Journal of Applied And Basic Machine Intelligence Research (ABMIR)

پژوهش‌های نظری و کاربردی هوش ماشینی

سال اول، شماره اول، بهار و تابستان ۱۴۰۲، صفحات ۱۱۵-۱۰۸

# بهبود تعیین قطبیت جمله در تحلیل احساسات مبتنی بر الگوریتم یادگیری عمیق RNN و LSTM

**نرجس چاوش [۱]، سیما عمادی [۲*]**

[۱] دانشجوی کارشناسی ارشد گروه مهندسی کامپیوتر- واحد یزد- دانشگاه آزاد اسلامی- یزد- ایران

[۲] استادیار گروه مهندسی کامپیوتر- واحد یزد- دانشگاه آزاد اسلامی- یزد- ایران

## چکیده

**مقاله پژوهشی**

**امروزه به دلیل وجود حجم انبوه نظرات منتشرشده توسط افراد در فضای مجازی، تحلیل احساسات نقش اساسی را در استخراج اطلاعات بازی می‌کند. یکی از تکنیکهای نوین براساس مطالعات انجام شده به‌منظور تعیین دقیق‌تر قطبیت جمله در تحلیل احساسات، الگوریتم‌های یادگیری عمیق است. در این تحقیق به‌منظور تعیین قطبیت نظرات متنی از الگوریتم یادگیری عمیق LSTM و RNN استفاده شده است تا با بررسی و مقایسه این دو الگوریتم بتوان الگوریتم مناسب برای تحلیل احساسات را انتخاب نمود. همچنین درروش پیشنهادی برای تعیین روابط معنایی بین کلمات از روش تعبیه گذاری کلمات از پیش آموزش داده‌شده Wordtovec استفاده شد تا دقت روش پیشنهادی افزایش یابد. روش پیشنهادی بر روی دو مجموعه داده airline-tweet و IMDB ارزیابی شد. نتایج ارزیابی نشان می‌دهد که روش پیشنهادی بر روی مجموعه داده airline-tweet در صورت استفاده از تعبیه گذاری Wordtovec دقت ۰/۷۸ دارد. همچنین روش پیشنهادی بر روی مجموعه داده IMDB در صورت استفاده از تعبیه گذاری Wordtovec دقت ۰/۸٤ دارد.**

تاریخ دریافت:
۱٤۰۰/۱۲/۰۲

تاریخ پذیرش:
۱٤۰۱/۰۲/۱۸

کلیدواژه‌ها:
تجزیه و تحلیل احساسات، یادگیری عمیق، RNN، LSTM، تعبیه گذاری کلمات، Word2vec.

نویسنده‌مسئول:
emadi@iauyazd.ac.ir

doi : 10.22034/ABMIR.2022.2678

## ۱ – مقدمه

رشد محتوا در اینترنت در سال‌های اخیر حجم عظیمی از داده-های متنی را بخصوص در حوزه وسایل الکترونیکی، تجارت الکترونیک، بخش‌های رستوران‌ها و فیلم، مشتریان در اختیار کاربران قرار می‌دهد. با تجزیه و تحلیل این نظرات، مشتریان جدید نظر و تجربه دیگران در مورد ویژگی‌های مختلف محصولات یا خدمات را پیدا نموده و با مقایسه محصولات با یکدیگر، بهترین محصول مورد نیاز خود را پیدا می‌کنند. همچنین با تجزیه و تحلیل بررسی‌ها، تولید کنندگان/ سازمان‌ها می‌توانند نقاط قوت و ضعف محصولات/ خدمات خود یا کسانی که از رقبا هستند را کشف کنند. از آنجا که حجم نظرات بسیار گسترده است، تجزیه و تحلیل دستی بررسی‌ها توسط مردم و سازمان‌ها برای تصمیم‌گیری امکان‌پذیر نیست و وقت‌گیر است. باتوجه به همه این سناریوها، یک نیاز خودکار برای پردازش تجزیه و تحلیل داده‌های بزرگ و استخراج نظرات یا همان تحلیل احساسات وجود دارد [۱].

مطالعات زیادی برای تحلیل نظرات کاربران در محیطهای مختلف ارائه شده که هر تحقیق سعی در رفع یکی از چالشهای موجود در طی فرایند تحلیل احساسات داشته‌اند. یکی از چالشها در این فرایند تعیین قطبیت یا همان منفی، مثبت و خنثی بودن نظر کاربران در یک زمینه خاص است که برای حل آن از دو روش اصلی یادگیری ماشین و یادگیری عمیق استفاده می‌گردد. هدف همه مطالعات انجام‌شده در این زمینه افزایش دقت در تعیین نوع قطبیت است. از این رو در این پژوهش به‌منظور تعیین قطبیت نظرات کاربران از ترکیب دو الگوریتم یادگیری عمیق یعنی RNN [۲] و LSTM [۳] استفاده می‌شود تا عملکرد و دقت آن نسبت به روش‌های ترکیبی الگوریتم‌های یادگیری عمیق مثل RNN-LSTM [٤] بررسی و مقایسه شود. از آنجا که رابطه معنایی بین کلمات در سطح جمله (هم‌بستگی بین کلمات متن و کلمات جنبه/ هدف) برای افزایش دقت طبقه‌بندی احساسات مبتنی بر متن ضروری است، در این تحقیق از تکنیک تعبیه گذاری کلمات از پیش آموزش دیده‌شده Word2vec [۵] استفاده‌شده است تا خروجی آن که یک ماتریس وزن است به دو رویکرد مبتنی بر RNN و LSTM برای طبقه‌بندی کلمات به‌منظور تعیین قطبیت جمله داده‌شود. در نتیجه، مدل پیشنهادی متشکل از ۲ لایه است: لایه اول، لایه کدگذاری معنایی است که روابط معنایی بین کلمات را بصورت بردار ذخیره می‌کند. لایه دوم، لایه RNN یا LSTM است که بردار ایجادشده از لایه قبل به عنوان ورودی الگوریتم اعمال شده تا پس از پردازشهای انجام‌شده، خروجی موردنظر که همان تعیین قطبیت جمله در سه سطح مثبت، منفی و خنثی است را تولید کند.

بطور کلی نوآوری تحقیق به شرح زیر است:

- استفاده از تعبیه گذاری کلمات با کمک روش از پیش تعیین‌شده Word2vec به‌منظور پیداکردن الگوریتم مناسب جهت تعیین قطبیت
- استفاده از الگوریتم یادگیری عمیق RNN و LSTM به‌منظور بهبود تعیین قطبیت در سطح جمله

ساختار مقاله در ادامه به شرح زیر است: بخش ۲، تحقیقات انجام‌شده در زمینه تحلیل احساسات را بیان می‌کند. بخش ۳، چارچوب روش پیشنهادی را شرح می‌دهد، بخش ٤، به ارزیابی مدل پیشنهادی می‌پردازد و در نهایت در بخش ۵، نتیجه‌گیری بیان خواهد شد.

## ۲ – مرور سوابق

در دهه‌های گذشته چندین روش برای تحلیل احساسات پیشنهاد شده‌اند. اکثر این روش‌ها مبتنی بر رویکرد زبان‌شناسی محاسباتی و رویکرد یادگیری ماشین مانند نایو بیز (NB)[1] و ماشین‌های بردار پشتیبان (SVMs)[2] هستند [٤]. با این حال، در سال‌های اخیر، استفاده از تکنیک جدیدی که به عنوان یادگیری عمیق شناخته شده است، توجه پژوهشگران را به خود جلب کرده‌است، زیرا نتایج قابل‌توجهی را برای کارهای پردازش زبان طبیعی مختلف به دست آورده‌است.

مدل‌های مختلفی از یادگیری عمیق برای تحقق تحلیل/ طبقه‌بندی احساسات سطح جمله پیشنهاد شده‌اند که می‌توان آن‌ها را به ۳ دسته تقسیم نمود:، CNN[3]، RNN و مدل‌های ترکیبی[4].

[1]Naïve Bayes
[2]Support vector machine (SVM)
[3]Convolutional neural networks (CNN)
[4]Hybrid approach

کیم [٦]، یک مدل CNN ساده و در عین حال کارآمد را با دو کانال پیشنهاد داد که در آن هر کانال از یک لایه مجزای واحد تشکیل شده و به دنبال آن یک ماکس-پولینگ برای تجزیه و تحلیل احساسات سطح جمله اعمال می‌شود. به طور خاص، این CNN فیلترهای متعددی را اعمال می‌کند که حاوی هسته‌هایی با اندازه‌های مختلف هستند. این مدل کم‌عمق موفقیت زیادی کسب‌کرد و از این رو توسط محققان دیگر به عنوان مدل پایه استفاده می‌شود. آن‌ها درروش پیشنهادی خود، از روابط معنایی بین کلمات در جمله استفاده نکرده‌اند و همین مسئله باعث کاهش دقت در تعیین قطبیت می‌شود. کلاچبرنر و همکاران [۷] یک مدل CNN پویا (DCNN)[1] ارائه دادند که متناوباً از یک کانولوشن عریض و پولینگ k-max پویا برای یادگیری ساختار معنایی جمله استفاده می‌کند. در مقایسه با ماکس-پولینگ سنتی، ماکس-پولینگ k-max به DCNN کمک می‌کند تا هر اندازه‌ای از جمله را مدیریت کند. گوان و همکارانش[۸]، یک CNN با نظارت ضعیف را برای دسته‌بندی احساسات سطح جمله استفاده کردند. این CNN شامل یک فرایند یادگیری دو مرحله‌ای است: در مرحله اول یک نمایش جمله با نظارت ضعیف با مرور کلی رتبه‌بندی‌ها می‌آموزد و سپس از برچسب‌های سطح جمله برای تنظیم خوب استفاده می‌کند. در این روش نیز رابطه معنایی بین کلمات در نظر گرفته نشده‌است.

ژارماگامبوف و همکاران [۹]، یک RNN عمیق را با مدل‌های درخت تصمیم (DeepRNN + DT) ادغام کردند. مدل پیشنهادی آن‌ها از بردار کلمات از پیش آموزش‌دیده word2vec استفاده نموده‌است و سژس با استفاده از RNN سنتی آموزش داده می‌شود. در آخر، طبقه‌بندی‌کننده جنگل تصادفی، برچسب احساس را به هر جمله اختصاص می‌دهد. این روش نیز از ترکیب الگوریتم یادگیری عمیق و یادگیری ماشین استفاده نموده است که منجر به کاهش سرعت می‌شود.

موسی و همکاران [۱۰]، استفاده از یک مدل تولیدی Bi-LSTM متنی با یک مدل زبانی[2] را بررسی نمودند، که ساختار Bi-LSTM را برای یادگیری اطلاعات متنی تغییر می‌دهد. آن‌ها درروش خود از توزیع احتمال جداگانه برای هر احساس از داده‌های آموزش استفاده نمودند. سپس یک مدل تفکیک‌کننده ساده بر اساس Bi-LSTM ایجاد می‌شود که روی همان مجموعه داده نیز اعمال می‌شود. برای به دست آوردن نتایج بهتر برای طبقه‌بندی احساسات، هر دو مدل تولیدی و تفکیک‌کننده ترکیب شدند تا یک مدل طبقه‌بندی کننده ایجاد کنند. در این روش نیز مشابه روش‌های قبل رابطه معنایی بین کلمات در نظر گرفته نشده است. تنگ و همکارانش [۱۱]، یک روش مبتنی بر لغت‌نامهٔ حساس به متن را برای طبقه‌بندی ارائه نمودند. روش آن‌ها مبتنی بر یک مدل مجموع وزنی ساده با استفاده از LSTM دو جهتی بدون در نظر گرفتن رابطه معنایی بین کلمات است. درروش پیشنهادی آن‌ها قطبیت یک جمله به زبان چینی تعیین می‌شود. کیان و همکارانش [۱۲]، یک LSTM تنظیم شده برای تعیین قطبیت نظرات ارائه کردند. مدل پیشنهادی با ترکیب منابع زبانی مانند لغت‌نامه احساسات، کلمات نفی و کلمات تشدید با LSTM، تأثیر احساسات در جمله را دقیق‌تر تعیین نمود. درروش پیشنهادی تنها تعدادی از کلمات خاص در جمله جهت تعیین قطبیت بدون در نظر گرفتن رابطه معنایی بین کلمات در نظر گرفته‌شده است.

وانگ و همکاران [۱۳]، یک ساختار CNN و RNN مشترک را برای طبقه‌بندی احساسات متون کوتاه شرح دادند، که از مزایای ویژگی‌های محلی دانه-درشت ایجاد شده توسط CNN و وابستگی‌های فاصله طولانی آموخته‌شده از طریق RNN استفاده می‌کند. روش پیشنهادی آن‌ها تنها از جملات کوتاه بدون در نظر گرفتن رابطه معنایی بین کلمات استفاده کرده‌است. گوگیلا و همکارانش[١٤] ، یک مدل شبکه عصبی عمیق مبتنی بر LSTM و CNN را ارائه کردند، که از تعبیه کلمات word2vec و زبانی برای دسته‌بندی (دسته بندی جملات بصورت واقعی یا احساسی) استفاده می‌کند. عبدی و همکاران [٤]، روشی به‌منظور دسته بندی نظرات به دوقطبیت مثبت و منفی ارائه دادند. آن‌ها درروش خود تنها بر روی جملات دوقسمتی متمرکز می‌شوند که بین این دو جملات، کلماتی مثل But, While و غیره وجود دارد. آن‌ها درروش خود از تعبیه گذاری کلمات از پیش تعریف شدهٔ word2vec استفاده نمودند و دولایه RNN و LSTM را نیز برای

[1]Dynamic CNN(DCNN)

[2] - cBi -LSTM LM

دسته‌بندی قطبیت جملات به مثبت و منفی بکار بردند. همان‌طور که ذکر شد درروش پیشنهادی آن‌ها تنها جملات دوقسمتی که با کلماتی مثل But, While به هم متصل شده‌اند استفاده‌شده است و این عمومیت روش ژیشنهادی آن‌ها را کاهش می‌دهد.

محمدی و همکاران [۱۵]، به‌منظور تعیین قطبیت نظرات کاربران تلگرام از روش امتیازدهی TF-IDF استفاده نمودند تا از کلمات با بیشترین امتیاز در تعیین قطبیت با استفاده از الگوریتم LSTM استفاده کنند. آن‌ها درروش پیشنهادی خود تنها روی جملات کوتاه و بدون در نظر گرفتن رابطه معنایی بین آن‌ها استفاده نمودند.

مونیکا و همکاران [۱۶] از LSTM به‌منظور ارزیابی توئیتهای خطوط هواپیمایی آمریکا استفاده نمودند. آن‌ها به‌منظور تعیین قطبیت توئیتها از رابطه معنایی کلمات با استفاده از Word2Vec استفاده نمودند اما ارزیابی دقیقی در این زمینه ارائه نداده‌اند.

همان‌طور که مرور سوابق نشان می‌دهد، تحقیقات کمی از رابطه معنایی بین کلمات استفاده نموده‌اند درحالیکه روابط معنایی بین کلمات در یک جمله می‌تواند تأثیر مثبتی در تعیین قطبیت در سطح جمله داشته باشد

## ۳- روش پیشنهادی

مسئله تشخیص نوع احساس کاربران یک مسئله طبقه‌بندی است لذا برای تحلیل احساسات درروش پیشنهادی از تکنیک یادگیری عمیق RNN و LSTM به همراه تعبیه گذاری کلمات Word2Vecاستفاده‌شده است تا عملکرد این دو روش در تعیین قطبیت نظرات بررسی گردد. هدف نهایی روش پیشنهادی آن است که تا حد ممکن دقت تعیین قطبیت نظرات افزایش یابد. روش پیشنهادی طبق چارچوب پیشنهادی شکل ۱، یک فرآیند چند مرحله‌ای به شرح زیر است:

- پیش پردازش متن: در این مرحله، تغییرات اولیه-ای بر روی متن اعما می‌شود تا برای مرحله پردازش آماده شوند.
- پردازش: در این مرحله، ابتدا، به‌منظور ایجاد برداری از کلمات که قابل استفاده برای الگوریتمای طبقه‌بندی باشد، مجموعه‌ای از ویژگیها و یک ماتریس تعبیه کلمات استخراج می‌شود. سپس از الگوریتم یادگیری عمیق RNNو LSTM به‌منظور تعیین قطبیت جملات استفاده می‌شود.
- ارزیابی و اعتبار سنجی روش پیشنهادی
- در ادامه هریک از بخشها شرح داده می‌شود.

### ۳-۱ پیش پردازش

متن خام ابتدا به عنوان ورودی به مرحله پیش پردازش داده-می‌شود. در این مرحله، هر سند به چند پاراگراف تجزیه‌شده، سپس، پاراگراف‌ها به جملات و در نهایت هر جمله بصورت مجزا به کلمات تجزیه می‌شوند. در ادامه کلماتی با بار معنایی کم و بی‌فایده حذف می‌شوند. نمونه‌ای از این کلمات، ایست-واژه‌ها مثل حروف ربط، اضافه و ضمایر هستند که فرکانس بالایی در متن داشته اما اطلاعات مفید اندکی را ارائه می‌دهند. در ادامه از روش stemming برای ریشه‌یابی یک کلمه استفاده می‌شود. در نهایت طبقه‌بندی کلمات متن بر اساس بخشی از دسته‌گفتار (اسم، فعل، قید، صفت و غیره) که به آن‌ها تعلق دارند به کار می‌رود

### ۳-۲ پردازش

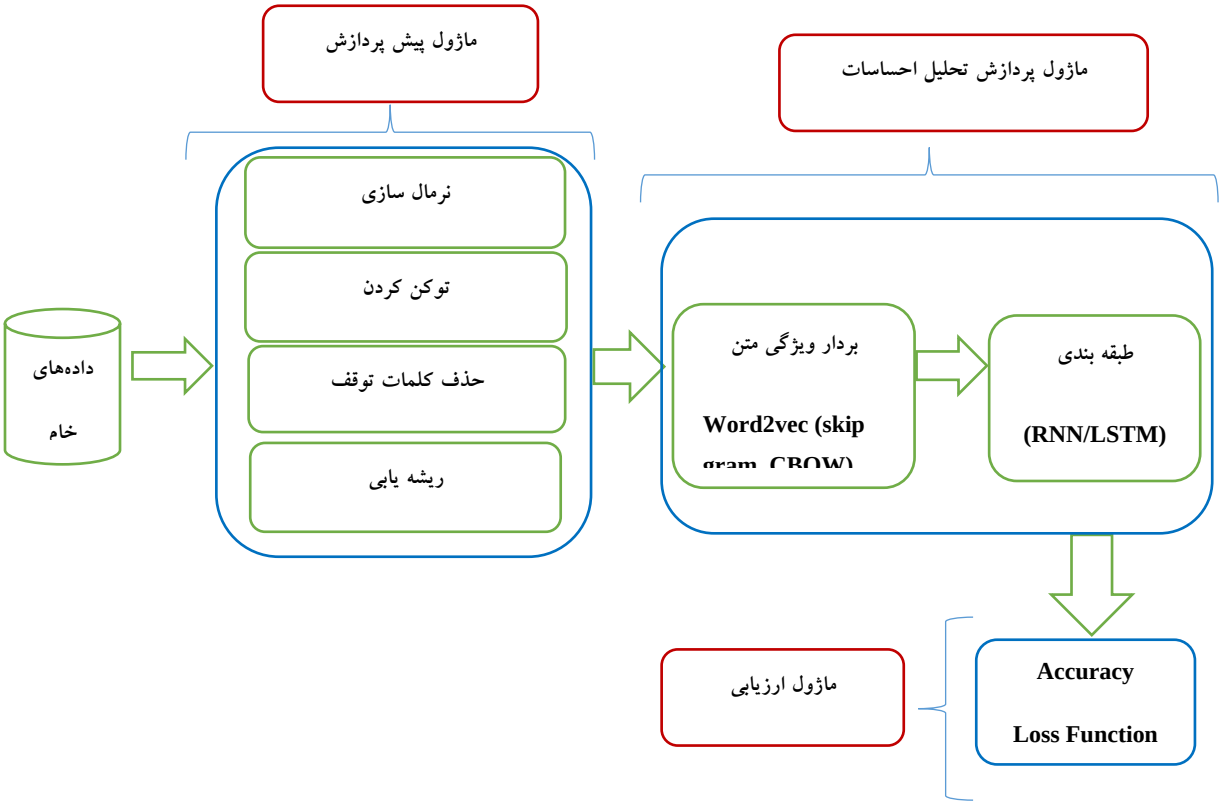
این مرحله شامل دو بخش نمایش برداری کلمات و طبقه‌بندی آن‌ها بر مبنای الگوریتم‌های یادگیری عمیق است.

#### ۳-۲-۱ نمایش برداری کلمات

در این مرحله به‌منظور نمایش بردار کلمات از تعبیه کلمات [۱۷]، استفاده می‌شود. زیرا این روش هم مشکل تولید بردارهای اسپارس را از بین خواهد برد و هم رابطه معنایی بین کلمات را مشخص خواهد کرد. در این روش یک جمله با استفاده از مجموعه کلماتش نشان داده می‌شود. این روش تعبیه گذاری می‌تواند کلمات را به بردارهای حقیقی و با ابعاد پایین تبدیل کرده و ویژگی‌های نحوی و معنایی مفید را در مورد کلمات به دست آورد تا کلمه هدف از بین کلمات محتوایی منبع پیش بینی شود.

روش فوق زمانی کارآمد هست که لغت نامه تعداد زیادی کلمه داشته باشد و در صورت نداشتن تعداد لغات زیاد، رابطه معنایی بخوبی پیدا نخواهد شد. به همین علت بهتر است از روش‌های از پیش آموزش دیده استفاده نمود. روش‌های از پیش آموزش دیده متنوعی مثل Word2vec, Glove, Fasttext and BERT وجود

دارد که در این تحقیق از روش تعبیه کلمه در سطح جمله با استفاده از مدل Word2vec استفاده‌شده است.




**شکل (۱): چارچوب روش پیشنهادی**

### ۳-۲-۲ طبقه‌بندی

در این مرحله بردار وزن ایجادشده از لایه تعبیه گذاری کلمات به دو رویکرد یادگیری عمیق RNN و LSTM داده می‌شود تا قطبیت جمله تعیین شود. در لایه مخفی RNN، درروش پیشنهادی از پارامترهای ماتریس وزن (w, u) و تابع فعالساز[1] استفاده‌شده است. رابطه ۱ [۱۸]، محاسبه پارامتر h را که باید برای هر واحد در لایه مخفی محاسبه شود، نشان می‌دهد.

$$h_t=f(h_{t-1},x_t) \qquad (۱)$$

در این رابطه t مرحله زمانی، $X_t$ ورودی و h حالت را نشان می‌دهد. تابع فعالساز نیز tanh است. در مدل RNN هر کلمه یا همان سلولهای لایه مخفی تمام کلمات زیر مجموعه را تحت تأثیر قرار می‌دهند. بعنوان مثال برای جمله I like movie شبکه بصورت زیر رفتار می‌کند: در مرحله اول یعنی t=0 کلمه I پردازش شده و پارامتر $h_0$ محاسبه می‌شود. در مرحله دوم t=1، کلمه like پردازش شده و $h_0$ نیز به سلول مخفی $h_1$ طبق رابطه ۱ اعمال می‌شود و در مرحله آخر کلمه movie پردازش شده و با اعمال $h_1$ به سلول مخفی آن، $h_2$ محاسبه می‌شود.

از آنجایی که اطلاعات ترتیبی کلمات و روابط معنایی بین آن‌ها تأثیر مهمی روی عملکرد دسته‌بندی احساسات دارد، RNN در بعضی موارد با مشکل مواجه می‌شود. به عنوان مثال RNN می‌تواند قطبیت کلمات منفی مثل not و bad را بخوبی تشخیص دهد اما عبارتی مثل not bad که ترکیبی از دو کلمه قبلی هست را نمی‌تواند

[1] Activation Function

بخوبی تعیین قطبیت نماید. از طرفی طول جملاتی که RNN می‌تواند پردازش کند محدود است و یادگیری کلماتی که به هم وابسته بوده ولی در جمله نسبت به هم فاصله زیادی دارند مشکل خواهد بود. به همین علت در این تحقیق از رویکرد الگوریتم یادگیری عمیق LSTM نیز استفاده‌شده است تا وابستگی کلمات دور از هم نیز در جمله به دلیل داشتن سلول حافظه در نظر گرفته شود. در این رویکرد از یک واحد حافظه استفاده می‌شود تا حالت را در مدت زمان طولانی حفظ کند.

## ٤- ارزیابی روش پیشنهادی

در این بخش روش پیشنهادی ارزیابی‌شده و نتایج آن نمایش داده می‌شود. برای انجام ارزیابی از زبان برنامه‌نویسی پایتون بر روی یک رایانه همراه دارای پردازنده intel i7 3210M با ۳۲ گیگابایت حافظه اصلی و حافظه جانبی SSD استفاده‌شده است. در این تحقیق، از دو مجموعه داده توئیت خطوط هوایی آمریکا و IMDB برای ارزیابی الگوریتم‌های پیشنهادی به کار گرفته شدند. مجموعه داده IMDB حاوی ۵۰۰۰۰ نظر در رابطه با نظرات فیلم‌ها است که هر نظر حاوی برچسب‌های مثبت یا منفی است. مجموعه داده توئیت‌های خطوط هوایی نیز حاوی یک میلیون و ٦۰۰ هزار نظر با ۳ برچسب مثبت، منفی و خنثی هستند.

جهت پیش‌پردازش مجموعه داده‌های فوق، ابتدا ایست‌واژه‌ها (مجموعه‌ای از کلمات متداول در هر زبان) که معمولاً ارتباطی به تجزیه‌وتحلیل احساسات ندارند، حذف‌شده‌اند، سپس تمام حروف به حروف کوچک انگلیسی تبدیل‌شده‌اند. در مرحله بعد نشانی‌های اینترنتی، نمادها و علائم نقطه‌گذاری، علائم نگارشی، نمادها (مثلاً نمادهای ارز) و درنهایت علائم خاص مثل t \r\ و غیره حذف‌شده‌اند.

بعد از آماده‌سازی اولیه داده‌ها، ۸۰ درصد داده‌ها برای آموزش و ۲۰ درصد برای تست در نظر گرفته شدند. در مرحله بعد جملات از هم جداشده و سپس جملات به کلمات تشکیل‌دهنده آن‌ها تقسیم شدند. به‌منظور رسم نمودارها نیز از تابع matplotlib استفاده‌شده است.

در مرحله پردازش الگوریتم‌های زیر پیاده‌سازی و باهم مقایسه شده‌اند:

۱- لایه تعبیه گذاری از word2vec استفاده کرده باشد، لایه دوم RNN و لایه سوم LSTM [٤]

۲- لایه تعبیه گذاری از word2vec استفاده کرده باشد و لایه دوم RNN (روش پیشنهادی)

۳- لایه تعبیه گذاری از word2vec استفاده کرده باشد، لایه دوم LSTM (روش پیشنهادی)

در لایه دوم که از RNN استفاده‌شده است تعداد نرون‌ها به‌اندازه طول جمله یعنی ۵۰ در نظر گرفته‌شده است و تابع فعال‌سازی آن Relu در نظر گرفته‌شده است.

در لایه سوم که LSTM است تعداد نرون‌های ورودی آن ۳۲ و تابع فعال‌سازی آن Relu در نظر گرفته‌شده است. تعداد نورون‌ها در این لایه به دلیل ممانعت از بیش برازش، ۳۲ انتخاب‌شده است. در لایه‌های مخفی RNN و LSTM از پارامترهای پیش‌فرض کتابخانه Keras طبق توضیحات بخش روش پیشنهادی استفاده‌شده است.

در ادامه در هرکدام از روش‌های فوق یک‌لایه Dense با تابع فعالیت softmax تعریف‌شده است تا خروجی این لایه که ۳ نرون هست را تعریف کند. این ۳ نرون خروجی همان قطبیت جمله است.

جهت تعیین عملکرد روش پیشنهادی به دلیل متوازن‌بودن داده‌ها ازنظر برچسب از معیار صحت[1] که بیان‌کننده تعداد «پیش‌بینی‌های صحیح انجام‌شده» توسط دسته‌بند، تقسیم‌بر، تعداد «کل پیش‌بینی‌های انجام‌شده» توسط همان دسته‌بند است و تابع زیان[2] Cross- Entropy که برای مسائل طبقه‌بندی کاربرد دارد، استفاده‌شده است.

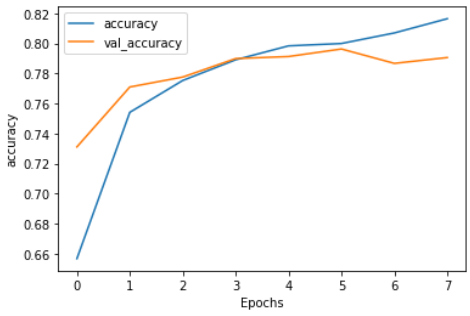
### ٤-١ ارزیابی روش پیشنهادی بر روی مجموعه داده خطوط هواپیمایی

در این بخش، دو روش پیشنهادی با روش ترکیبی مبتنی بر RNN-LSTM [٤] بر روی مجموعه داده توئیت‌های هواپیمایی مقایسه شده‌اند.

[1] Accuracy

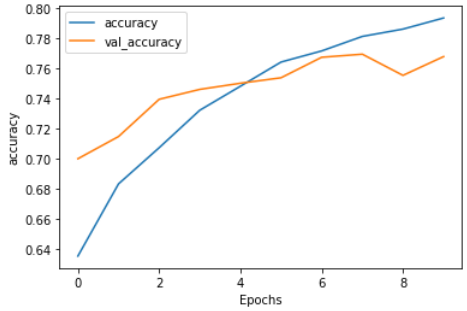
[2] Loss Function

همان‌طور که شکل ۲، نشان می‌دهد، دقت روش ترکیبی RNN-LSTM [٤] بر روی‌داده‌های آموزش تقریباً ۸۵٪ و بر روی‌داده‌های اعتبارسنجی[1] تقریباً ۷۸٪ است. همان‌طور که در مرور سوابق عنوان شد محدودیت این روش استفاده از جملات دوقسمتی و عدم عمومیت آن است. همچنین نتایج نامطلوب این روش می‌تواند به دلیل مسئله محوشدگی گرادیان در RNN باشد. ارزیابی انجام‌شده توسط محققین این روش نیز، به نتایج مشابهی رسیده است.

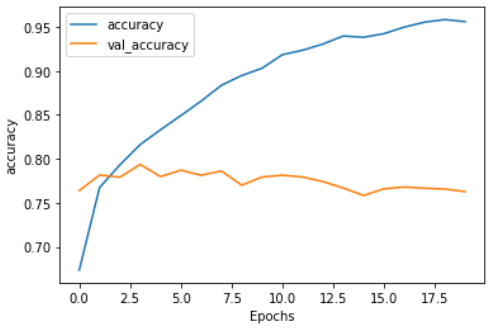



**شکل (۲): ارزیابی روش ترکیبی RNN-LSTM ازنظر معیار صحت بر روی‌داده‌های آموزش و اعتبار سنجی**

شکل ۳، ارزیابی روش پیشنهادی اول را که از الگوریتم RNN و تعبیه گذاری Word2vec استفاده‌شده، نشان می‌دهد. دقت الگوریتم بر روی‌داده‌های آموزش تقریباً ۸٪ و بر روی‌داده‌های اعتبارسنجی تقریباً ۷۷٪ است.




**شکل (۳): ارزیابی الگوریتم RNN ازنظر معیار صحت بر روی‌داده‌های آموزش و اعتبار سنجی**




**شکل (٤): ارزیابی الگوریتم LSTM ازنظر معیار صحت بر روی‌داده‌های آموزش و اعتبار سنجی**

دقت پائین این روش به این دلیل است که الگوریتم RNN در پردازش دنباله‌های خیلی بزرگ و طولانی به دلیل مسئله محوشدگی گرادیان[2] مناسب نبوده و قادر به در نظر گرفتن وابستگی بین کلمات بافاصله زیاد نیست. به همین دلیل درروش دوم از الگوریتم LSTM با تعبیه گذاری کلمات استفاده گردید و ارزیابی آن در شکل ٤ نشان داده‌شده است.

در این روش، دقت الگوریتم بر روی‌داده‌های آموزش تقریباً ۸٤٪ و بر روی‌داده‌های اعتبارسنجی تقریباً ۷۹٪ است

## ٤-۲ مقایسه روش پیشنهادی با روش ترکیبی RNN-LSTM

در این بخش دو روش پیشنهادی با روش ترکیبی RNN-LSTM [٤]، بر روی دو مجموعه داده مقایسه شد. جدول ۱، مقایسه دو روش پیشنهادی با روش ترکیبی RNN-LSTM را ازنظر معیار صحت و تابع زیان را بر روی‌داده‌های تست نشان می‌دهد.

همان‌طور که جدول نشان می‌دهد روش پیشنهادی دوم که از LSTM استفاده نموده است، بر روی‌داده‌های خطوط هواپیمایی صحت بالاتری نسبت به دو روش دیگر دارد. اما بر روی‌داده‌های IMDB میزان بهبود این روش نسبت به دو روش دیگر قابل‌توجه است.

با ارزیابی و مقایسه دو روش پیشنهادی با روش ترکیبی مبتنی بر RNN-LSTM طبق جدول ۱، می‌توان به نتایج زیردست یافت:

[1] Validation
[2] Vanishing gradients

روش مبتنی بر LSTM در هر دو مجموعه داده دارای صحت بالاتر و تابع هزینه پایین‌تر است و آن به دلیل سلول حافظه موجود در این روش است.

روش مبتنی بر RNN در تحلیل/ طبقه‌بندی احساسات سطح جمله نسبت به دو روش دیگر پایین‌ترین میزان صحت را به دلیل عدم توانایی پردازش دنباله‌های خیلی بزرگ و طولانی ناشی از مسئله محوشدگی گرادیان و عدم اعمال وابستگی بین کلمات بافاصله زیاد دارد.

روش مبتنی بر RNN-LSTM در مقایسه با روش مبتنی بر LSTM بر روی هر دو مجموعه داده ازنظر میزان صحت و تابع هزینه عملکرد خوبی نداشته است. این ارزیابی نشان می‌دهد که ترکیب دو روش RNN-LSTM به دلیل مشکل محوشدگی گرادیان RNN دقت روش را افزایش نمی‌دهد.

**جدول (۱): مقایسه روش پیشنهادی با روش ترکیبی RNN-LSTM بر روی‌داده‌های تست**

| | Airline Tweet | | IMDB | |
|---|---|---|---|---|
| | Loss | Accuracy | Loss | **Accuracy** |
| W-RNN-LSTM [4] | 0.54 | 0.78 | 0.7 | **0.78** |
| W-LSTM | 0.53 | 0.79 | 0.3 | **0.88** |
| W-RNN | 0.7 | 0.75 | 0.78 | **0.63** |

## ۵- نتیجه‌گیری

در این پژوهش به‌منظور بهبود دقت در تعیین قطبیت نظرات مبتنی بر متن از دو الگوریتم یادگیری عمیق RNN و LSTM به همراه روش تعبیه گذاری Word2vec استفاده‌شده است. نتایج ارزیابی بر روی دو مجموعه داده نشان می‌دهد که استفاده از الگوریتم LSTM نسبت به روش ترکیبی مبتنی بر RNN-LSTM دقت دسته‌بندی کلمات را بهبود می‌بخشد. زیرا روش ترکیبی فقط از جملات دوقسمتی استفاده نموده که با کلمات while, but و غیره از هم جداشده‌اند و این باعث کاهش دقت می‌شود. همچنین الگوریتم RNN به دلیل مشکل محوشدگی گرادیان قادر به پردازش دنباله‌های متنی خیلی بزرگ و طولانی نیست و به همین دلیل عملکرد بدتری نسبت به دو روش دیگر دارد.

در ادامه این پژوهش، می‌توان از الگوریتم GRU به‌جای LSTM استفاده نمود و عملکرد آن را در مقایسه با LSTM ارزیابی نمود. همچنین می‌توان روش پیشنهادی را بر روی نظرات فارسی نیز اعمال نمود. یکی از معایب روش پیشنهادی و اکثر روش‌های موجود دسته‌بندی نظرات به سه قطبیت مثبت، منفی و خنثی است که در ادامه می‌توان از تکنیک درجه‌بندی برای افزایش دسته‌ها استفاده نمود.

## References

**[1]** M., Huang, Q., Qian, X., Zhu, "Encoding syntactic knowledge in neural networks for sentiment classification", ACM Transactions on Information Systems (TOIS),Vol. 35, no. 3, 2017 Jun.

[2] H., Jiang, F., Qin, J., Cao, Y., Peng, Y., Shao, "Recurrent neural network from adder's perspective: Carry-lookahead RNN", Neural Networks, Vol. 144, P. 297-306, 2021 Dec.

[3] Y., Zhang, J., Wang, X., Zhang, "Conciseness is better: Recurrent attention LSTM model for document-level sentiment analysis", Neurocomputing, Vol. 462, P. 101-12, 2021 Oct.

[4] A., Abdi, SM., Shamsuddin, S. Hasan, J., Piran. "Deep learning-based sentiment classification of evaluative text based on Multi-feature fusion", Information Processing & Management, Vol. 56, no. 4, P. 1245-59, 2019 Jul.

[5] D., Jatnika, MA., Bijaksana, AA., Suryani, "Word2vec model analysis for semantic similarities in english words", Procedia Computer Science, P. 160-7, 2019 Jan

[6] Y., Kim, "Convolutional neural networks for sentence classification", Proceedings of Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP), Doha, P. 1746–1751, 2014

[7] N., Kalchbrenner, E., Grefenstette, P. Blunsom, "A convolutional neural network for modelling sentences", arXiv preprint arXiv:1404.2188. 2014 Apr 8.

[8] Z., Guan, L., Chen, W., Zhao, Y., Zheng, S., Tan, D., Cai, "Weakly-Supervised Deep Learning for Customer Review Sentiment

computational linguistics: Technical papers, p. 2428-2437, 2016 Dec.

[14] C, Guggilla, T., Miller, I., Gurevych, "CNN-and LSTM-based claim classification in online user comments", Proceedings of the 26th international conference on computational linguistics: technical papers p. 2740-2751, 2016 Dec.

[15] Mohammdi, Rezaeian, Pazhohan, “Determine the polarity of users' opinions and identify requests with the help of deep learning techniques in Telegram”, Fourth National Conference on Applied Research in Electrical Engineering, Mechanics, Computers and Information Technology, Shiraz University, 2018. (in persian)

[16] R., Monika, S., Deivalakshmi, B., Janet, "Sentiment analysis of US airlines tweets using LSTM/RNN", IEEE 9th International Conference on Advanced Computing (IACC), p. 92-95, 2019 Dec.

[17] KN., Singh, SD., Devi, HM., Devi, AK., Mahanta, "A novel approach for dimension reduction using word embedding: An enhanced text classification approach", International Journal of Information Management Data Insights. Vol. 2, no. 1, 2022 Apr.

[18] J., Schmidhuber, "Deep learning in neural networks: An overview", Neural networks, Vol. 61, P. 85-117, 2015 Jan.

Classification", IJCAI, p. 3719-3725, 2016 Jul 9.

[9] AS., Zharmagambetov, AA., Pak, "Sentiment analysis of a document using deep learning approach and decision trees", Twelve IEEE international conference on electronics computer and computation (ICECCO), p. 1-4, 2015 Sep 27.

[10] A., Mousa, B., Schuller, "Contextual bidirectional long short-term memory recurrent neural network language models: A generative approach to sentiment analysis", Proceedings of the 15th Conference of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics", P. 1023–1032, 2017.

[11] Z., Teng, DT., Vo, Y. Zhang, "Context-sensitive lexicon features for neural sentiment analysis", Proceedings of the conference on empirical methods in natural language processing, p. 1629-1638, 2016 Nov.

[12] Q., Qian, M., Huang, J., Lei, X., Zhu, "Linguistically regularized LSTMs for sentiment classification", arXiv preprint arXiv:1611.03949. 2016 Nov 12.

[13] X., Wang, W., Jiang, Z., Luo, "Combination of convolutional and recurrent neural network for sentiment analysis of short texts", Proceedings of the 26th international conference on

Journal of Applied And Basic Machine Intelligence Research (ABMIR)

Applied and Basic Machine Intelligence Research

Vol. 1, No. 1, Spring & Summer 2023, 108-115

# Improving Sentence Polarity Determination in Sentiment Analysis based on RNN and LSTM Deep Learning Algorithm

**Narjes Chavosh[1] Sima Emadi[2*]**

[1] Master student of computer engineering department - Yazd branch - Islamic Azad University
[2] Assistant Professor, Department of Computer Engineering, Yazd Branch, Islamic Azad University, Yazd, Iran

## Article Information

**Original Research Paper**

**Received:**
2022 February 21

**Accepted:**
2022 May 08

**Keywords:**
Sentiment Analysis, Deep Learning, RNN, LSTM, Word Embedding, Word2vec

**Corresponding Author*:**
emadi@iauyazd.ac.ir

## Abstract

Today, due to the large volume of opinions published by people in cyberspace, sentiment analysis plays a key role in extracting information. One of the new techniques based on studies has been done to determine the exact polarity of the sentence in sentiment analysis is deep learning algorithms. In this research, two deep learning algorithms, namely RNN and LSTM, has been used to determine sentence polarity in order to achieve more accurate results. Moreover, in the proposed technique, pre-trained word embedding algorithm, namely Wordtovec, was used to determine the semantic relationships between words to increase the accuracy of the proposed method. The proposed method was evaluated on two data sets; airline-tweet and IMDB. The evaluation results show that on the airline-tweet dataset, the proposed method has an accuracy of 0.78 and accuracy of 0.84 on the IMDB data set.

: 10.22034/ABMIR.2022.2678