسمی خزش شده است که اخبار را از منابع رسمی منتشر نمی‌کند؛ به همین علت، منبع برخی از این اخبار شبکه‌های اجتماعی یا منابع غیرقابل اعتماد است. جدول ۱-۳ آمار مجموعه داده استخراج شده برای

<sup>۱</sup><https://www.irna.ir>

<sup>۲</sup><https://www.isna.ir>

<sup>۳</sup><https://www.hamshahrionline.ir>

<sup>۴</sup><https://www.farsnews.ir>

<sup>۵</sup><https://www.mehrnews.com>

سامانه «تشخیص اخبار جعلی» که به اختصار «تاج» می‌نامیم را نشان می‌دهد. این دادگان در مجموع شامل بیش از ۱,۱۲۷,۰۰۰ واژه است که شامل اخبار منتشرشده در بازه زمانی دی ۱۳۸۸ تا مهر ۱۳۹۹ می‌باشد.

جدول ۳-۱: آمار دادگان «تاج»

آماره	مقدار
تعداد اخبار جعلی	۱,۸۶۰
تعداد اخبار اصیل	۱,۸۶۰
تعداد وبسایت متمایز	۵۹۲
میانگین طول اخبار	۳۰۳
کمترین طول خبر	۹
بیشترین طول خبر	۷,۱۷۲

## فصل چهارم

# پردازش‌های پایه جهت تشخیص اخبار جعلی بر روی داده‌های فارسی

## ۱-۴ پیش‌پردازش داده‌های خبری

یکی از مهم‌ترین بخش‌های تشخیص اخبار جعلی پیش‌پردازش داده‌های خبری است. پیش‌پردازش داده‌ها به معنی یک‌دست‌سازی واژه‌ها برای استفاده در الگوریتم‌های پردازش متن است که در ادامه مراحل آن را مرور می‌کنیم.

### ۱-۱-۴ هنجارسازی<sup>۱</sup> واژه‌ها

قبل از این که بتوان از این که مجموعه‌ای از متن‌ها به‌عنوان داده ورودی مورد استفاده الگوریتم‌های یادگیری قرار گیرد، ابتدا باید پیش‌پردازش‌هایی روی آنها انجام گیرد تا صورت‌های غیرمعیار به شکل معیار تبدیل گردد. اگر حروف، نشانه‌های نگارشی و واژه‌های فارسی به شکل یکسانی نوشته نشود، مجموعه داده استفاده‌شده قابل تحلیل توسط سامانه‌های رایانه‌ای نخواهند بود. طی فرایند هنجارسازی، علائم نگارشی، حروف، فاصله‌های بین واژه‌ها و اختصارات بدون ایجاد تغییرات معنایی در متن، به شکل استاندارد تبدیل می‌گردد. برای عنوان مثال، برخی از حروف در زبان فارسی به کدهای مختلف به چند شکل متفاوت نوشته می‌شود که باید به یک صورت یکسان تبدیل گردد، مانند انواع حروف «ک» در زبان فارسی و عربی و یا شکل‌های متفاوت نوشتاری حرف «ی» در فارسی، عربی و پشتو. همچنین در این مرحله تمامی اعراب‌ها مانند فتحه، کسره، ضمه و تشدید از واژه‌ها حذف و یا به صورت استاندارد تبدیل می‌شود. ممکن است علامت تنوین<sup>۲</sup> در واژه‌ای مانند «حتماً» یا همزه آخر بعضی از واژه‌ها مانند «انشاء» حذف شده باشد که برای کاهش تنوع نگارشی واژه‌ها و کوچک‌سازی واژگان هنجارسازی واژه‌ها انجام می‌پذیرد.

### ۲-۱-۴ واحدسازی<sup>۲</sup> واژه‌ها

در زبان فارسی بعضی از حروف چهار شکل دارد که سه شکل آن به حرف مجاور چسبیده است و شکل دیگر منفصل است. مجموعه محدودی از حروف مانند «ا»، «د»، «ذ»، «ر»، «ز»، «ژ» و «و» فقط دارای دو شکل منفصل یا چسبیده به حرف قبلی را دارد. عدم چسبندگی این مجموعه محدود به حرف بعدی سبب می‌شود در هنگام نگارش متن فاصله کامل به‌عنوان مرزنامی واژه وارد نشود و یک واحد به‌صورت یکپارچه نوشته شود، مانند ویابهر است. اگرچه ممکن است زنجیره حروف در این مثال خوانش توسط انسان را

<sup>۱</sup>Text normalization

<sup>۲</sup>Tokenization

دچار اختلال نکند، تمام زنجیره به‌عنوان یک واژه توسط رایانه تشخیص داده می‌شود. نادیده‌گرفتن درج فاصله کامل در متن به‌خصوص متن‌های خبری که با سرعت تهیه و منتشر می‌شود اجتناب‌ناپذیر است. هر خبر شامل مجموعه از جملات است که هر جمله نیز از مجموعه‌ای از واژه تشکیل شده‌است. به‌منظور قابل‌فهم کردن اخبار برای الگوریتم‌های یادگیری ماشین و شبکه‌های عمیق باید هر جمله خبر به کوچک‌ترین جزء تشکیل‌دهنده که همان واژه‌ها است تجزیه شود. به این عمل قطعه‌بندی جملات می‌گویند. در زبان فارسی بسیاری از واژه‌های مرکب دارای نیم‌فاصله در درون واژه است که مانع چسبندگی حروف در درون یک واژه می‌شود که به خوانش راحت‌تر آن توسط گویشور می‌انجامد، مانند فروشگاه‌ها. اما بسیاری از نوشته‌های کاربران و خبرگزاری‌ها از این قانون پیروی نمی‌کند. به‌عنوان مثال واژه‌هایی مانند «می‌نوشد»، «کتاب‌ها»، «بین‌الملل» که باید به ترتیب به‌صورت «می‌نوشد»، «کتاب‌ها» و «بین‌الملل» نوشته شود با فاصله کامل نوشته می‌شود. گاهی وجود فاصله کامل یا نیم‌فاصله به ابهام منجر می‌شود مانند «می‌نوشد» و «می‌نوشد» که رفع ابهام این موارد چندان ساده نیست. لازم به ذکر است ممکن است فاصله بین دو تکواژ حذف شود و صورت دیگری از نوشتار به‌دست آید، مانند علاقمند. بر اساس آنچه ذکر شد چنین می‌توان نتیجه گرفت که پیش از انجام هر عملیاتی برای تقطیع جملات به واژه‌ها، باید عملیات اصلاح این نگارش‌ها انجام شود.

#### ۴-۱-۳ حذف ایست<sup>۳</sup> واژه‌ها و علائم نگارشی

ایست‌واژه‌ها مجموعه‌ای از واژه‌های پرکاربرد در یک حوزه است که معنای خاصی به جملات در آن حوزه اضافه نمی‌کند. به‌عنوان مثال تمامی حروف اضافه مانند «از»، «به» یا افعالی مانند «است» و «شد» جزو این مجموعه حساب می‌شود. علاوه بر این موارد، واژه‌هایی مانند «خبر»، و «خبرگزاری» در حوزه اخبار بسیار پرتکرار محسوب می‌شود و اطلاعات زیادی را شامل نمی‌شود. همچنین علائم نگارشی نیز باید در این مرحله از میان واژه‌ها حذف شود.

#### ۴-۱-۴ ریشه‌یابی<sup>۴</sup> واژه‌ها

هدف از ریشه‌یابی واژه‌ها حذف پیشوندها و پسوندها و رسیدن به ستاک<sup>۵</sup> است که یافتن ستاک دو مقوله فعل و اسم از اهمیت زیادی برخوردار است؛ چراکه این دو مقوله درصد زیادی از واژگان زبان را شامل

<sup>۳</sup>Stop words

<sup>۴</sup>Stemming

<sup>۵</sup>Stem

می‌شود. این مرحله به کاهش واژه‌ها مشابه کمک می‌کند؛ چراکه ممکن است صورت‌واژه‌های<sup>۶</sup> متنوعی با کمک فرایندهای تصریف<sup>۷</sup> و اشتقاق<sup>۸</sup> از یک ستاک ساخته شود. به‌عنوان مثال «می‌خوانم» و «می‌خواند» صورت‌واژه‌های ستاک «خوان» است که باید به صورت یکسان فرض شود؛ بنابراین در این مرحله هر دو واژه به «خوان» تبدیل می‌شود. همچنین پسوندهای جمع مانند «ها» و «ان» نیز در این مرحله از واژه‌ها حذف می‌شود.

## ۲-۴ استخراج ویژگی‌های موضوعی مستندات

علاوه بر استفاده از اطلاعات نحوی و معنایی واژگان می‌توان ویژگی‌های وابسته به موضوع مستندات را هم از متن اخبار استخراج کرد تا با کمک آنها بتوان به دقت بالاتری در تشخیص اخبار جعلی رسید. یکی از ویژگی‌های مهم هر خبر، موضوع آن خبر است که کمک زیادی در تشخیص جعلی یا اصیل بودن آن می‌کند. برای مثال، عمده اخبار جعلی در اخبار سیاسی، مربوط به حوزه فرهنگی-هنری است که با استفاده از ویژگی موضوع خبر می‌توانیم با دقت بیشتر جعلی بودن خبر را تشخیص دهیم. دو رویکرد برای بهره‌گیری از اطلاعات مربوط به موضوع اخبار فارسی در مراحل بعدی این طرح، مورد بررسی قرار خواهد گرفت که استخراج آنها در این مرحله انجام پذیرفته‌است:

- دسته‌بندی موضوعی با استفاده از روش‌های یادگیری بانظارت
- مدل‌سازی موضوعی با استفاده از روش‌های یادگیری بدون نظارت

## ۴-۲-۱ دسته‌بندی با نظارت براساس ۶ دسته مختلف

موضوعات اخبار به دو صورت مشخص می‌شود. در یک حالت اخبار به صورت کلی به چند دسته اصلی تقسیم می‌شود و سپس در سطح دوم هر یک از این دسته‌ها به چند زیر دسته تقسیم می‌گردد. یکی از دسته‌بندی‌های استاندارد که در این زمینه وجود دارد، دسته‌بندی ارائه‌شده در پیکره همشهری است (آل‌احمد و دیگران، ۲۰۰۹) که حاوی ۶ دسته کلی اخبار علمی و دانشگاهی، فرهنگی و هنری، سیاسی و اقتصادی، اجتماعی، بین‌المللی و ورزشی در این داده موجود است. برای دسته‌بندی اخبار بر اساس این ۶ دسته می‌توانیم از یک روش یادگیری بانظارت استفاده کنیم. همانند هر مسئله دسته‌بندی، مجموعه‌ای

<sup>۶</sup>Word form

<sup>۷</sup>Inflection

<sup>۸</sup>Derivation

از اخبار شامل متن خبر و موضوع آن را به الگوریتم یادگیری می‌دهیم و پس از اتمام یادگیری، با استفاده از این مدل می‌توانیم موضوع اخبار جدید را تشخیص دهیم و از آن به‌عنوان ویژگی‌ای اضافه‌شده به بردار تعبیه متن خبر، استفاده کنیم. برای این منظور، در طرح حاضر از دسته‌بندی بانظارت با استفاده از مدل‌زبانی برت استفاده شده‌است. برای آموزش دسته‌بند از مجموعه اخبار همشهری که آمار آن در جدول ۱-۴ آمده است، استفاده شده‌است.

پس از آموزش دسته‌بند، عملیات دسته‌بندی می‌تواند بر روی هر اخباری انجام شود و حاصل این دسته‌بندی به‌صورت یک بردار تک‌روشنی شش‌بُعدی نمایش داده شود تا از آن به‌عنوان ویژگی در آموزش مدل‌های تشخیص اخبار جعلی بهره برده شود.

جدول ۱-۴: آمار و اطلاعات مربوط به دادگان همشهری

ویژگی	مقدار
حجم دادگان	۵۶۴ مگابایت
نوع اسناد	متن
تعداد اسناد	۱۶۶,۷۷۴
تعداد واژه‌های یکتا	۴۱۷,۳۳۹
میانگین طول سند	۳۸۰ واژه
تعداد دسته‌ها	۸۲
تعداد موضوعات	۶۵

#### ۲-۲-۴ دسته‌بندی بدون نظارت براساس روش تخصیص نهان دیریکله

روش تخصیص نهان دیریکله<sup>۹</sup> (بلی و دیگران، ۲۰۰۳) یک روش بدون نظارت بر مبنای مدل‌های احتمالاتی گرافیکی است که در آن با دریافت پیکره اخبار، دسته‌های موضوعات مستندات را انتخاب می‌کند. هر دسته با توجه به هم‌نشینی واژه‌ها در پیکره متن مشخص می‌شود. بنابراین نماینده هر موضوع مجموعه‌ای از واژه‌ها خواهد بود که باید برچسب آنها مشخص گردد. این روش ۲ ماتریس خروجی تولید می‌کند:

- ماتریس واژه-موضوع، که نشان می‌دهد در هر موضوع استنتاج‌شده چه واژه‌هایی قرار دارد.
- ماتریس سند-موضوع، که نشان‌دهنده آن است که هر سند چه سهمی از موضوعات مختلف را دارد. بیشترین سهم نشان‌دهنده موضوع اصلی آن سند خواهد بود.

<sup>۹</sup>Latent Dirichlet allocation (LDA)

یکی از چالش‌های اصلی این روش پیدا کردن مقدار بهینه برای تعداد موضوعات است؛ چراکه اگر این مقدار خیلی زیاد شود، موضوعات نسبتاً مرتبط از یکدیگر جدا خواهند شد و خطای احتمالی برای پیش‌بینی یک خبر جدید بیشتر می‌شود. از طرف دیگر، اگر تعداد موضوعات خیلی کم انتخاب شود، موضوعات نامرتب دارای یک برچسب موضوعی یکسان خواهد شد. یکی از راه‌های پیدا کردن مقدار بهینه برای موضوعات اخبار در کنار داشتن آگاهی از مقدار حدودی تعداد موضوعات معمول در خبرگزاری‌ها، استفاده از تعدادی است که خطای کلی مدل به کمترین مقدار برسد. برای این منظور، چند عدد متفاوت برای مدل‌سازی موضوعی انتخاب خواهد شد و با بررسی خروجی مدل و ارزیابی کیفی، به صورت تجربی تعداد بهینه موضوعات مشخص می‌گردد.

### ۳-۴ بازنمایی برداری اخبار با رویکردهای مختلف

یکی از چالش‌های پردازش زبان طبیعی یافتن یک بازنمایی مناسب برای جملات و یا اجزای کوچکتر آن مانند واژه‌ها است. واژه علاوه بر صورت‌واژه که از طریق خط تجلی عینی پیدا می‌کند، دارای معنا است که معنای واژه با توجه به بافتی که در آن ظاهر می‌شود تعیین می‌شود. مهم‌ترین عامل تأثیرگذار بر کیفیت یک بازنمایی، شیوه مدل‌سازی معنایی واژه‌ها و یا جملات است. هرچقدر حجم اطلاعات در این بازنمایی بیشتر باشد، بازنمایی دقیق‌تری از واژه یا جمله به دست می‌آید. در سال‌های اخیر بازنمایی‌های متفاوتی در حوزه پردازش زبان طبیعی معرفی شده‌است. در ادامه به توضیح چهار نوع بازنمایی مختلف که به چهار حیطه مختلف اشاره دارد می‌پردازیم. این بازنمایی‌ها عبارت است از بازنمایی بسامد واژه-معکوس بسامد سند که نوعی بازنمایی پایه مبتنی بر واژه است، بازنمایی تعبیه ایستا ورد۲وک که نوعی بازنمایی مبتنی بر معنا براساس بافت است، بازنمایی برت که نوعی بازنمایی مبتنی بر معنای بافت‌محور است و بازنمایی تخصیص نهان دیریکله که نوعی بازنمایی مبتنی بر موضوع است.

#### ۱-۳-۴ بازنمایی مبتنی بر واژه

یکی از ساده‌ترین روش‌ها برای بازنمایی اخبار روش مبتنی بر واژه است. در این روش با استفاده از شمارش واژه‌های پراهمیت در یک پیکره متنی، یک بازنمایی از آن پیکره ساخته می‌شود. این روش از دو بخش بسامد واژه و معکوس بسامد سند تشکیل شده‌است. بسامد واژه برابر است با تعداد دفعاتی که یک واژه در یک متن تکرار شده‌است. البته برای محاسبه این بسامد، فرمول‌های متنوعی وجود دارد. همچنین معکوس بسامد سند به معنای تعداد دفعاتی است که یک اصطلاح در اسناد دیگر به کار رفته‌است که



همانند بسامد واژه، روش‌های متنوعی برای محاسبه این معیار وجود دارد که در جدول ۲-۴ و ۳-۴ آورده شده‌است.  $N$  تعداد تمام اسناد،  $n_t$  تعداد اسنادی که واژه  $t$  در آنها وجود دارد.

جدول ۲-۴: روابط قابل استفاده برای محاسبه بسامد واژه در یک سند

رویه وزن‌دهی <sup>۱۰</sup>	وزن بسامد واژه
دودویی <sup>۱۱</sup>	۰, ۱
تعداد	$f_{t,d}$
بسامد واژه	$\frac{f_{t,d}}{\sum_{t' \in d} f_{t',d}}$
هنجارسازی لگاریتمی <sup>۱۲</sup>	$\log(1 + f_{t,d})$
هنجارسازی دو نیم <sup>۱۳</sup>	$0.5 + 0.5 \cdot \frac{f_{t,d}}{\max_{t' \in d} f_{t',d}}$
هنجارسازی دو کا <sup>۱۴</sup>	$K + (1 - K) \cdot \frac{f_{t,d}}{\max_{t' \in d} f_{t',d}}$

جدول ۳-۴: روابط قابل استفاده جهت محاسبه معکوس بسامد سند

رویه وزن‌دهی	وزن معکوس بسامد سند
یگانه	۱
معکوس بسامد سند	$-\log \frac{n_t}{N}$
معکوس بسامد سند هموار	$\log\left(\frac{N}{1+n_t}\right) + 1$
معکوس بسامد سند بیش‌ترین	$\log\left(\frac{\max_{t' \in d} n_{t'}}{1+n_t}\right)$
معکوس بسامد سند احتمالاتی	$\frac{N-n_t}{n_t}$

#### ۲-۳-۴ بازنمایی مبتنی بر تعبیه ایستا (ورد۲وک)

در روش مبتنی بر واژه، بر اساس فراوانی و توالی واژه‌های استفاده‌شده در یک پیکره سعی می‌کنیم تا یک بازنمایی مناسب ایجاد کنیم. اما این بازنمایی ارتباط میان اجزای جمله را به صورت محدود مدل‌سازی می‌کند. در روش مبتنی بر تعبیه ایستا، با استفاده از یک پیکره بزرگ متنی، برای هر واژه یک بازنمایی در اندازه پنجره مشخص ساخته می‌شود. این بازنمایی تا حد قابل قبولی مفاهیم هر واژه را در ساخت بردار در نظر می‌گیرد. خروجی این شیوه بردارسازی به این صورت است که اگر با استفاده از ابزار مصورسازی

<sup>7</sup>Weighting scheme

<sup>8</sup>Binary

<sup>9</sup>Log normalization

<sup>10</sup>Double normalization 0.5

<sup>11</sup>Double normalization k

و کاهش بُعد، یک تصویر از مجموعه واژه‌های یک پیکره را داشته باشیم، اسامی شهر و یا نام ورزش‌های مختلف در نزدیکی هم دیده خواهد شد. علاوه بر این، روابط منطقی نیز میان بردارهای واژه‌ها برقرار است، به عنوان مثال، تفاضل بردار واژه‌های «مرد» و «زن» با تفاضل بردار واژه‌های «پادشاه» و «ملکه» برابر است. در بازنمایی ورد۲وک، واژه‌ها به فضای برداری نگاشت می‌شود. اگر نیاز به نگاشت اسناد باشد روش داک۲وک<sup>۱۵</sup> و یا میانگین برداری ورد۲وک مورد استفاده قرار می‌گیرد. الگوریتم مبتنی بر تعبیه ایستا از دو مدل کیسه‌واژه پیوسته<sup>۱۶</sup> و پرش‌نگاشت<sup>۱۷</sup> (میکلوف و دیگران، ۲۰۱۳) استفاده می‌گردد که در ادامه به صورت خلاصه آنها را مرور می‌کنیم.

#### مدل کیسه‌واژه پیوسته

برای یادگیری بردار واژه‌ها از همنشینی واژگان در یک پنجره لغزان استفاده می‌شود. در مدل کیسه‌واژه پیوسته، یک واژه به عنوان واژه هدف انتخاب شده و به اندازه پنجره لغزان واژه‌های قبل و بعد آن در فرایند یادگیری بردار واژه هدف شرکت می‌کنند. در این مدل هر واژه با استفاده از بازنمایی تکروشن به یک شبکه عصبی با یک لایه میانی داده می‌شود و در خروجی انتظار داریم تا احتمال واژه هدف بیشتر از بقیه واژه‌ها باشد. به این صورت مدل تلاش می‌کند تا واژه هدف را با استفاده از واژه‌های دیگر حدس بزند.

#### مدل پرش‌نگاشت

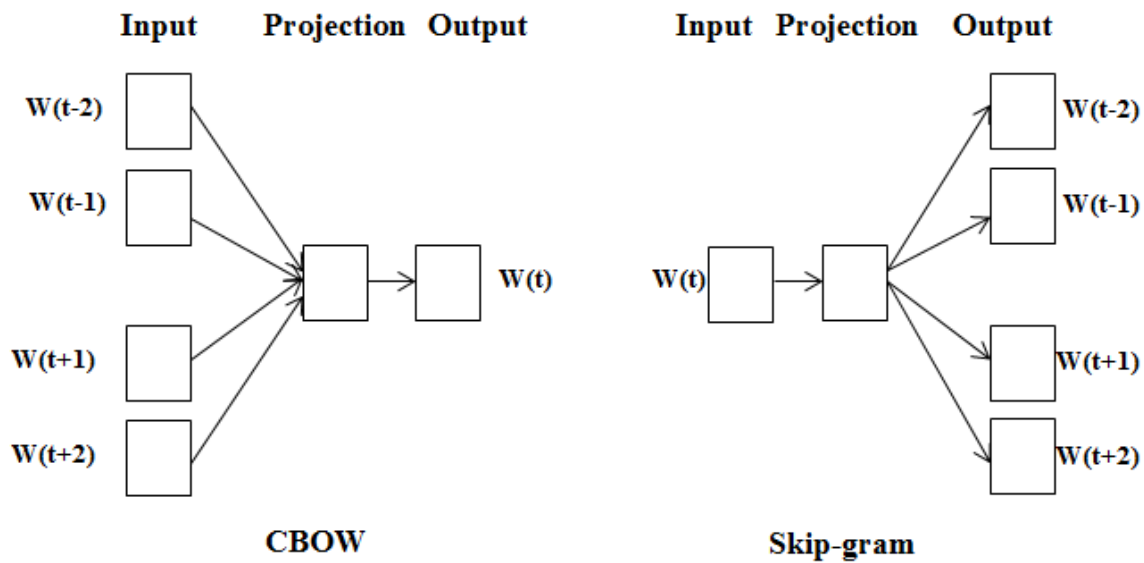
در مدل کیسه‌واژه پیوسته معنای برخی از واژه‌ها به درستی یادگرفته نمی‌شود؛ چراکه در این میان، تعداد بسیار زیادی از واژه‌های هم‌معنا محو خواهند شد. به همین دلیل، این مدل دقیقاً برعکس مدل کیسه‌واژه پیوسته عمل می‌کند تا مشکل معنایی واژه‌های کم تکرار حل شود؛ به این شکل که مدل شبکه عصبی با یک لایه میانی، بردار واژه میانی را دریافت می‌کند و در خروجی، انتظار داریم تا واژه‌هایی که در بافت جایگاهی<sup>۱۸</sup> اطراف واژه هدف در پنجره لغزان وجود دارد، پیش‌بینی گردد. بنابراین با کاهش هزینه در هر مرحله، مدل تلاش می‌کند تا با توجه به روابط میان واژه‌ها، برداری را برای بازنمایی آنها در لایه میانی یاد بگیرد. ساختار این مدل در شکل ۴-۱ آورده شده است.

<sup>15</sup>Doc2vec

<sup>16</sup>Continuous Bag of words

<sup>17</sup>Skip-gram

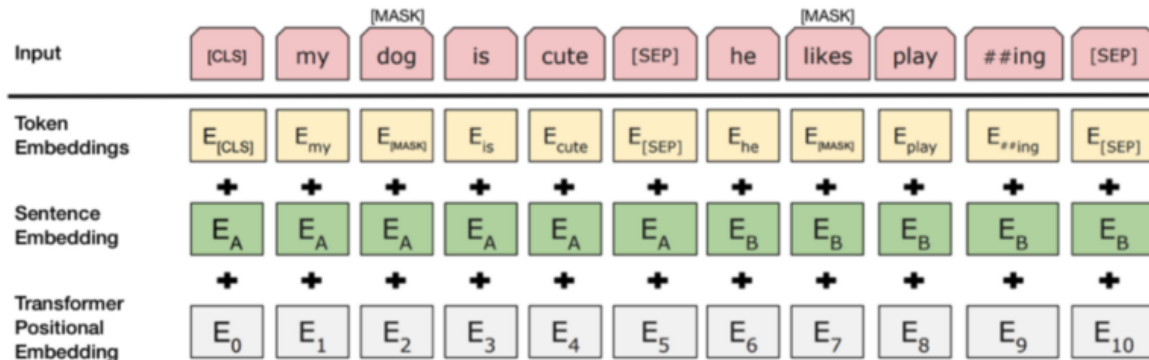
<sup>18</sup>Local context



شکل ۴-۱: نمای کلی دو مدل پرش‌نگاشت و کیسه‌واژه پیوسته (سلیمان و دیگران، ۲۰۱۷)

### ۴-۳-۳ مبتنی بر تعبیه بافت‌محور (برت)

در بخش ۵-۲-۱ با ساختار و روش آموزش مدل برت آشنا شدیم. شکل ۴-۲ ساختار این روش را نمایش می‌دهد.



شکل ۴-۲: نحوه ترکیب تعبیه‌های سه‌گانه در مدل زبانی برت (دولین و دیگران، ۲۰۱۸)

این مدل برای ایجاد یک بازنمایی مناسب از جملات از ترکیب سه تعبیه استفاده می‌کند که در ادامه توضیحات آنها ارائه می‌شود:

- تعبیه واژه<sup>۱۹</sup>: منظور از تعبیه واژه تبدیل هر واژه به فضای برداری یکتا است.
- تعبیه جمله<sup>۲۰</sup>: هر داده ورودی مدل برت از دو جمله «آ» و «ب» تشکیل شده‌است که در یکی

<sup>۱۹</sup>Token Embedding

<sup>۲۰</sup>Sequence Embedding

از مراحل یادگیری، این مدل برای پیش‌بینی جمله بعدی کاربرد دارد. به همین منظور، این مدل یک تعبیه برای مشخص کردن جمله‌ای که واژه مورد نظر در آن قرار دارد، ایجاد می‌کند.

• تعبیه موقعیت انتقال‌دهنده‌ها<sup>۲۱</sup>: تعبیه موقعیت انتقال‌دهنده‌ها یک تعبیه از موقعیت هر واژه در جمله است که باعث می‌شود بردار حضور هر واژه در جایگاه‌های مختلف در یک جمله متفاوت باشد.

در نهایت با ترکیب این سه بخش، یک بردار ورودی برای مدل برت ساخته می‌شود که پس از مراحل یادگیری گفته‌شده در بخش قبل، برای هر جمله یک بازنمایی مناسب ارائه می‌یابد.

#### ۴-۳-۴ بازنمایی مبتنی بر موضوع (تخصیص نهان دیریکله)

همان‌طور که در بخش ۲-۲-۴ بیان شد، الگوریتم تخصیص نهان دیریکله یک روش مدل‌سازی بدون نظارت برای تعیین موضوعات پیکره متنی است. روش عملکرد مدل‌سازی موضوع به این صورت است که پس از ورود پیکره به این الگوریتم، در نهایت ماتریس سند-موضوع و ماتریس واژه-موضوع ساخته می‌شود. به‌منظور استفاده از این روش برای یافتن یک بازنمایی مناسب برای هر سند می‌توانیم از ماتریس اول استفاده کنیم. هر سطر ماتریس سند-موضوع مرتبط با یک سند است و ستون آن احتمال هر موضوع را نشان می‌دهد. همچنین در ماتریس واژه-موضوع هر ستون یک موضوع است و هر سطر آن نیز امتیاز واژه در آن موضوع است.

---

<sup>21</sup>Transformer Positional Embedding

## فصل پنجم

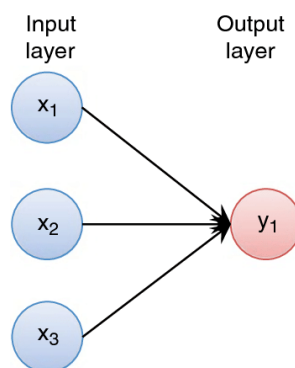
### معماری مدل‌های ارائه شده

## ۱-۵ مدل‌های پایه مورد استفاده در تشخیص اخبار جعلی

تاکنون در زبان فارسی، پژوهشگران عمدتاً از مدل‌های مرسوم یادگیری ماشین برای تشخیص اخبار جعلی استفاده کرده‌اند. یکی از اصلی‌ترین دلایل استفاده از این روش‌ها کافی نبودن داده‌های یادگیری برای آموزش مدل‌های به‌روز و پیچیده است. در این پروژه، پس از جمع‌آوری یک مجموعه داده از اخبار جعلی منتشرشده در پایگاه‌های خبری فارسی، استفاده از مدل‌های عمیق امکان‌پذیر می‌شود. به‌طور کلی پردازش داده متنی در سیستم تشخیص خبر جعلی از دو بخش اصلی بازنمایی متن و دسته‌بندی متن تشکیل شده‌است که در ادامه توضیح هریک از آن‌ها ارائه می‌گردد.

### ۱-۱-۵ شبکه عصبی پرسپترون ساده

شبکه عصبی شامل شبکه‌ای از عناصر پردازش ساده (نورون‌ها) است، که می‌تواند رفتار پیچیده کلی تعیین‌شده‌ای از ارتباط بین عناصر پردازش و پارامترهای عنصر را نمایش دهد. این نورون‌ها مجموعه‌ای از ویژگی‌های ورودی را گرفته و باتوجه به ماتریس وزن، تمایل<sup>۱</sup> و «تابع فعال‌سازی»<sup>۲</sup> خروجی را به‌دست می‌آورد. شکل ۱-۵ نمایی از شبکه عصبی ساده را نمایش می‌دهد.



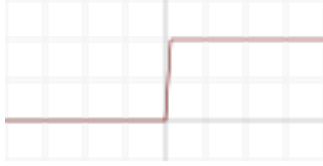
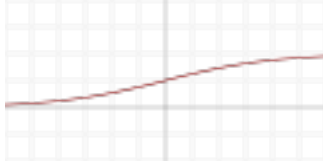
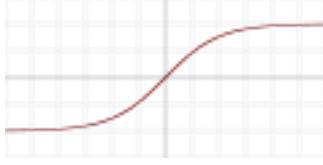
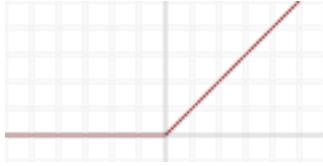
شکل ۱-۵: نمایی از شبکه عصبی دارای نورون‌های مدل پرسپترون ساده

توابع فعال‌ساز با استفاده از ایجاد روابط غیرخطی میان ورودی و خروجی هر نورون سعی می‌کند تا ارتباطات پیچیده‌تری را یاد بگیرد. در جدول ۱-۵ چند نمونه از این توابع فعال‌ساز با نمودار مربوط به آنها آورده شده‌است.

<sup>۱</sup> Bias

<sup>۲</sup> Activation function

جدول ۵-۱: توابع فعال‌ساز پرکاربرد به همراه روابط و نمودار آنها

نام	نمودار	تعریف ریاضی
Binary step		$f(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases}$
Sigmoid		$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)}$
Tanh		$f(x) = \tanh(x) = \frac{\exp(x) - \exp(-x)}{\exp(x) + \exp(-x)}$
Relu		$f(x) = \begin{cases} x, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases}$

## ۵-۱-۲ شبکه عصبی پیچشی

این دسته از شبکه‌ها که در ابتدا برای حل مسائل بینایی ماشین ارائه شده بود با به کار بستن هسته‌هایی<sup>۳</sup> با وزن‌های مشترک روی ناحیه‌هایی از ورودی عمل پیچش را انجام می‌دهد.

ایده استفاده از وزن‌های مشترک زمانی مطرح شد که تصاویر خاصیت ایستا دارد. این بدان معناست که آماره‌های بخش‌های مختلف یک تصویر و الگوی کلی آنچه که قرار است در تصویر تشخیص داده شود ثابت است و تغییری نمی‌کند.

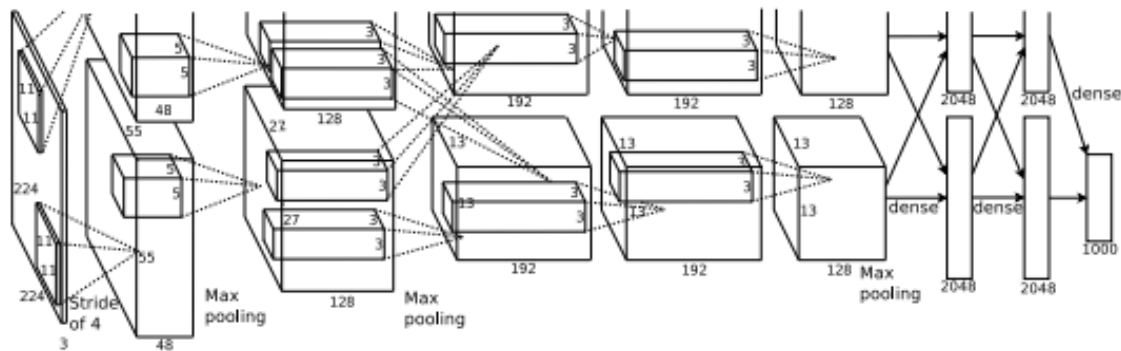
اما استفاده از شبکه‌های پیچشی تنها منحصر به حوزه پردازش تصویر نیست و به مرور وارد سایر حوزه‌ها نظیر پردازش متن نیز شده‌است. این نوع شبکه‌ها عمدتاً از لایه‌هایی مانند ادغام<sup>۴</sup> و پیچش<sup>۵</sup> تشکیل شده‌است. لایه پیچش از فیلترهایی استفاده می‌کند که با انجام عملیات پیچش بر روی داده ورودی، یک

<sup>۳</sup>Kernel

<sup>۴</sup>Pool

<sup>۵</sup>Convolution

نگاشت ویژگی جدید تولید می‌کند. لایه ادغام نیز معمولاً پس از لایه پیچش، برای نمونه‌گیری از نگاشت ویژگی استفاده می‌کند. دو نوع کاربرد این نمونه‌گیری، «میانگین مقادیر»<sup>۶</sup> و «بیشترین مقدار»<sup>۷</sup> است. در نهایت پس از به دست آمدن نگاشت ویژگی نهایی و بردارسازی آن، از یک شبکه عصبی چند لایه استفاده می‌شود تا خروجی نهایی باتوجه به ورودی به دست آید. از شبکه‌های عصبی پیچشی دو بعدی، عمدتاً برای عکس و از شبکه‌های عصبی پیچشی یک بعدی بیشتر برای متن استفاده می‌شود. در شکل ۲-۵ یک نمونه از شبکه عمیق پیچشی که برای دسته‌بندی عکس استفاده شده می‌شود نشان داده شده است.



شکل ۲-۵: نمای کلی مدل پیچشی الکسنت (کریژفسکی و دیگران، ۲۰۱۲)

در ادامه یک مثال کاربردی از شبکه پیچشی در زمینه پردازش متن توضیح داده می‌شود. شکل ۳-۵ را در نظر بگیرید. یکی از مسائل کاربرد در حوزه پردازش زبان طبیعی، «تحلیل احساسات»<sup>۸</sup> است که در این مثال ما به طور خاص به دنبال تشخیص احساس و تمایل در جمله I like this movie very much. هستیم. در این مثال کاربردی، داده ورودی به جای یک تصویر، یک ورودی به ابعاد  $n \times d$  است که  $n$  طول جمله بر حسب واژه‌ها و  $d$  ابعاد تعبیه<sup>۹</sup> واژه‌ها می‌باشد. سپس در لایه پیچش، روی این ورودی هسته‌هایی با ابعاد مختلف حلقه‌ای زده می‌شود. معمولاً ابعاد این هسته‌ها برای متن ورودی یک بعدی است که این به معنای داشتن یک پنجره لغزان روی سطرهای ماتریس می‌باشد. به بیان دیگر، می‌توان این هسته‌ها را بازنمایی سطح بالا از چندتایی‌های واژه‌های ورودی دانست. در لایه بعد، ادغام بیشینه روی خروجی مرحله قبل انجام شده و خروجی آنها نیز برای دسته‌بندی به لایه تماماً متصل داده می‌شود. در مسئله تحلیل احساس می‌توان فرض کرد که عبارت like this movie (که مهم‌ترین عامل نشان‌دهنده

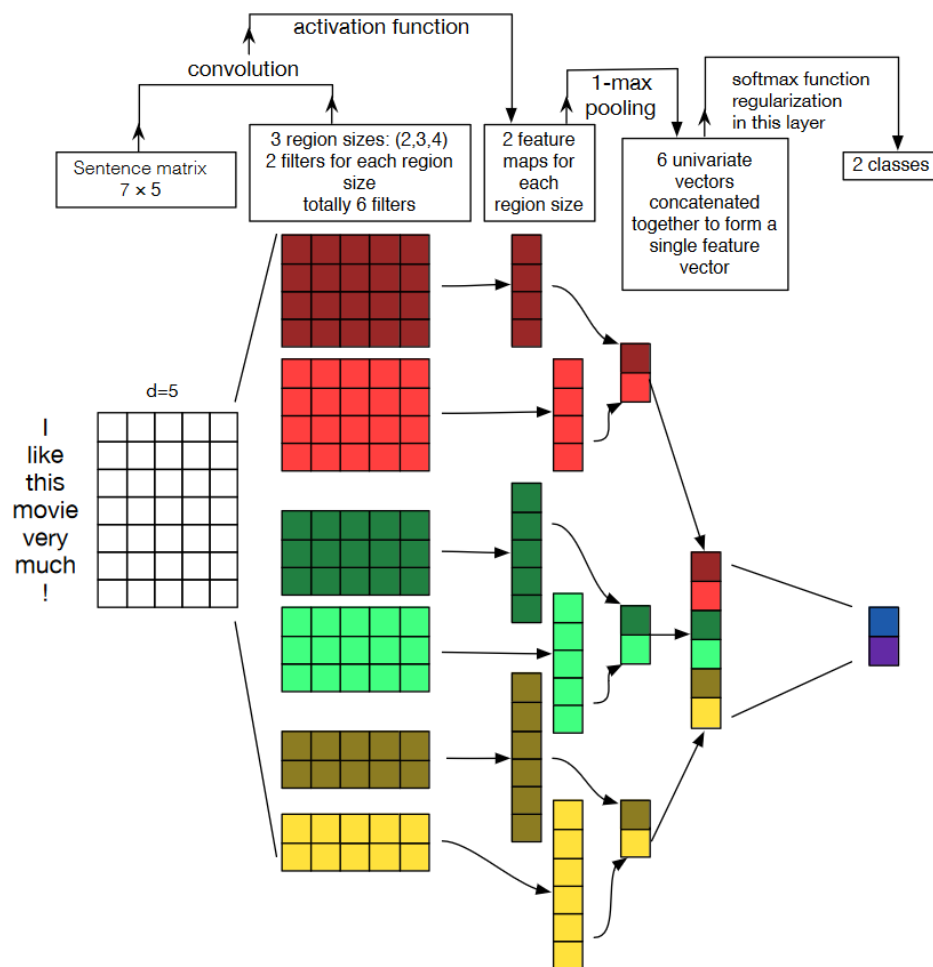
<sup>۶</sup>Average pooling

<sup>۷</sup>Max pooling

<sup>۸</sup>Sentiment Analysis

<sup>۹</sup>Embedding





شکل ۵-۳: نمای کلی یک شبکه عصبی عمیق پیچشی (له و دیگران، ۲۰۱۷)

احساس است) در هر جای متن به عنوان احساس مثبت در نظر گرفته شده و مکان این عبارت برای تصمیم‌گیری در مورد دسته‌بندی آن اهمیتی ندارد. بنابراین، با حرکت آن پنجره لغزان می‌توان عبارات مثبت را شناخت؛ و در نهایت می‌توان با استفاده از این اطلاعات، مثبت یا منفی بودن احساس کل عبارت را مشخص نمود.

## ۲-۵ مدل‌های بازنمایی متن مبتنی بر بافت

اولین قدم برای پردازش متن، ایجاد بازنمایی مناسب برای متن ورودی است. در این بخش به بررسی مدل‌های زبانی برت (دولین و دیگران، ۲۰۱۸) و مدل‌های مبتنی بر معماری آن مانند برت چند زبانه<sup>۱۰</sup>،

<sup>10</sup>Multilingual BERT

پارس‌برت<sup>۱۱</sup> (فراهانی و دیگران، ۲۰۲۰)، آلبرت-فارسی<sup>۱۲</sup> (فراهانی، ۲۰۲۰)، ایکس.ال.ام-روبرتا<sup>۱۳</sup> (کنو و دیگران، ۲۰۱۹) می‌پردازیم.

## ۱-۲-۵ برت

دولین و دیگران (۲۰۱۸) یک مدل زبانی جدید با نام برت را معرفی کردند. ایده اصلی این مدل استفاده از انتقال‌دهنده‌های<sup>۱۴</sup> دوطرفه برای یادگیری معنا و ساختار واژه‌های موجود در متن است. مدل برت به‌صورت دو نسخه «برت پایه»<sup>۱۵</sup> و «برت بزرگ»<sup>۱۶</sup> معرفی شده‌است. برت پایه دارای ۱۲ لایه انتقال‌دهنده و ۱۱۰ میلیون پارامتر و برت بزرگ دارای ۲۴ لایه و ۳۴۰ میلیون پارامتر است. انتقال‌دهنده‌ها از «مکانیزم توجه»<sup>۱۷</sup> در فرایند یادگیری استفاده می‌کند و سعی می‌کند تا ارتباط مفهومی میان واژه‌های موجود در یک جمله را به‌درستی یاد بگیرد. فرایند یادگیری مدل‌های زبانی عموماً به این صورت است که تلاش می‌کند تا واژه بعدی یک دنباله را حدس بزند و بر این اساس، ارتباط میان واژه‌ها را تشخیص دهند. اما در مدل زبانی برت که به‌صورت دوطرفه (چپ‌به‌راست و راست‌به‌چپ) متن را بررسی می‌کند نمی‌توان فقط از این روش استفاده کرد. برای آموزش مدل برت دو مرحله زیر بر روی پیکره‌های متنی ویکی‌پدیا و کتاب‌ها اعمال شده‌است. در شکل ۴-۵ نحوه آموزش در مدل برت نمایش داده شده‌است.

### • پوشش واژه‌ها

قبل از استفاده از داده‌ها در شروع فرایند یادگیری، ۱۵ درصد از واژه‌های داخل متن به‌صورت تصادفی انتخاب می‌شود. از این حجم واژه‌ها ۸۰ درصد واژه‌ها با عبارت [MASK] جایگزین شده و ۱۰ درصد با یک واژه تصادفی جایگزین می‌شود و ۱۰ درصد دیگر بدون تغییر باقی می‌ماند. در ادامه، مدل سعی می‌کند تا با استفاده از اطلاعات زمینه‌ای، این واژه‌ها را حدس بزند. این کار با اضافه کردن یک لایه پس از لایه کدگذار مدل برت انجام می‌شود تا با استفاده از آن، احتمال وجود هریک از واژه‌ها مشخص شود و با داشتن واژه اصلی، خطای مدل حساب شده و تمامی وزن‌ها به‌روزرسانی می‌شود.

<sup>11</sup> ParsBERT

<sup>12</sup> ALBERT-Persian

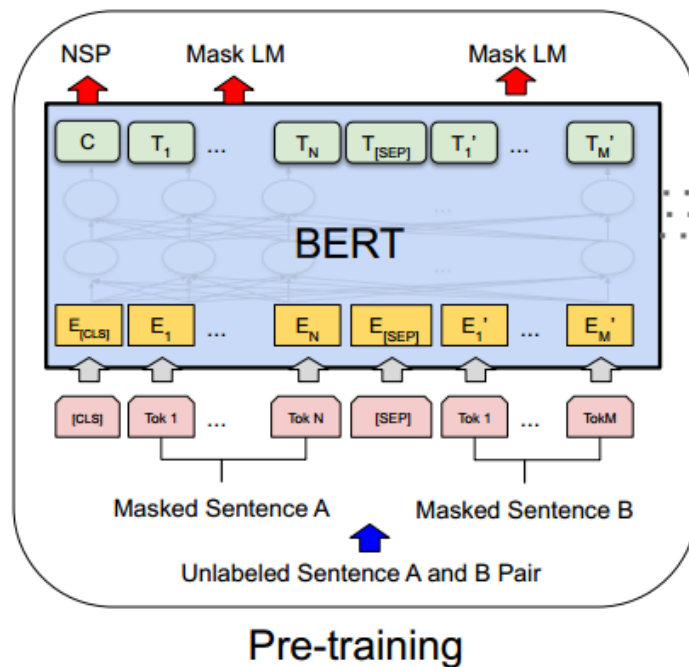
<sup>13</sup> XLM-RoBERTa

<sup>14</sup> Transformer

<sup>15</sup> BERT-Base

<sup>16</sup> BERT-Large

<sup>17</sup> Attention mechanism



شکل ۴-۵: نحوه عملکرد یادگیری مدل برت (دولین و دیگران، ۲۰۱۸)

#### • پیش‌بینی جمله بعدی

در این حالت، مدل برت یک جفت دنباله مانند آ و ب را دریافت می‌کند. در ابتدا و انتها جملات عبارات [CLS] و [SEP] قرار می‌گیرد. پس از اضافه کردن نوع جمله (یا) به ویژگی‌های نهفته هر جمله، تمامی ورودی‌ها وارد انتقال‌دهنده‌ها شده و در نهایت با استفاده از یک لایه، مقدار احتمال ظهور دنباله به‌عنوان جمله بعدی دنباله مشخص می‌شود. با این روش مدل برت تلاش می‌کند تا مفاهیم زمینه‌ای را به‌طور کامل میان واژه‌ها و عبارات یاد بگیرد.

در نهایت پس از آماده‌شدن مدل زبانی، می‌توانیم از آن در مسائل مختلف مانند دسته‌بندی متن، پرسش و پاسخ<sup>۱۸</sup> و تشخیص موجودیت‌های نامدار<sup>۱۹</sup> استفاده کنیم.

### ۲-۲-۵ برت چند زبانه

مدل زبانی برت چند زبانه (دولین و دیگران، ۲۰۱۸) با استفاده از داده‌هایی از ۱۰۴ زبان مختلف شامل زبان فارسی آموزش داده شده‌است. مدل زبانی برت دارای دو نوع پایه و بزرگ است که ما در این پروژه از مدل برت پایه، شامل ۱۲ لایه انتقال‌دهنده و ۱۱۰ میلیون پارامتر استفاده کرده‌ایم. این مدل با استفاده از

<sup>18</sup>Question Answering (QA)

<sup>19</sup>Name Entity Recognition (NER)

پیکره متنی ویکی‌پدیا<sup>۲۰</sup> که به زبان‌های مختلف موجود است، آموزش داده شده‌است.

### ۳-۲-۵ پارس‌برت

**فراهانی و دیگران (۲۰۲۰)** مدل زبانی پارس‌برت که مبتنی بر معماری مدل بERT است، انحصاراً برای زبان فارسی آموزش داده شده‌است. این مدل عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های چند زبانی مانند بERT داشته‌است. همچنین به دلیل آنکه این مدل تنها برای زبان فارسی ارائه شده‌است، سبک‌تر از مدل زبانی بERT چندزبانه است. به منظور آموزش مدل زبانی پارس‌برت از منابع متنی موجود در وبسایت‌های ویکی‌پدیا، بیگ‌بگ، چطور، الی گشت، دیجی کالا، تد تاک، کتاب‌ها و پیکره میراث استفاده شده‌است. همچنین برای ارزیابی مدل ارائه شده در پارس‌برت از تحلیل احساسات، تشخیص موجودیت‌های نامدار و دسته‌بندی متن استفاده شده‌است.

### ۴-۲-۵ آلبرت-فارسی

مدل زبانی آلبرت یک نسخه سبک‌تر از بERT است که معماری کاملاً مشابه‌ای با آن دارد که در پیاده‌سازی آن تغییر اندکی نسبت به مدل بERT وجود دارد (**فراهانی، ۲۰۲۰**). آلبرت-فارسی، مانند مدل زبانی پارس‌برت بر روی پیکره‌های متنی فارسی آموزش داده شده‌است. علیرغم اینکه منابع این پیکره‌های فارسی مشابه مدل زبانی پارس‌برت است، به مراتب حجم کمتری نسبت به پارس‌برت دارد.

### ۵-۲-۵ ایکس.ال.ام-روبرتا

با توجه به موفقیت‌های چشمگیر مدل‌های ازپیش آموزش دیده، **کنو و دیگران (۲۰۱۹)** یک مدل بین‌زبانی ارائه کردند که توانست دقت بهتری را در مقایسه با مدل‌های زبانی رایج مانند بERT ثبت کند. این مدل که بر روی دادگان ۱۰۰ زبان مختلف از جمله فارسی آموزش داده شده‌است با استفاده از ۳ روش آموزش داده می‌شود: (۱) پیش‌بینی کلمه بعدی، (۲) پیش‌بینی کلمه پوشیده شده و (۳) مدل زبانی مبتنی بر ترجمه.

<sup>20</sup>Wikipedia

## ۳-۵ معماری‌های پیشنهادی برای تشخیص اخبار جعلی

به‌طور کلی، بازنمایی حاصل از برت به دو صورت مختلف می‌تواند مورد استفاده قرار بگیرد.

- بازنمایی تجمعی<sup>۲۱</sup> به ازای هر دنباله از واژه‌های ورودی، یک بازنمایی کلی برای کل دنباله ارائه می‌کند.

- بازنمایی دنباله‌ای<sup>۲۲</sup> که در آن برای هر واژه یک بردار بازنمایی مبتنی بر بافت ارائه می‌گردد.

در این پروژه، رویکرد پیشنهادی دو معماری مختلف مورد استفاده قرار گرفته‌است که در هر یک از این معماری‌ها، یکی از دو حالت فوق به کار رفته‌است. در روش اول که آن را روش «برت+پرسپترون ساده» می‌نامیم، بازنمایی حالت دوم که یک بازنمایی یکتا برای هر جمله/عبارت ارائه می‌گردد به کار گرفته می‌شود. و در روش دوم که آن را مدل «برت + پیچشی» می‌نامیم، بازنمایی حالت اول که براساس تفکیک واژه‌ها ایجاد می‌شود به کار می‌رود.

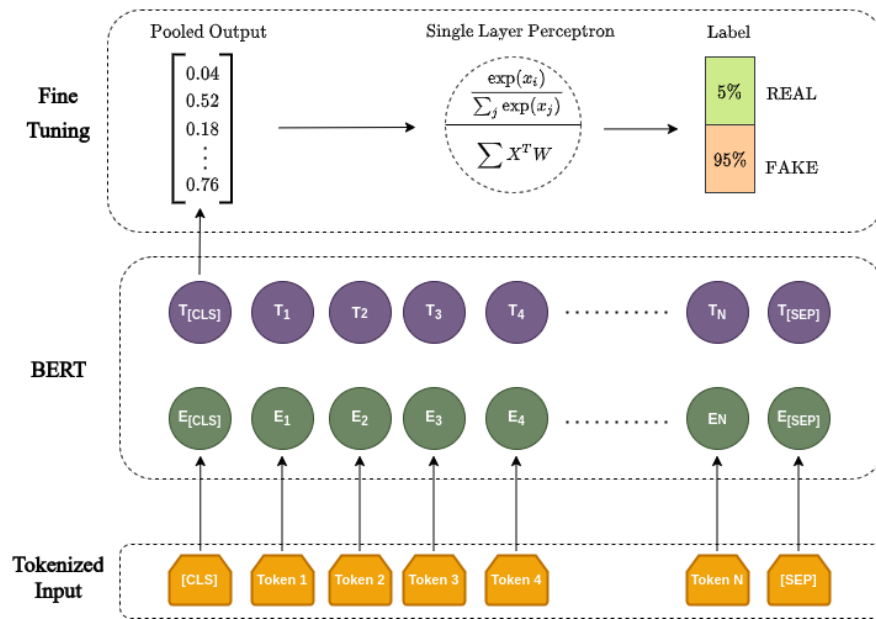
### ۱-۳-۵ مدل زبانی مبتنی بر بافت + پرسپترون ساده

برای استفاده از مدل‌های مبتنی بر معماری برت در مسئله دسته‌بندی کافی است تا از بردار خروجی متناظر با توکن [CLS] به عنوان بردار نماینده آن دنباله استفاده کنیم. دلیل استفاده از این بردار این است که شامل تمامی بردارهای توکن‌های موجود در متن است، درحالی‌که بردارهای متناظر با توکن‌های دیگر تنها نماینده آن توکن در عبارت ورودی است. بنابراین کافی است تا بردار نماینده دنباله متنی ورودی را وارد یک لایه تکی پرسپترون کنیم که می‌تواند عمل تشخیص برچسب دنباله ورودی را برای ما انجام دهد. این مدل در شکل ۵-۵ ترسیم شده‌است.

به عبارت دیگر، با استفاده از بازنمایی به دست آمده از مدل برت برای یک جمله و داشتن برچسب آن سعی می‌کنیم تا با استفاده از دادگان موجود، یک مدل کامل برای تشخیص اخبار جعلی بسازیم. برای این هدف کافی است تا وزن‌های ورودی به لایه پرسپترون ساده آموزش داده شود به صورتی که بتواند اخبار را به درستی دسته‌بندی کند.

<sup>21</sup>Pooled

<sup>22</sup>Sequence



شکل ۵-۵: نحوه استفاده از یک لایه پرسپترون ساده در کنار مدل برت

به‌منظور جلوگیری از بیش‌برازش<sup>۲۳</sup> شدن مدل، از روش «حذف تصادفی نوروها»<sup>۲۴</sup> استفاده می‌کنیم تا مدل نهایی تا حد ممکن ساده باشد و به‌درستی ویژگی‌های مهم را یاد بگیرد. در انتهای‌ترین بخش مدل هم یک لایه نورو به تعداد دسته‌های دادگان ورودی وجود دارد که تابع فعال‌ساز آنها بیشینه هموار است. چرا که نیاز داریم تا احتمال تعلق داشتن خبر به هر دسته را بدانیم و بیشترین آن را به‌عنوان برچسب پیش‌بینی‌شده اعلام نماییم.

تابع «خطا آنتروپی متقاطع طبقه‌ای»<sup>۲۵</sup> نیز برای محاسبه میزان خطای پیش‌بینی مدل دسته‌بند خبر جعلی استفاده شده‌است که رابطه ریاضی آن در زیر آمده‌است.

$$Loss = - \sum_{c=1}^M y_{o,c} \cdot \log(p_{o,c}) \quad (۱-۵)$$

در این رابطه،  $M$  تعداد دسته‌ها و  $y_o$  بردار تک‌روشن از برچسب خبر  $o$  است و  $p_o$  نیز بردار احتمال پیش‌بینی‌شده توسط مدل است که نشان‌دهنده احتمال تعلق به هر دسته است.

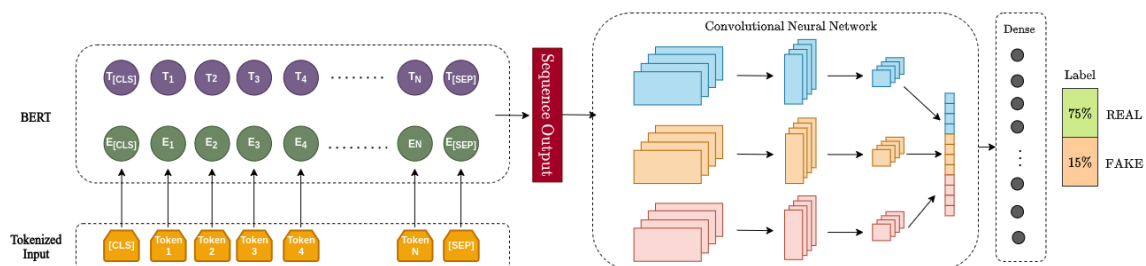
<sup>۲۳</sup> Overfitting

<sup>۲۴</sup> Dropout

<sup>۲۵</sup> Categorical Cross-entropy

## ۲-۳-۵ مدل زبانی مبتنی بر بافت + پیچشی

این مدل از بازنمایی که توسط یک مدل زبانی مبتنی بر برت برای واژه‌های یک جمله تولید شده‌است، استفاده می‌کند تا با استفاده از یک لایه شبکه عصبی پیچشی، عملیات نگاشت ویژگی را انجام دهد. پس از عملیات یادگیری، این مدل سعی می‌کند تا با تبدیل بازنمایی تولیدشده به یک بازنمایی دیگر، عملیات پیش‌بینی کذب بودن یا اصیل بودن یک خبر را انجام دهد. در این مدل، به جای بردار خروجی تجمیعی، از بردار خروجی دنباله‌ای که شامل دنباله‌ای از بردارهای تک‌تک واژه‌های داخل خبر است استفاده می‌گردد؛ چراکه با استفاده از لایه‌های پیچشی پس از آن می‌توان هم‌نشینی‌هایی از واژه‌ها که نشان‌دهنده اخبار جعلی است را شناسایی کرد. برای این منظور، از یک لایه پیچشی یک‌بعدی با تعداد ۲۰۴۸ فیلتر و هسته‌هایی به اندازه ۴ استفاده می‌کنیم. همچنین تابع فعال‌ساز این لایه، تابع «یک‌سوساز خطی»<sup>۲۶</sup> است. پس از این لایه، یک لایه ادغام بیشترین مقدار با اندازه ۴ قرار دارد. در نهایت، با استفاده از یک لایه «تخت‌شونده»<sup>۲۷</sup>، ماتریس مرحله قبل به یک بردار یک بعدی تبدیل می‌شود تا با استفاده از یک لایه چگال<sup>۲۸</sup> با استفاده از تابع فعال‌ساز «بیشینه هموار»<sup>۲۹</sup>، احتمال هر دسته مشخص شود. شکل ۵-۶ نحوه اتصالات و به‌دست آوردن ویژگی‌های سطح بالاتر را نشان می‌دهد.



شکل ۵-۶: نحوه ارتباط لایه پیچشی با بردارهای خروجی مدل برت

<sup>26</sup>ReLU

<sup>27</sup>Flatten layer

<sup>28</sup>Dense

<sup>29</sup>Softmax

## فصل ششم

### بررسی نتایج و ارزیابی مدل‌های ارائه شده



## ۱-۶ آزمایش‌های انجام‌شده بر روی پیکره «تاج»

پس از استخراج یک مجموعه داده در حوزه اخبار جعلی، به ارزیابی مدل‌های ارائه شده می‌پردازیم. همانطور که در بخش ۱-۳ در گزارش فاز اول عنوان شد، چندین مدل ازپیش آموزش‌دیده برای زبان فارسی موجود است. در این بخش ما با استفاده از دسته‌بندهای ذکرشده پیچشی و پرسپترون، یک مقایسه میان این مدل‌ها انجام می‌دهیم تا بهترین مدل را برای تشخیص اخبار جعلی فارسی انتخاب کنیم.

### ۱-۱-۶ تنظیمات آزمایش‌ها

مدل‌های برت چندزبانه و ایکس.ال.ام-روبرتا دارای نسخه‌های متفاوتی است. در این پژوهش، ما از نسخه پایه هر دو مدل استفاده کردیم. مدل برت چندزبانه پایه دارای ۱۷۹ میلیون پارامتر قابل آموزش، ۱۲ لایه انتقال‌دهنده و لایه میانی با اندازه ۷۶۸ است. مدل ایکس.ال.ام-روبرتا پایه نیز دارای ۲۷۰ میلیون پارامتر، ۱۲ لایه انتقال‌دهنده و لایه میانی با اندازه ۷۶۸ است. مدل‌های دیگر مانند پارس‌برت و آلبرتا-فارسی همگی بر پایه مدل برت است.

معماری دسته‌بند پیچشی شامل ۳ لایه پیچشی موازی شامل ۳۰ فیلتر با ابعاد متفاوت ۳ و ۴ و ۵ است که ویژگی‌های سطح بالاتر را از ماتریس خروجی مدل ازپیش آموزش‌دیده که شامل یک بردار مجزا برای هر کلمه ورودی است، استخراج می‌کند. لایه آخر این دسته‌بند نیز یک پرسپترون ساده است که با استفاده از تابع بیشینه‌نرم<sup>۱</sup>، برچسب هر خبر را مشخص می‌کند. به‌منظور جلوگیری از مشکل بیش‌برازش<sup>۲</sup> در مدل نیز از پارامترهای تنظیم‌کننده در فیلترها استفاده شده‌است.

شبکه عصبی پیشرو پرسپترون نیز شامل یک لایه پرسپترون با تابع فعال‌ساز بیشینه‌نرم است که با استفاده از بردار خروجی مدل ازپیش آموزش‌دیده به محاسبه احتمال تعلق یک خبر به هر کدام از دسته‌ها می‌پردازد.

در تمامی مدل‌ها نیز یک لایه بیرون‌انداز<sup>۳</sup> قبل از لایه نهایی قرار گرفته‌است. همچنین در آموزش مدل‌ها نرخ یادگیری<sup>۴</sup> در آموزش برابر با ۵ - ۵e، تعداد دوره‌ها<sup>۵</sup> برابر با ۳ و مقدار اندازه دسته<sup>۶</sup> ۳۲ است.

<sup>۱</sup>Softmax

<sup>۲</sup>Overfit

<sup>۳</sup>Dropout Layer

<sup>۴</sup>Learning Rate

<sup>۵</sup>Epoch

<sup>۶</sup>Batch Size

جدول ۶-۱: نتایج تشخیص اخبار جعلی فارسی با استفاده از بازنمایی‌های مختلف و دسته‌بندی با شبکه عصبی پیچشی

مدل	دسته‌بند	فراخوانی	صحت	معیار اف	دقت
برت چندزبانه	شبکه عصبی پیچشی	۵۵/۸۸	۸۴	۲۱/۸۶	۳۳/۸۷
آلبرت-فارسی	شبکه عصبی پیچشی	۰۲/۸۷	۹۲	۴۴/۸۹	۷۵/۸۹
پارس برت	شبکه عصبی پیچشی	۱۳/۸۹	۷۱/۹۳	۳۶/۹۱	۶۴/۹۱
ایکس.ال.ام-روبرتا	شبکه عصبی پیچشی	۸۴/۸۷	۸۵/۹۰	۳۲/۸۹	۷۵/۸۹

جدول ۶-۲: نتایج تشخیص اخبار جعلی فارسی با استفاده از بازنمایی پارس برت و مقایسه دسته‌بندها

مدل	دسته‌بند	فراخوانی	صحت	معیار اف	دقت
پارس برت	شبکه عصبی پیچشی	۱۳/۸۹	۷۱/۹۳	۳۶/۹۱	۶۴/۹۱
پارس برت	شبکه پیشرو پرسپترون تک‌لایه	۴۴/۹۲	۸۵/۹۰	۶۴/۹۱	۱۸/۹۲

## ۶-۱-۲ نتایج

جدول ۶-۱ نتایج ارزیابی مدل‌های ارائه‌شده با استفاده از مدل‌های ازپیش آموزش‌دیده متفاوت و با استفاده از شبکه عصبی پیچشی را نمایش می‌دهد. طبق نتایج به‌دست‌آمده می‌توان نتیجه گرفت که مدل پارس برت نسبت به بقیه مدل‌ها توانسته است متن‌های ورودی را دقیق‌تر بازنمایی کند و ما با استفاده از این مدل می‌توانیم اخبار جعلی را با دقت بالاتری نسبت به سایر مدل‌ها تشخیص دهیم.

در گام بعدی، در مدل پارس برت علاوه بر دسته‌بندی با شبکه پیچشی، دسته‌بندی با شبکه پیشرو پرسپترون تک‌لایه نیز مورد بررسی قرار گرفت که نتایج آن در جدول ۶-۲ گزارش شده است. همان‌طور که نتایج این جدول نشان می‌دهد شبکه پرسپترون تک‌لایه به نتایج نزدیکی در مقایسه با شبکه پیچشی رسیده است و با تفاوت اندک به دقت و معیار اف بالاتری دست یافته است. بر اساس این نتایج، بازنمایی پارس برت در سطح واژه به همراه شبکه پیچشی و بازنمایی پارس برت در سطح متن به همراه شبکه پیشرو پرسپترون در گام‌های بعدی این پروژه مورد استفاده قرار خواهد گرفت.

## ۶-۲ آزمایش‌های انجام‌شده بر روی سایر پیکره‌های فارسی

همان‌طور که ذکر شد، از آنجا که دادگان تهیه‌شده در این پروژه برای اولین بار در زمینه تشخیص خبر جعلی مورد استفاده قرار می‌گیرد، نتایج پایه دیگری بر روی این دادگان به منظور مقایسه وجود ندارد. بر همین اساس، به منظور ارزیابی مدل‌های ارائه‌شده برای زبان فارسی و مقایسه نتایج این پروژه با کارهای قبلی

جدول ۳-۶: ارزیابی و مقایسه مدل‌های ارائه‌شده با مدل‌های پیشین بر روی دادگان فارسی شبکه‌های اجتماعی

مدل	دادگان	فراخوانی	صحت	معیار اف	دقت
(زمانی و دیگران، ۲۰۱۷)	تویتر	۴۴/۷۱	۲۴/۸۱	۰۲/۷۶	۲۶/۷۴
(جهان‌بخش و دیگران، ۲۰۲۰)		۳/۷۶	۳/۷۶	۳/۷۶	-
پارس‌برت - پیچشی		۷۱/۹۵	۱۰/۹۷	۴۰/۹۶	۱۲/۹۶
پارس‌برت - پرسپترون		۲۰/۹۴	۲۰/۹۴	۲۰/۹۴	۷۹/۹۳
(جهان‌بخش و دیگران، ۲۰۲۰)	تلگرام	۸/۸۲	۹/۸۲	۸/۸۲	-
پارس‌برت - پیچشی		۴۹/۹۳	۰۴/۹۵	۲۶/۹۴	۵۱/۹۲
پارس‌برت - پرسپترون		۰۶/۹۲	۸۶/۹۵	۹۲/۹۳	۹۷/۹۱

انجام‌شده در زبان فارسی، ما از دو مجموعه داده موجود برای تشخیص شایعات در شبکه‌های اجتماعی تویتر و تلگرام استفاده کردیم. مدل‌های پایه‌ای که برای مقایسه استفاده شده‌است در ادامه مرور می‌شود:

- **زمانی و دیگران (۲۰۱۷)** یک روش مبتنی بر مدل «بهینه‌سازی کمینه متوالی»<sup>۷</sup> که یک روش آموزش ماشین بردار پشتیبان است برای تشخیص شایعات فارسی در شبکه اجتماعی تلگرام ارائه داده‌اند. ما در این بخش از آزمایش‌ها مدل ارائه‌شده در این پروژه را با مدل ارائه‌شده توسط زمانی و دیگران (۲۰۱۷) مقایسه نموده‌ایم. در این مقایسه از دادگانی که توسط زمانی و دیگران (۲۰۱۷) ارائه گردیده است استفاده کرده‌ایم. شایان ذکر است در مقاله ارائه‌شده توسط ایشان، علاوه بر اطلاعات متنی، از ویژگی‌های مرتبط با گراف کاربران تویتر نیز استفاده کرده‌اند، اما به دلیل عدم دسترسی به این اطلاعات، مقایسه ما تنها با بخشی از مدل‌های ارائه‌شده توسط زمانی و دیگران (۲۰۱۷) که بر روی دادگان متنی پیاده شده است انجام پذیرفته‌است.

- **جهان‌بخش و دیگران (۲۰۲۰)** با ارائه مدل مبتنی بر ماشین بردار پشتیبان به دسته‌بندی شایعات در شبکه اجتماعی تویتر پرداختند. ما در بخش دیگری از آزمایش‌ها از دادگان تویتر ارائه‌شده توسط جهان‌بخش و دیگران (۲۰۲۰) استفاده کردیم و مدل خود را با نتایج آن‌ها مقایسه نمودیم. جدول ۳-۶ نتایج حاصل از مدل‌های پیاده‌شده در این پژوهش را بر روی دو مجموعه داده حاصل از تلگرام و تویتر نشان می‌دهد. در این آزمایش‌ها از مدل زبانی پارس‌برت استفاده شده‌است.

همانطور که از نتایج مشخص است، مدل‌های ارائه شده با استفاده از بازنمایی مبتنی بر مفهوم به صورت چشمگیری معیارهای ارزیابی را بهبود دادند. همچنین، دسته‌بند پیچشی در مقایسه با مدل شبکه

<sup>7</sup>Sequetional Minimal Optimization (SMO)

پرسپترون پیشرو عملکرد بهتری داشته است چراکه در این حالت مدل پیچشی ویژگی‌های سطح بالاتری را براساس هم‌نشینی واژگان ایجاد می‌کند. با توجه به آزمایش‌های انجام شده بر روی دادگان توییتر، مدل پارس‌برت-پیچشی ۲۰ درصد معیار اف را در مقایسه با مدل‌های ارائه شده توسط زمانی و دیگران (۲۰۱۷) و جهان‌بخش و دیگران (۲۰۲۰) بهبود داده‌است. علاوه بر این، این مدل توانست بر روی دادگان تلگرام نیز معیار اف را در مقایسه با نتایج بدست‌آمده توسط جهان‌بخش و دیگران (۲۰۲۰) ۱۱ درصد ارتقا دهد.

### ۳-۶ آزمایش‌های انجام‌شده بر روی پیکره‌های زبان انگلیسی

همان‌طور که پیش‌تر مطرح شده‌است، برای تشخیص خبر جعلی فارسی ابتدا شاکله یک مدل را براساس داده انگلیسی می‌سازیم و سپس با تغییر داده به فارسی، مدل را با داده فارسی آموزش داده و آن را بهینه می‌کنیم. از این‌رو، در ادامه، مدل آموزش‌داده‌شده با داده انگلیسی توضیح داده می‌شود. برای استفاده از دادگان لیار از ویژگی متن خبر و ۵ ویژگی مرتبط با تاریخچه اعتبار هر عنوان خبر استفاده می‌گردد. تاریخچه اعتبار هر گوینده شامل تعداد اخبار «به‌سختی درست»، «جعلی»، «نیمه درست»، «عمدتاً درست» و «دروغ» که از این گوینده تا کنون منتشر شده‌است می‌باشد. علاوه بر آنها، تمامی ۶ برجسب که پیش‌تر معرفی شده بود به ۲ دسته «جعلی» و «اصیل» نگاشت می‌شود و برجسب زده می‌شود؛ به این صورت که برجسب‌های «درست»، «نیمه درست» و «عمدتاً درست» به دسته اصیل و برجسب‌های «جعلی»، «دروغ» و «به‌سختی درست» به دسته جعلی نگاشت می‌گردد. در جدول ۴-۶ نتایج حاصل از ارزیابی این دادگان در حالت ۲ برجسب «جعلی» و «اصیل» با استفاده از دو مدل برت و شبکه عصبی پیچشی نمایش داده شده‌است. در این جدول، مدل حاصل از شبکه پیچشی که از ورد۲وک<sup>۸</sup> (میکلوف و دیگران، ۲۰۱۳) برای تعبیه واژه‌ها استفاده شده‌است به‌عنوان مدل پایه مورد استفاده و مقایسه قرار گرفته‌است. همچنین در شکل ۱-۶ ماتریس درهم‌ریختگی دو مدل «برت + پرسپترون ساده» و «برت + پیچشی» و مدل پایه نمایش داده شده‌است.

همان‌طور که در جدول ۴-۶ مشاهده می‌شود، مدل پرسپترون ساده با استفاده از بازنمایی تولیدشده توسط مدل برت نتیجه بهتری را برای این مجموعه دادگان داشته‌است و با دقت بالاتری اخبار جعلی را تشخیص داده‌است. در این مدل، میزان خطای مثبت کاذب که نشانگر تعداد اخبار جعلی است که توسط سیستم به خطا اصیل تشخیص داده شده‌است کمتر از سایر مدل پیشنهادی ما می‌باشد.

برای مقایسه مدل پیشنهادی با سایر مدل‌های مطرح و به‌روز، نتایج آزمایش مدل‌های این طرح با

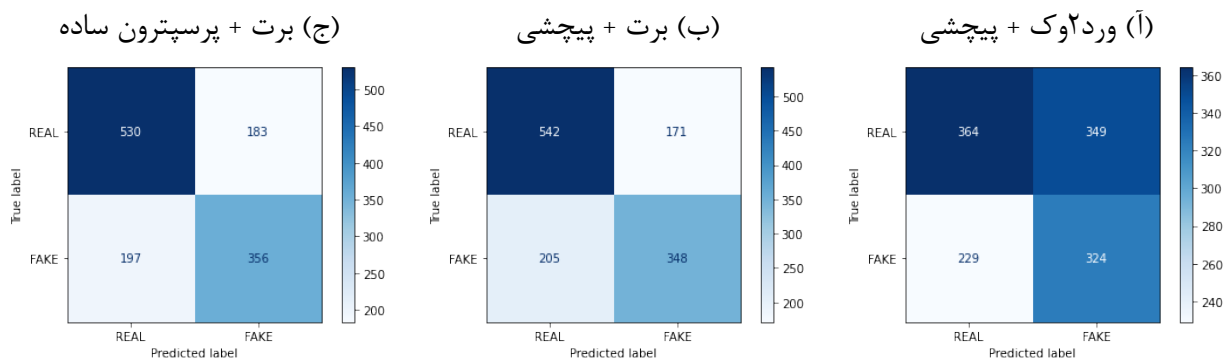
<sup>۸</sup>Word2vec

جدول ۴-۶: نتایج آزمایش مدل‌های ارائه شده بر روی دادگان لیار (۲ برچسب)

مدل	بازنمایی	فراخوانی	صحت	دقت	معیار اف
شبکه عصبی پیچشی	ورد۲وک	۵۸/۵۸	۱۴/۴۸	۳۴/۵۴	۸۴/۵۲
شبکه عصبی پیچشی	برت	۹۲/۶۲	۵/۶۷	۳۰/۷۰	۹۱/۶۴
پرسپترون ساده	برت	۳۷/۶۴	۴/۶۶	۹۸/۶۹	۱۹/۶۵

جدول ۵-۶: مقایسه مدل‌های ارائه شده با مدل‌های پایه براساس دادگان لیار (۶ برچسب)

مدل	بازنمایی	دقت تست	دقت اعتبارسنجی
ال.اس.تی.ام مکانیزم توجه (لانگ و دیگران، ۲۰۱۷)	ورد۲وک	۵/۳۸	۸/۳۷
شبکه کپسولی (گلدانی و دیگران، ۲۰۲۰)	ورد۲وک	۵/۳۹	۹/۴۰
شبکه عصبی پیچشی	ورد۲وک	۳/۳۹	۸/۳۹
	برت	۱/۴۴	۵/۴۵
پرسپترون ساده	برت	۱/۴۵	۴/۴۸



شکل ۶-۱: ماتریس درهم‌ریختگی نتایج آزمایش‌های دادگان لیار

مدل‌هایی که پیش‌تر برای دسته‌بندی اخبار دادگان لیار با ۶ برچسب ارائه شده‌است در جدول ۶-۷ نمایش داده شده‌است. با توجه به نتایج، مدل پرسپترون ساده با استفاده از بازنمایی برت نسبت به دیگر مدل‌ها با دقت بالاتری اخبار لیار را دسته‌بندی کرده‌است.

برای بررسی خطا در مدل‌های ارائه شده، در ادامه دو نمونه از اخباری که به اشتباه در آزمایش مدل «برت + پرسپترون» دسته‌بندی شده‌است، مورد بررسی قرار می‌گیرد. ابتدا سابقه گوینده هر دو خبر در جدول ۶-۶ نمایش داده شده‌است. در ادامه جدول ۶-۷ آمار واژگان نمونه (۱) را نمایش می‌دهد که یک خبر جعلی است و به اشتباه در دسته اخبار اصیل قرار گرفته‌است. همچنین جدول ۶-۸ آمار واژگان

نمونه (۲) را نشان می‌دهد که یک خبر اصیل است و به اشتباه در دسته جعلی قرار گرفته‌است.

(۱)

Citizens Property Insurance has over \$500 billion worth of risk, with less than \$10 billion worth of surplus.

(۲)

Says the unemployment rate for college graduates is 4.4 percent and over 10 percent for noncollege-educated.

جدول ۶-۶: آمار تاریخیچه گوینده دو نمونه خبر ۱ و ۲

نمونه	به‌سختی درست	جعلی	دروغ	عمدتاً درست	نیمه درست
نمونه ۱	۲۸	۲۳	۷	۳۴	۳۸
نمونه ۲	۱۲	۱۶	۵	۷	۱۳

جدول ۶-۷: آمار واژگان یک نمونه ۱ (خبر جعلی دسته‌بندی‌شده در دسته خبر اصیل)

واژه هدف	تعداد واژه در اخبار جعلی	تعداد واژه در اخبار اصیل
citizen	۳۵	۴۰
property	۳۷	۴۳
insur	۹۸	۱۲۱
billion	۱۹۳	۲۲۹
worth	۳	۲۵
risk	۱۳	۱۵
less	۵۳	۱۹۷
surplus	۱۳	۱۹

باتوجه به آمار واژگان و همچنین سابقه گوینده می‌توان نتیجه گرفت که هم سابقه فرد و هم واژگان به‌کاررفته در این دو نمونه خبر ماهیتی متفاوت از برجسب صحیح را دارد و شباهت اطلاعات موجود در واژگان و سابقه گوینده به دسته دیگر سبب خطای مدل پیشنهادشده ما شده‌است.

جدول ۶-۸: آمار واژگان نمونه ۲ (خبر اصیل دسته‌بندی شده در دسته خبر جعلی)

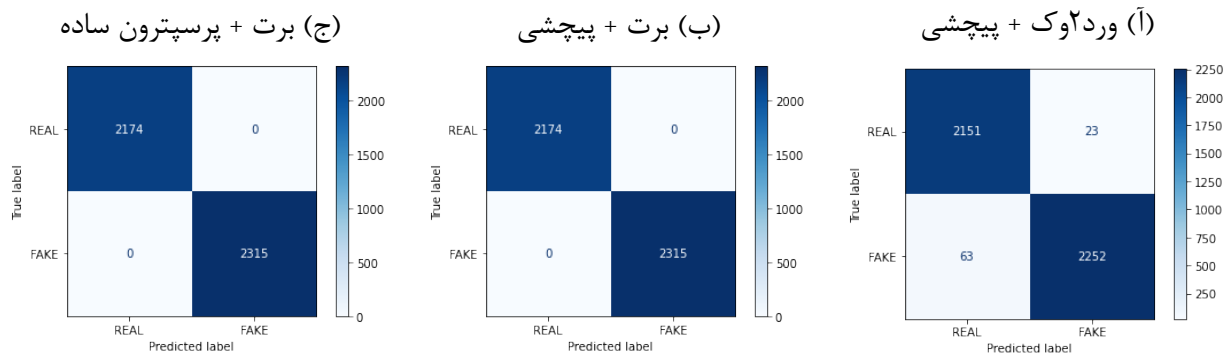
واژه هدف	تعداد واژه در اخبار جعلی	تعداد واژه در اخبار اصیل
say	۱۲۲۲	۱۲۸۱
unemploy	۶۵	۱۲۲
rate	۱۲۱	۲۸۴
colleg	۳۵	۹۱
graduat	۱۳	۵۱
percent	۳۵۱	۸۳۶
noncollegeeduc	۰	۱

در آزمایش با دادگان ای.آس.اُ.تی. نیز از ویژگی متن خبر به تنهایی استفاده شده است که نتایج مقایسه آن با مدل‌های پیشین ایساتراور و دیگران (۲۰۱۷) و مدل شبکه کپسولی (گلدانی و دیگران، ۲۰۲۰) در جدول ۶-۹ گزارش شده است. در این دادگان نیز مدل شبکه پیچشی با استفاده از ورد۲وک به عنوان مدل پایه به کار رفته است. طبق نتایج گزارش شده در این جدول، دو مدل پرسپترون ساده و شبکه عصبی پیچشی که از بازنمایی مدل برت استفاده کردند دقت بالاتری را نسبت به مدل‌های پیشین ثبت کردند. در شکل ۶-۲ نیز ماتریس درهم‌ریختگی حاصل از ارزیابی مدل‌های ارائه شده بر روی دادگان ای.آس.اُ.تی نمایش داده شده است. همان‌طور که در نتایج مشاهده می‌شود دقت هر دو مدل مبتنی بر برت به ۱۰۰٪ رسیده است و هیچ خطای مثبت کاذب و منفی کاذب در نتایج وجود ندارد.

جدول ۶-۹: مقایسه مدل‌های ارائه شده با مدل‌های پیشین بر روی دادگان ای.آس.اُ.تی.

مدل	بازنمایی	دقت
بردار ماشین پشتیبان بردار ماشین پشتیبان خطی کا نزدیک‌ترین همسایه درخت تصمیم گرادپان کاهشی تصادفی رگرسیون خطی شبکه کپسولی	ورد۲وک	۸۶ ۹۲ ۸۳ ۸۹ ۸۹ ۸۹ ۸/۹۹
شبکه عصبی پیچشی	ورد۲وک	۰۸/۹۸
	برت	۱۰۰
پرسپترون ساده	برت	۱۰۰

همان‌طور که از نتایج ارائه شده بر روی دادگان لیار و ای.آس.اُ.تی مشخص است، هر دو مدل «برت + پرسپترون ساده» و «برت + پیچشی» نتایج قابل قبولی نسبت به روش‌های پیشین ارائه داده است. استفاده



شکل ۶-۲: ماتریس درهم‌ریختگی نتایج آزمایش‌های دادگان آی.اس.اُ.تی.

از لایه‌های پیچشی پس از بازنمایی ارائه شده توسط مدل برت به منظور به دست آوردن بازنمایی سطح بالاتر با توجه به هم‌نشینی واژه‌ها در جمله بوده است؛ اما طبق نتایج به دست آمده توسط مدل پرسپترون ساده، بازنمایی‌های حاصل از مدل برت به میزان قابل قبولی دارای ویژگی‌های مناسبی برای نمایندگی واژه‌ها و جملات است. علاوه بر این، از مقایسه مدل «برت + پیچشی» و مدل «ورد۲وک + پیچشی» که تنها از بازنمایی حاصل از هم‌نشینی واژگان استفاده می‌کند، می‌توان نتیجه گرفت که قدرت مدل‌های ارائه شده در این بخش از پروژه حاصل از توانایی زیاد مدل برت برای بازنمایی جملات و کلمات است.



## فصل هفتم

# بهبود تشخیص اخبار جعلی با فراداده‌های حاصل از پردازش زبان

## ۱-۷ انگیزه

در بسیاری از موارد صحت‌سنجی یک خبر با استفاده از متن خبر کار بسیار دشوار و پیچیده‌ای است. اما بعضی از فراداده‌های مرتبط با اخبار می‌تواند در تشخیص صحت این دسته از اخبار به ما کمک کند. در این فاز، به بررسی تأثیر استفاده از سه فراداده موضوع خبر، احساس خبر و موجودیت‌های نامدار موجود در خبر می‌پردازیم. با تحلیل و بررسی اخبار جعلی می‌توانیم در یابیم که آیا بعضی از موضوعات مثلاً سیاسی یا اجتماعی نسبت به موضوعات دیگر مانند ورزشی بیشتر در معرض جعل خبر قرار دارد و خبر جعلی بیشتر در این موضوع مشخص تولید می‌شود یا خیر. دلیل این موضوع را می‌توان به دلیل تأثیرگذاری زیاد اخبار سیاسی و اجتماعی مطرح کرد. در صورت تأیید این فرضیه، انتظار می‌رود با دانستن موضوع هر خبر، بتوانیم در کنار متن خبر، با دقت بیشتری میزان جعلی بودن آن خبر را مشخص کنیم. علاوه بر این، یافتن موجودیت‌های نامدار و حس متن در هر خبر نیز می‌تواند اطلاعات نسبتاً مناسبی در مورد میزان صحت آن خبر ارائه دهد. در صورت تأیید این فرضیه نیز می‌توان حدس زد وجود اسامی خاص افراد، سازمان‌ها، مکان‌ها و ... در متن و یا حس مثبت یا منفی در متن می‌تواند به تشخیص جعلی بودن آن کمک کند. در ادامه این فصل به پردازش‌های متنی داده‌های خبری شامل دسته‌بندی موضوعی، تشخیص موجودیت‌های نامدار و تحلیل احساسات می‌پردازیم و در نهایت تأثیر آن‌ها را بررسی می‌نماییم.

## ۲-۷ دسته‌بندی موضوعی اخبار

همانطور که در گزارش فاز اول در بخش ۲-۴ به‌طور مفصل در مورد استخراج موضوع اخبار گفته شد، دو رویکرد اصلی برای استخراج موضوعات اخبار وجود دارد که ما بتوانیم با استفاده از آن‌ها دقت تشخیص اخبار جعلی را بالاتر ببریم. رویکرد اول استفاده از دسته‌بندی با مربی براساس ۶ کلاس مختلف است. در این حالت ما با استفاده از یک مدل آموزش‌دیده‌شده با پیکره بزرگ همشهری<sup>(۱)</sup>، اخبار موجود در مجموعه دادگان «تاج» را برچسب می‌زنیم و از این برچسب به‌عنوان یک ویژگی جدا به‌صورت یک بردار ۶ بعدی در کنار ویژگی‌های مرتبط با متن مورد استفاده قرار می‌دهیم. رویکرد دوم استفاده از یک روش دسته‌بندی موضوعی بدون مربی براساس روش تخصیص نهان دیریکله<sup>۱</sup> (بلی و دیگران، ۲۰۰۳) می‌باشد. در این روش یک بردار ۵۰ بعدی که نماینده احتمال تعلق به هر موضوع است در کنار ویژگی‌های متنی آن برای تشخیص جعلی بودن خبر استفاده می‌شود.

<sup>1</sup>Latent Dirichlet Allocation

## ۳-۷ تشخیص موجودیت‌های نامدار

شناسایی موجودیت‌های نامدار در پردازش زبان طبیعی به عملیاتی گفته می‌شود که در آن تمامی اسامی خاص موجود در متن شناسایی و استخراج می‌گردد و به مقولات ازپیش تعریف شده‌ای مانند اسم افراد، سازمان‌ها، مکان‌ها و ... دسته بندی می‌شود به این صورت که متن را بر اساس واژه‌ها قطعه‌بندی نموده و با برچسب‌زنی، عبارات حاوی موجودیت‌های نامدار را مشخص می‌نماییم.

در واقع مسأله تشخیص موجودیت‌های نامدار در متن عموماً به دو زیرمسأله تشخیص و دسته‌بندی موجودیت‌ها تقسیم می‌شود. اسامی خاصی که تشخیص داده می‌شود و همچنین قالبی که برای دسته‌بندی آن‌ها به کار می‌رود وابسته به نوع کاربرد آن خواهد بود. در سامانه‌های تشخیص موجودیت‌های نامدار، بیشتر بر روی تشخیص اسامی اشخاص، مکان‌ها و سازمان‌هایی که در یک متن ذکر شده است تمرکز است (چن و دیگران، ۲۰۱۵).

نیاز به شناسایی موجودیت‌های نامدار در دنیای امروز که عصر ارتباطات و اطلاعات است به شدت احساس می‌شود. شناسایی موجودیت‌های نامدار برای جستجوهای معنادار<sup>۲</sup>، ترجمه ماشینی<sup>۳</sup>، استخراج اطلاعات از متن<sup>۴</sup>، مرجع‌یابی در متن<sup>۵</sup>، سیستم‌های پرسش و پاسخ<sup>۶</sup>، سیستم‌های خبره<sup>۷</sup>، کشف دانش<sup>۸</sup>، مدیریت دانش<sup>۹</sup>، تحلیل احساسات<sup>۱۰</sup>، بازیابی اطلاعات<sup>۱۱</sup>، تحلیل خبر<sup>۱۲</sup> و بسیاری دیگر از شاخه‌های مرتبط با پردازش زبان طبیعی کاربرد دارد. اینکه سیستم چه نوع موجودیتی را تشخیص دهد و یا به بیان دیگر دسته‌های معنایی مورد نظرش چه باشند، وابسته به زمینه کاربردی سیستم است (عبدالله و دیگران، ۲۰۱۷).

به عنوان مثال، شناسایی موجودیت‌های نامدار در علم زیست‌شناسی می‌تواند تشخیص اسامی وابسته به انواع پروتئین، دی‌ان‌ای، نوع سلول و غیره باشد. در حوزه پزشکی می‌تواند تشخیص انواع بیماری، دارو، و مراکز درمانی باشد. در حوزه تجارت نام شرکت‌ها و مؤسسات، تراکنش‌های مالی، بورس و غیره باشد؛

<sup>2</sup>Semantic Search

<sup>3</sup>Machine Translation

<sup>4</sup>Information Extraction

<sup>5</sup>Co-reference Resolution

<sup>6</sup>Question Answering Systems

<sup>7</sup>Expert Systems

<sup>8</sup>Knowledge Discovery

<sup>9</sup>Knowledge Management

<sup>10</sup>Sentiment Analysis

<sup>11</sup>Information Retrieval

<sup>12</sup>News Analysis

یا به صورت خیلی خاص تنها برای تشخیص اسامی شرکت‌های تولید کننده فولاد به کار رود. یکی از کاربردهای تشخیص موجودیت‌های نامدار در ترجمه ماشینی رفع ابهام از ترجمه و افزایش دقت آن است. به عنوان مثال، اگر در متنی واژه Apple به عنوان موجودیت نامدار شناخته شده باشد و دارای برچسب باشد، در این صورت در هنگام ترجمه به عنوان شرکت «اپل» شناخته می‌شود و معنای «سیب» نخواهد داشت. در مثالی دیگر، در ترجمه فارسی به انگلیسی می‌توان به واژه «زیبا» اشاره کرد. اگر این واژه اسم فرد و موجودیت نامدار باشد، نیاز به ترجمه ندارد، و در غیر این صورت باید به واژه Beautiful ترجمه شود (صدیق و دیگران، ۲۰۱۶).

به طور کلی از دو روش قاعده‌مند و آماری برای تشخیص موجودیت‌های نامدار استفاده می‌شود (جورافسکی و مارتین، ۲۰۰۹). در روش‌های قاعده‌مند، قوانینی تعریف می‌شود که براساس آنها موجودیت‌های نامدار تشخیص داده می‌شود. در روش آماری، از تکنیک‌های یادگیری ماشین برای دسته‌بندی موجودیت‌های نامدار به هر مقوله استفاده می‌شود. استفاده از روش‌های دسته‌بندی بانظارت در این قسمت سبب می‌شود با استفاده از پیکره‌هایی که موجودیت‌های نامدار در آنها برچسبگذاری شده‌است مدلی را آموزش داد، و با استفاده از آن مدل بتوان متن بدون برچسب را برچسبگذاری نمود و موجودیت‌های نامدار را در آنها به طور خودکار تشخیص داد. در پروژه حاضر، برای ساخت سامانه تشخیص موجودیت‌های نامدار از روش‌های یادگیری ماشین بانظارت و مبتنی بر یادگیری عمیق استفاده می‌کنیم.

### ۷-۳-۱ دادگان

برای یادگیری مدل، نیازمند پیکره‌ای برای آموزش شبکه عصبی هستیم. از جمله دادگان موجود در زمینه تشخیص موجودیت‌های نامدار در زبان فارسی، پیکره‌های موجودیت‌های نامدار آرمان (پوستچی و دیگران، ۲۰۱۶)، پیما (شهشهانی و دیگران، ۲۰۱۹) و درخت بانک هسته بنیان فارسی (قیومی، ۲۰۱۲) می‌باشد. در پیکره سوم تنها موجودیت‌های نامدار مربوط به نام اشخاص، موقعیت‌های مکانی و اسامی مربوط به سازمان‌ها برچسبگذاری شده‌است. در حالی که در پیکره اول، علاوه بر این سه برچسب، اسامی رویدادها، امکانات و محصولات نیز مشخص شده و در پیکره دوم نیز زمان، تاریخ، مبالغ مالی و درصد برچسبگذاری شده‌است. این در حالی است که در بسیاری از کاربردهای تشخیص موجودیت‌های نامدار، مانند سیستم‌های پرسش و پاسخ و یا تحلیل اخبار و ...، نیازمند پوشش موجودیت‌های نامدار بیشتری مانند زبان‌ها، ملیت‌ها، رخدادهای مشاغل، کتاب‌ها، اسامی فیلم‌ها، تاریخ‌ها، مذاهب، زمینه‌های علمی و دانش‌ها، روزنامه‌ها و سایر اسامی خاص در زبان هستیم.

از آنجاکه در پیکره‌های مذکور این موارد پوشش داده نشده بود، برای به‌کاربردن ویژگی‌های حاصل از تشخیص موجودیت‌های نامدار در تشخیص اخبار جعلی، از پیکره موجودیت‌های نامدار تهیه‌شده در آزمایشگاه پردازش زبان طبیعی دانشگاه صنعتی امیرکبیر که حاوی پانزده برچسب موجودیت‌های نامدار است استفاده شده‌است (ممتازی و ترابی، ۲۰۲۰). این دادگان که شامل حدود ۳۰۰۰ چکیده ویکی‌پدیا بوده و به‌صورت دستی برچسب‌خورده است می‌تواند در این پژوهش مورد استفاده قرار بگیرد و سبب شود تجزیه و تحلیل و نتیجه‌گیری از داده‌ها را با دقت بالاتری انجام دهد.

در ادامه، به توضیح اجمالی برچسب‌های این پیکره می‌پردازیم. واژه‌ها گردآوری‌شده از ویکی‌پدیای فارسی برای آموزش سیستم نیازمند برچسب‌گذاری با نمادهایی است که هر کدام به یک نوع از موجودیت‌های نامدار اشاره دارد. تعداد کل برچسب‌های استفاده‌شده در دادگان ۳۱ برچسب است که برای مشخص کردن ۱۵ نوع موجودیت متفاوت که شامل اسم شخص مفرد، اسم شخص جمع، موقعیت مکانی، اسم سازمان، زبان، ملیت، رخداد، شغل، کتاب، اسم فیلم، تاریخ، مذهب، عنوان علمی و دانش، روزنامه و سایر اسامی خاص ذکر نشده در زبان فارسی می‌باشد استفاده شده‌است. همچنین برای واژه‌هایی که جزو موجودیت‌های نامدار نیست نیز علامتی در نظر گرفته شده‌است. در این دادگان، برای تعیین اسم خاص اشخاص از دو برچسب مختلف استفاده شده‌است که یکی برای تعیین اسامی خاص مفرد و معمول به‌کار می‌رود و با علامت PEI مشخص شده و دیگری برای اسامی خاص که به‌صورت جمع استفاده می‌شود کاربرد دارد. این موارد با برچسب PEG مشخص شده‌است.

اسم شخص جمع به تمامی اسامی گفته می‌شود که اسم مفرد آن نوعی موجودیت باشد. به‌عنوان مثال واژه‌های «مسلمان»، «معلم» و «ایرانی» به‌ترتیب برچسب‌های مذهب، شغل و ملیت می‌گیرند و اسم جمع این واژه‌ها یعنی «مسلمانان»، «معلمان» و «ایرانیان» PEG محسوب می‌شود. همین‌طور واژه «ابوالفضل بلعمی» دارای برچسب PEI است و به طبع آن واژه‌های «خاندان بلعمی» و یا «بلعمیان» برچسب PEG دارد. جدول ۷-۱ به تفصیل به شرح و بررسی برچسب‌های استفاده‌شده برای دادگان می‌پردازد.

## ۷-۳-۲ مدل

اساس خیلی از برنامه‌ها قابلیت پیش‌بینی دنباله‌ای از متغیرها است که به همدیگر وابسته هستند. این مسئله کاربرد زیادی در حوزه‌های مختلف پردازش متن دارد. برای تشخیص موجودیت‌های نامدار باید دنباله واژه‌ها را مدل کرد و برای هر واژه یک خروجی ساخت. برای مدل‌سازی دنباله‌ها روش‌های متعددی

جدول ۷-۱: راهنمای برچسب واژگان

برچسب	تعریف انگلیسی برچسب	تعریف فارسی برچسب	توضیحات
O	Out	هیچ	واژه مورد نظر از موجودیت‌های نامدار نیست.
PEI	Person Individual	شخص مفرد	این علامت به نام شخص اشاره دارد.
PEG	Person Group	اسم خاص گروه	این علامت به موجودیت نامداری اشاره دارد که به صورت جمع آمده است.
LOC	Location	موقعیت مکانی	واژه مورد نظر این برچسب به موقعیت مکانی خاصی اشاره دارد.
ORG	Organization	سازمان	اسامی سازمان‌ها و مؤسسات مختلف با این برچسب نشان داده می‌شود.
LAN	Language	زبان	این برچسب نشان‌دهنده زبان‌های مختلف است.
NAT	Nationality	ملیت	ملیت‌های مختلف با این علامت تعیین می‌شود.
EVN	Events	رخدادها	رخدادها و وقایع خاص را با این برچسب نشان دادیم.
JOB	Job	شغل	این برچسب نمایانگر مشاغل است.
BOK	Book	کتاب	اسامی کتاب‌ها با این برچسب مشخص می‌شود.
FLM	Film	فیلم	نام فیلم‌های مختلف با این برچسب تعیین می‌شود.
DTE	Date	تاریخ	برای نشان دادن تاریخ و دوره‌های مختلف از برچسب استفاده شده است.
REL	Religion	مذهب	این برچسب تعیین‌کننده مذاهب مختلف است.
FLD	Field	زمینه	زمینه‌ها و دانش‌های مختلف با این برچسب تعیین گردیده است.
MAG	Magazine	روزنامه و مجله	اسامی روزنامه‌ها و مجلات با این برچسب آمده است.
OTH	Other	سایرین	اگر واژه‌ای به عنوان موجودیت نامدار باشد ولی در بین موجودیت‌های معرفی شده در بالا نباشد با این برچسب مشخص می‌شود.

وجود دارد که در این میان رویکرد مبتنی بر شبکه عصبی بازگشتی با میدان شرطی تصادفی بیشترین محبوبیت را دارد. این مدل یک شبکه عصبی بازگشتی دوطرفه به علاوه یک لایه میدان تصادفی شرطی در انتها است. شبکه عصبی بازگشتی برای یک واژه اطلاعاتی در مورد بافت آن واژه و واژه‌ها قبل از آن مهیا می‌کند و در حالت دوطرفه علاوه بر واژه‌های قبل، واژه‌های بعد از آن را هم در نظر می‌گیرد. لایه میدان تصادفی شرطی برای پیش‌بینی برچسب هر واژه، برچسب واژه‌های دیگر را نیز در نظر می‌گیرد. مشابه رویکردی که در بازنمایی متون در تشخیص اخبار جعلی داشتیم در بخش تشخیص موجودیت‌های نامدار نیز بازنمایی عصبی با استفاده از مدل‌های زبانی مبتنی بر ترانسفورمر مورد استفاده قرار گرفته است. برت می‌تواند برای طیف گسترده‌ای از کارهای زبانی مورد استفاده قرار گیرد، در حالی که فقط یک لایه به مدل اصلی اضافه می‌شود. در تشخیص موجودیت‌های نامدار با استفاده از برت می‌توان با تغذیه بردار خروجی هر نشانه در یک لایه طبقه‌بندی که برچسب موجودیت نامدار را پیش‌بینی می‌کند، یک مدل تشخیص موجودیت نامدار آموزش داد.

اگرچه مدل حاصل از ترکیب شبکه عصبی بازگشتی و میدان شرطی تصادفی در پژوهش‌های مختلف به نتایج بهتری نسبت به مدل‌های قبلی رسیده است (هوانگ و دیگران، ۲۰۱۵)، با استفاده از مدل‌های مبتنی بر ترانسفورمر برای بازنمایی متن ویژگی‌های مورد استفاده در شبکه BiLSTM در بخش بازنمایی مورد توجه قرار می‌گیرد و استفاده از شبکه BiLSTM پس از بازنمایی به دقت مدل نمی‌افزاید (عبدالله‌پور، ۲۰۲۰). در نتیجه، در پژوهش حاضر برای تشخیص موجودیت‌های نامدار از شبکه برت به همراه یک لایه میدان شرطی تصادفی استفاده می‌کنیم.

درمیان مدل‌های مبتنی بر برت که برای زبان فارسی قابل استفاده است، مدل ایکس.ال.ام-روبرتا به نتایج قابل قبولی در این زمینه رسیده است و براساس نتایج گزارش شده توسط عبدالله‌پور (۲۰۲۰) از این مدل برای تشخیص موجودیت نامدار استفاده می‌شود.

## ۴-۷ تحلیل احساسات

نظرکاوی یا تحلیل احساسات، مطالعه محاسباتی نظرات کاربران حول محصولات، خدمات، سازمان‌ها، اشخاص، رویدادها و جنبه‌های مختلف آن است. در سال‌های اخیر این حوزه یکی از حوزه‌های پژوهشی فعال در پردازش زبان‌های طبیعی بوده است. نظرکاوی در سطوح مختلف سند، جمله و جنبه مورد مطالعه قرار گرفته است. در حوزه کالا و خدمات هنگام تصمیم‌گیری عقاید دیگران تأثیر به‌سزایی در تصمیم نهایی دارد. در دنیای واقعی، شرکت‌ها همواره نیازمند عقاید مردم برای بهبود کیفیت و توسعه

خدمات خود است. در دنیای نشر خبر، سوگیری احساسی اخبار یکی از جنبه‌های مؤثر در تحلیل خبر می‌باشد. مثبت یا منفی بودن یک خبر می‌تواند جنبه‌های مختلفی از تحلیل آن خبر را فراهم آورد. در حال حاضر داده‌های متنی بخش عظیمی از شبکه‌های اجتماعی، فروشگاه‌های اینترنتی و انواع مختلف سامانه‌های ارتباطی را در بر گرفته‌است. از این داده‌ها می‌توان در راستای درک احساسات کاربران به مطالب مختلف مانند یک محصول، یک نوشته موضوعی و ... استفاده کرد.

نظرکاوی در سال ۲۰۰۲ توسط **پنگ و لی (۲۰۰۲)** معرفی شد. با روی کارآمدن شبکه‌های اجتماعی و تأثیر روزافزون آن‌ها بر زندگی مردم، اهمیت نظرکاوی و کاربردهای آن بیشتر مشخص گردید. باتوجه به این که افراد با حضور در این شبکه‌ها به بیان نظرات، عقاید و دیدگاه‌های خود درباره کلیه مسائل سیاسی، اجتماعی، فرهنگی، اقتصادی و حتی فردی می‌پردازد، تحلیل احساسات بیشتر از هر چیز در شبکه‌های اجتماعی مورد توجه قرار گرفته‌است. در کنار بستری که در شبکه‌های اجتماعی فراهم شده‌است، متون موجود در داده‌های خبری نیز می‌توانند دارای حس مثبت یا منفی باشد که به تحلیل آن کمک می‌نماید. برای استفاده از تحلیل احساسات در تشخیص اخبار جعلی، تحلیل احساس در سطح سند مورد توجه این پژوهش قرار گرفته‌است و با بهره‌گیری از یک مدل مبتنی بر یادگیری عمیق حس موجود در متن به صورت یک بردار دو بعدی برای حس مثبت و منفی مشخص می‌گردد. خروجی این مدل به عنوان یکی از ویژگی‌های ورودی در مدل تشخیص اخبار جعلی استفاده خواهد شد.

#### ۷-۴-۱ مدل

برای پیاده‌سازی بخش تشخیص احساسات از شبکه پیچشی استفاده شده‌است. باتوجه به این که پایه اصلی تحلیل احساسات دسته‌بندی متون است، ساختار شبکه پیچشی مورد استفاده در این بخش مشابه شبکه پیچشی‌ای است که در تشخیص خبر جعلی مورد استفاده قرار گرفته‌است و توضیحات آن در بخش ۳-۲-۲ گزارش فاز اول آمده‌است. بازنمایی مورد استفاده در این شبکه نیز بازنمایی ایکس.ال.ام-روبرتا می‌باشد.

#### ۷-۵ نتایج حاصل از استفاده از پردازش‌های متنی در تشخیص اخبار

در فصل ۳، با بررسی و مقایسه مدل‌های از پیش آموزش دیده، بهترین مدل بازنمایی اخبار ورودی را انتخاب کردیم. در این بخش می‌خواهیم با استفاده از هر دو مدل دسته‌بند شبکه پیشرو پرسپترون و شبکه عصبی پیچشی و استفاده از مدل پارس‌برت برای بازنمایی اخبار، از فراداده‌هایی مانند موضوع خبر،



موجودیت‌های نامدار و یا حس متن در کنار بردار بازنمایی متن خبر استفاده کنیم.

همانطور که در بخش ۴-۲-۱ گفته شد برای استفاده از ویژگی موضوع خبر در رویکرد اول یک بردار ویژگی ۶ بعدی حاصل از دسته‌بندی موضوعی اخبار و در رویکرد دوم یک بردار ویژگی ۵۰ بعدی حاصل از تخصیص نهان دیریکله خواهیم داشت. بازنمایی خروجی تحلیل احساس نیز یک بردار دو بعدی است که هر درایه آن نشان‌دهنده مثبت و یا منفی بودن آن خبر است. همچنین، اطلاعات مربوط به موجودیت‌های نامدار موجود در یک خبر با استفاده از یک بردار شامل ۱۵ ویژگی بازنمایی می‌شود. برای نمونه، در جدول ۷-۲ نمونه‌ای از یک جمله برجسب‌گذاری شده نمایش داده شده است. در بردار ۱۵ تایی حاصل از این جمله، درایه مربوط به موجودیت کتاب مقدار ۲، درایه‌های مربوط به موجودیت‌های زبان، شخص مفرد، شغل و تاریخ مقدار ۱، و سایر درایه‌ها مقدار صفر خواهد داشت.

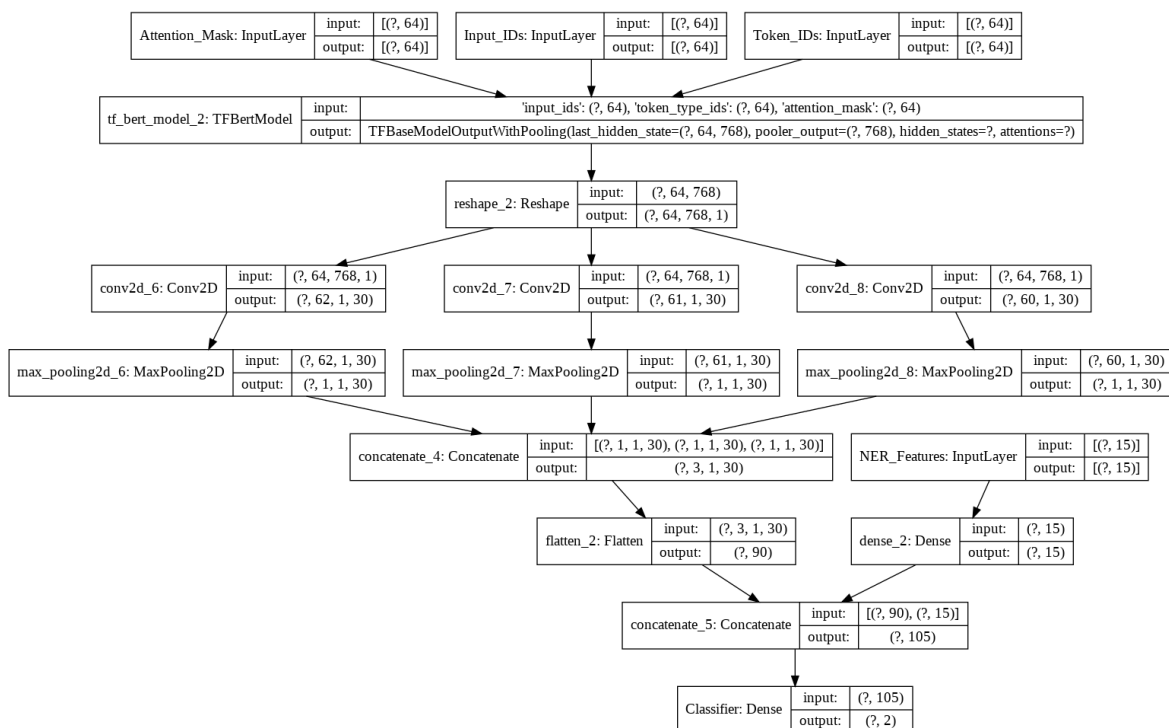
به‌منظور استفاده از ویژگی‌های فراداده‌های مختلف، بردارهای این ویژگی‌ها را ابتدا به یک لایه چگال با همان تعداد نرون وارد می‌کنیم و پس از آن بردار خروجی لایه چگال را به انتهای بردار ویژگی‌های نهایی استخراج‌شده از متن اخبار الحاق می‌کنیم. در نهایت پس از ساخت بردار ویژگی جدید، شامل ویژگی‌های متن و فراداده‌ها، آن را وارد یک لایه پرسپترون می‌کنیم تا برجسب اخبار مشخص شود. شکل ۷-۱ و ۷-۲ معماری شبکه عصبی پیشرو پرسپترون و شبکه عصبی پیچشی را در حالت استفاده از بردار فراداده‌ها نشان می‌دهد.

جدول ۷-۳ نتایج حاصل از استفاده از هریک از فراداده‌های ذکر شده در کنار بازنمایی متنی در دو شبکه پیچشی و پیشرو را نمایش می‌دهد. برای مقایسه راحت‌تر، نتایج حاصل از تشخیص اخبار بدون فراداده که در فصل قبل گزارش شده بود در این جدول تکرار شده است.

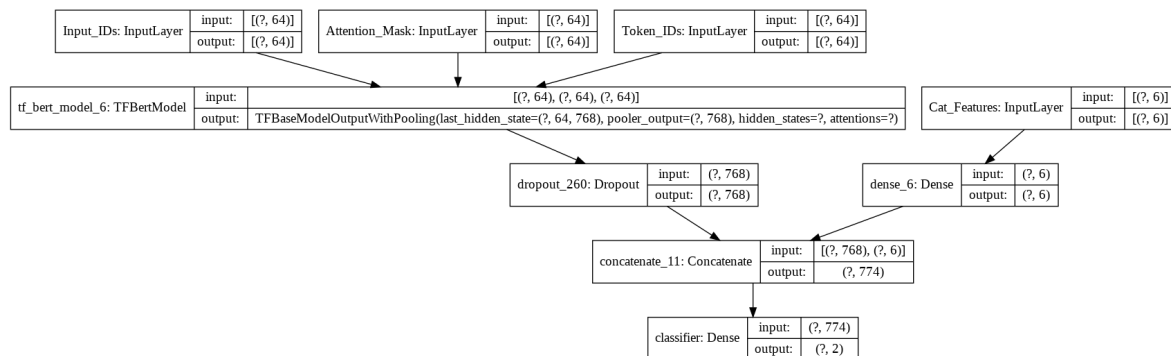
براساس جدول ۷-۳، با استفاده از پردازش‌های متنی توانستیم دقت تشخیص اخبار جعلی را بهبود دهیم. همانطور که انتظار داشتیم دسته‌بند پیچشی توانست عملکرد بهتری را نسبت به مدل شبکه عصبی پرسپترون پیشرو داشته باشد. با توجه به نتایج، از شمندترین فراداده که توانست دقت تشخیص مدل ما را بیشتر بهبود دهد، موضوع هر خبر (دسته‌بندی) بود که باعث افزایش ۲/۱٪ معیار اف و ۶/۱٪ دقت دسته‌بند پیچشی شد. این نتیجه دور از انتظار هم نبود چراکه موضوع هر خبر تاثیر بسیار زیادی در تشخیص اخبار جعلی دارد. همانطور که پیش از این هم اشاره شده، عمده اخبار جعلی در حوزه‌های سیاسی و اجتماعی منتشر می‌شوند. همچنین فراداده‌های مربوط به احساس خبر، موضوع (دسته‌بندی) و موضوع (تخصیص نهان دیریکله) توانستند به طور مجزا دقت نهایی مدل را ۵/۰٪، ۶/۱٪ و ۳/۰٪ افزایش دهند. در نهایت با استفاده از تمامی فراداده‌های استخراج شده از اخبار که با پیوستن به یکدیگر یک بردار ۷۳ بعدی را تشکیل دادند، مدل پارس‌برت-پیچشی ارائه شده را ارزیابی کردیم که باعث افزایش ۲

جدول ۷-۲: مثال از یک جمله برچسب‌خورده توسط مدل تشخیص موجودیت نامدار

برچسب	واژه
b-BOK	کتاب
i-BOK	گلستان
O	و
b-BOK	کتاب
i-BOK	بوستان
O	از
O	شاهکارهای
O	ادب
b-LAN	فارسی
O	و
O	اثر
b-PEI	سعدی
b-JOB	شاعر
b-DTE	قرن
i-DTE	ششم
i-DTE	هجری
O	است



شکل ۷-۱: معماری مدل پیچشی با استفاده از فراداده موجودیت‌های نامدار



شکل ۷-۲: معماری مدل پرسپترون با استفاده از فراداده موضوع خبر

جدول ۷-۳: نتایج تشخیص اخبار جعلی فارسی با استفاده از بازنمایی‌های مختلف و دسته‌بندی با شبکه پیچشی

مدل	دسته‌بند	فراداده	فراخوانی	صحت	معیار اف	دقت
پارس‌برت	پیچشی	-	۱۳/۸۹	۷۱/۹۳	۳۶/۹۱	۶۴/۹۱
پارس‌برت		موجودیت‌های نامدار	۱۶/۹۱	۲۸/۹۴	۶۹/۹۲	۹۹/۹۲
پارس‌برت		احساس خبر	۵۲/۹۱	۵۷/۹۲	۵۴/۹۲	۴۵/۹۲
پارس‌برت		موضوع (دسته‌بندی)	۸۷/۹۶	۵۷/۸۸	۵۳/۹۲	۲۶/۹۳
پارس‌برت		موضوع (تخصیص نهان دیریکله)	۴۲/۹۱	۴۲/۹۱	۴۲/۹۱	۹۱/۹۱
پارس‌برت		تمام ویژگی‌ها	۶۴/۹۳	۵۷/۹۲	۱۰/۹۳	۵۳/۹۳
پارس‌برت	پرسپترون	-	۴۴/۹۲	۸۵/۹۰	۶۴/۹۱	۱۸/۹۲
پارس‌برت		موجودیت‌های نامدار	۱۶/۹۳	۷۱/۸۵	۲۸/۸۹	۲۹/۹۰
پارس‌برت		احساس خبر	۹۰/۸۳	۲۸/۹۸	۵۲/۹۰	۲۹/۹۰
پارس‌برت		موضوع (دسته‌بندی)	۱۳/۸۹	۷۱/۹۳	۳۶/۹۱	۶۴/۹۱
پارس‌برت		موضوع (تخصیص نهان دیریکله)	۸۹/۸۷	۴۲/۹۵	۵۰/۹۱	۶۴/۹۱

درصدی معیار اف و دقت شد.

## فصل هشتم

### جمع‌بندی و کارهای آتی

در این گزارش شرح جمع‌آوری داده برای زبان انگلیسی و پیاده‌سازی روش پیشنهادی برای دادگان انگلیسی ارائه شده‌است. همچنین پیاده‌سازی‌های مقدماتی برای بازنمایی متون فارسی صورت شده‌است تا بتوان در گام بعد پس از برچسب‌زنی داده فارسی، دسته‌بندی متون فارسی را با استفاده از بازنمایی‌های ذکر شده به‌انجام رساند. در فاز دوم، مروری بر کارهای مرتبط با فارسی ارائه خواهد شد و سپس جمع‌آوری داده فارسی و برچسب‌زنی آن انجام خواهد شد. در فاز سوم نیز با استفاده از داده‌های تهیه‌شده سیستم تشخیص اخبار جعلی فارسی تهیه خواهد شد. در نهایت، در فاز چهارم به بهبود این سیستم و ارائه محصول پرداخت خواهد شد.

## منابع و مراجع

- Abdallah, Z. S., M. Carman, and G. Haffari (2017). Multi-domain evaluation framework for named entity recognition tools. *Computer Speech Language* 43, 34 – 55.
- Abdolahpour, M. M. (2020). Implementation of basic text processing for persian language.
- Ahmed, H., I. Traore, and S. Saad (2017). Detection of online fake news using n-gram analysis and machine learning techniques. In *International conference on intelligent, secure, and dependable systems in distributed and cloud environments*, pp. 127–138. Springer.
- AleAhmad, A., H. Amiri, E. Darrudi, M. Rahgozar, and F. Oroumchian (2009). Hamshahri: A standard persian text collection. *Knowledge-Based Systems* 22(5), 382–387.
- Alkhair, M., K. Meftouh, K. Smaïli, and N. Othman (2019). An arabic corpus of fake news: Collection, analysis and classification. In *International Conference on Arabic Language Processing*, pp. 292–302. Springer.
- Allport, G. W. and L. Postman (1947). *The psychology of rumor*. Henry Holt.
- Blei, D. M., A. Y. Ng, and M. I. Jordan (2003). Latent dirichlet allocation. *Journal of machine Learning research* 3(Jan), 993–1022.
- Chen, Y., T. Lasko, Q. Mei, J. Denny, and H. Xu (2015, 09). A study of active learning methods for named entity recognition in clinical text. *Journal of biomedical informatics* 58.
- Conneau, A., K. Khandelwal, N. Goyal, V. Chaudhary, G. Wenzek, F. Guzmán, E. Grave,

- M. Ott, L. Zettlemoyer, and V. Stoyanov (2019). Unsupervised cross-lingual representation learning at scale. arXiv preprint arXiv:1911.02116.
- Devlin, J., M.-W. Chang, K. Lee, and K. Toutanova (2018). Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. arXiv preprint arXiv:1810.04805.
- Farahani, M. (2020). Albert-persian: A lite bert for self-supervised learning of language representations for the persian language. <https://github.com/m3hrdadfi/albert-persian>.
- Farahani, M., M. Gharachorloo, M. Farahani, and M. Manthouri (2020). Parsbert: Transformer-based model for persian language understanding. ArXiv abs/2005.12515.
- Ghayoomi, M. (2012, 01). Bootstrapping the development of an hpsg-based treebank for persian. Linguistic Issues in Language Technology 7(1).
- Goldani, M. H., S. Momtazi, and R. Safabakhsh (2020). Detecting fake news with capsule neural networks. arXiv preprint arXiv:2002.01030.
- Huang, Z., W. Xu, and K. Yu (2015). Bidirectional lstm-crf models for sequence tagging. arXiv preprint arXiv:1508.01991.
- Hussain, S., J. Kuli, and G. Hazarika (2016, 03). The first step towards named entity recognition in missing language. In Proceedings of the International Conference on Electrical, Electronics, and Optimization Techniques (ICEEOT).
- Jahanbakhsh-Nagadeh, Z., M.-R. Feizi-Derakhshi, M. Ramezani, T. Rahkar-Farshi, M. Asgari-Chenaghlu, N. Nikzad-Khasmakhi, A.-R. Feizi-Derakhshi, M. Ranjbar-Khadivi, E. Zafarani-Moattar, and M.-A. Balafar (2020). A model to measure the spread power of rumors. arXiv preprint arXiv:2002.07563.
- Jurafsky, D. and J. H. Martin (2009). Speech and Language Processing (2nd Edition). USA: Prentice-Hall, Inc.



- Jwa, H., D. Oh, K. Park, J. M. Kang, and H. Lim (2019). exbake: Automatic fake news detection model based on bidirectional encoder representations from transformers (bert). *Applied Sciences* 9(19).
- Kaliyar, R. K., A. Goswami, P. Narang, and S. Sinha (2020). Fndnet—a deep convolutional neural network for fake news detection. *Cognitive Systems Research* 61, 32–44.
- Khattar, D., J. S. Goud, M. Gupta, and V. Varma (2019). Mvae: Multimodal variational autoencoder for fake news detection. In *The World Wide Web Conference*, pp. 2915–2921.
- Kochkina, E., M. Liakata, and A. Zubiaga (2018). PHEME dataset for rumour detection and veracity classification.
- Krizhevsky, A., I. Sutskever, and G. E. Hinton (2012). Imagenet classification with deep convolutional neural networks. In *Advances in neural information processing systems*, pp. 1097–1105.
- Lazer, D. M., M. A. Baum, Y. Benkler, A. J. Berinsky, K. M. Greenhill, F. Menczer, M. J. Metzger, B. Nyhan, G. Pennycook, D. Rothschild, et al. (2018). The science of fake news. *Science* 359(6380), 1094–1096.
- Le, H. T., C. Cerisara, and A. Denis (2017). Do convolutional networks need to be deep for text classification? *arXiv preprint arXiv:1707.04108*.
- Li, Q., Q. Zhang, L. Si, and Y. Liu (2019). Rumor detection on social media: Datasets, methods and opportunities. *arXiv preprint arXiv:1911.07199*.
- Liu, C., X. Wu, M. Yu, G. Li, J. Jiang, W. Huang, and X. Lu (2019). A two-stage model based on bert for short fake news detection. In *International Conference on Knowledge Science, Engineering and Management*, pp. 172–183. Springer.

- Liu, Z., S. Shabani, N. G. Balet, and M. Sokhn (2019). Detection of satiric news on social media: Analysis of the phenomenon with a french dataset. In 28th International Conference on Computer Communication and Networks, pp. 1–6.
- Long, Y., Q. Lu, R. Xiang, M. Li, and C.-R. Huang (2017, November). Fake news detection through multi-perspective speaker profiles. In Proceedings of the Eighth International Joint Conference on Natural Language Processing (Volume 2: Short Papers), Taipei, Taiwan, pp. 252–256. Asian Federation of Natural Language Processing.
- Lozhnikov, N., L. Derczynski, and M. Mazzara (2018). Stance prediction for russian: data and analysis. In International Conference in Software Engineering for Defence Applications, pp. 176–186. Springer.
- Ma, J., W. Gao, P. Mitra, S. Kwon, B. J. Jansen, K.-F. Wong, and M. Cha (2016). Detecting rumors from microblogs with recurrent neural networks. In Proceedings of the Twenty-Fifth International Joint Conference on Artificial Intelligence, p. 3818–3824. AAAI Press.
- Ma, J., W. Gao, and K.-F. Wong (2017, July). Detect rumors in microblog posts using propagation structure via kernel learning. In Proceedings of the 55th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, Vancouver, Canada, pp. 708–717. Association for Computational Linguistics.
- Mahmoodabad, S. D., S. Farzi, and D. B. Bakhtiarvand (2018). Persian rumor detection on twitter. In 2018 9th International Symposium on Telecommunications (IST), pp. 597–602. IEEE.
- Mikolov, T., I. Sutskever, K. Chen, G. S. Corrado, and J. Dean (2013). Distributed representations of words and phrases and their compositionality. In Advances in neural information processing systems, pp. 3111–3119.
- Momtazi, S. and F. Torabi (2020). Named entity recognition in persian text using deep learning. Signal and Data Processing 16(4), 93–112.

- Pang, B., L. Lee, and S. Vaithyanathan (2002, July). Thumbs up? sentiment classification using machine learning techniques. In *Proceedings of the 2002 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP 2002)*, pp. 79–86. Association for Computational Linguistics.
- Pennington, J., R. Socher, and C. D. Manning (2014). Glove: Global vectors for word representation. In *Proceedings of the 2014 conference on empirical methods in natural language processing (EMNLP)*, pp. 1532–1543.
- Poostchi, H., E. Z. Borzeshi, M. Abdous, and M. Piccardi (2016). Personer: Persian named-entity recognition. In *COLING 2016-26th International Conference on Computational Linguistics, Proceedings of COLING 2016: Technical Papers*.
- Ramezani, M., M. Rafiei, S. Omranpour, and H. R. Rabiee (2019). News labeling as early as possible: real or fake? In *2019 IEEE/ACM International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining (ASONAM)*, pp. 536–537. IEEE.
- Reyes, J. and L. Palafox (2019). Detection of fake news based on readability. *Reunion Internacional de Inteligencia Artificial y sus Aplicaciones*.
- Rubin, V. L., Y. Chen, and N. K. Conroy (2015). Deception detection for news: three types of fakes. *Proceedings of the Association for Information Science and Technology* 52(1), 1–4.
- Shahshahani, M. S., M. Mohseni, A. Shakery, and H. Faili (2019). Payma: A tagged corpus of persian named entities. *Signal and Data Processing* 16(1), 91–110.
- Shu, K., D. Mahudeswaran, S. Wang, D. Lee, and H. Liu (2020). Fakenewsnet: A data repository with news content, social context, and spatiotemporal information for studying fake news on social media. *Big Data* 8(3), 171–188.

- Suleiman, D., A. Awajan, and N. Al-Madi (2017). Deep learning based technique for plagiarism detection in arabic texts. In 2017 International Conference on New Trends in Computing Sciences (ICTCS), pp. 216–222. IEEE.
- Tacchini, E., G. Ballarin, M. L. Della Vedova, S. Moret, and L. de Alfaro (2017). Some like it hoax: Automated fake news detection in social networks. arXiv preprint arXiv:1704.07506.
- Vicario, M. D., W. Quattrociocchi, A. Scala, and F. Zollo (2019). Polarization and fake news: Early warning of potential misinformation targets. *ACM Transactions on the Web (TWEB)* 13(2), 1–22.
- Vogel, I. and P. Jiang (2019). Fake news detection with the new german dataset “germanfakenc”. In *International Conference on Theory and Practice of Digital Libraries*, pp. 288–295. Springer.
- Wang, W. Y. (2017). ”liar, liar pants on fire”: A new benchmark dataset for fake news detection. arXiv preprint arXiv:1705.00648.
- Yang, S., K. Shu, S. Wang, R. Gu, F. Wu, and H. Liu (2019). Unsupervised fake news detection on social media: A generative approach. In *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, Volume 33, pp. 5644–5651.
- Zamani, S., M. Asadpour, and D. Moazzami (2017). Rumor detection for persian tweets. In 2017 Iranian Conference on Electrical Engineering (ICEE), pp. 1532–1536. IEEE.
- Zarharan, M., S. Ahangar, F. S. Rezvaninejad, M. L. Bidhendi, S. S. Jalali, S. Eetemadi, M. T. Pilehvar, and B. Minaei-Bidgoli (2019). Persian stance classification dataset. In *Proceedings of the Conference for Truth and Trust Online*.
- Zhang, J., B. Dong, and S. Y. Philip (2020). Fakedetector: Effective fake news detection with deep diffusive neural network. In 2020 IEEE 36th International Conference on Data Engineering (ICDE), pp. 1826–1829. IEEE.

Zubiaga, A., M. Liakata, R. Procter, G. W. S. Hoi, and P. Tolmie (2016). PHEME rumour scheme dataset: journalism use case. PHEME rumour scheme dataset: journalism use case.

## پیوست

موضوعات مرتبط با متن گزارش پایان نامه که در یکی از گروه‌های زیر قرار می‌گیرد، در بخش پیوست‌ها آورده شوند:

۱. اثبات‌های ریاضی یا عملیات ریاضی طولانی.
۲. داده و اطلاعات نمونه (های) مورد مطالعه (Case Study) چنانچه طولانی باشد.
۳. نتایج کارهای دیگران چنانچه نیاز به تفصیل باشد.
۴. مجموعه تعاریف متغیرها و پارامترها، چنانچه طولانی بوده و در متن به انجام نرسیده باشد.

## کد میپل

```
with(DifferentialGeometry):  
with(Tensor):  
DGsetup([x, y, z], M)  
frame name: M  
a := evalDG(D_x)  
D_x  
b := evalDG(-2 y z D_x+2 x D_y/z^3-D_z/z^2)
```

# Abstract

This page is accurate translation from Persian abstract into English.

Key Words:

Write a 3 to 5 KeyWords is essential. Example: AUT, M.Sc., Ph. D, ..