# تشخیص انتشار شایعه در شبکه‌های پیچیده بر اساس مدل ILSR و درجه گره‌ها

**خسرو احمدی[۱]، طالب خفایی[۲*]، مازیار گنجو[۳]**

**۱*: گروه مهندسی کامپیوتر، واحد بوشهر، دانشگاه آزاد اسلامی، بوشهر، ایران، khosrow35@yahoo.com**
**۲*: گروه مهندسی کامپیوتر، واحد بوشهر، دانشگاه آزاد اسلامی، بوشهر، ایران، khafaietaleb@gmail.com**
**۳: گروه مهندسی فناوری اطلاعات، واحد بوشهر، دانشگاه آزاد اسلامی، بوشهر، ایران، ganjoo@gmail.com**
**تاریخ دریافت: ۱۴۰۰/۶/۲ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۰/۸/۱۳**

**چکیده**

ماهیت فراگیر پلتفرم‌های شبکه‌های اجتماعی منجر به تولید حجم زیادی از داده‌ها شده است. عدم وجود محدودیت برای به اشتراک گذاشتن اطلاعات در این شبکه‌ها باعث گسترش اطلاعات بدون توجه به اعتبار آنها می‌شود. چنین اطلاعات غلطی معمولاً منجر به تولید و انتشار شایعات می‌گردد. بنابراین، تشخیص خودکار شایعات در شبکه‌های اجتماعی یکی از حوزه‌های تحقیقاتی جذاب برای تجزیه و تحلیل این شبکه‌ها است. این مقاله روشی را برای مقابله با انتشار شایعات در شبکه‌های اجتماعی بر پایه مدل شبکه عصبی خودرمزگذار و مدل انتشار اپیدمی ILSR معرفی می‌کند. در اینجا، مدل شبکه عصبی خودرمزگذار با چندین آستانه ابتکاری برای تشخیص اولیه شایعه اعمال شده و سپس کنترل شایعات توسط یک نسخه توسعه یافته‌ای از مدل شیوع اپیدمی ILSR انجام می‌شود. مدل پیشنهادی با نام ILSHR کاربران شبکه اجتماعی را در پنج گروه جاهل، کمین، پخش‌کننده، خواب زمستانی و سختگیر در نظر می‌گیرد. با توجه به حالات انتقال در مدل انتشار شایعه ILSHR، این مدل علاوه بر خصوصیات مربوط به گروه افراد کمین، خصوصیات گروه افراد خواب زمستانی را نیز از مدل SIHR لحاظ می‌کند. مکانیسم‌های فراموشی و یادآوری از خواب زمستانی می‌تواند زمان ترمینال شایعه را به تعویق انداخته و در نهایت باعث کاهش تأثیر شایعه در شبکه اجتماعی شود. تجزیه‌وتحلیل روش پیشنهادی برای مدل‌سازی انتشار شایعات روی مجموعه داده شبکه اجتماعی سینا ویبو انجام شده است. نتایج نشان دهنده عملکرد بهتر روش پیشنهادی با دقت تشخیص ۹۵,۷٪ نسبت به مدل‌های DGRU و DLSTM می‌باشد.

واژه های کلیدی: انتشار شایعه، شبکه‌های اجتماعی، شبکه‌های پیچیده، مدل ILSR، درجه گره‌ها.

## ۱- مقدمه

شایعه معمولاً به تفسیر غیرقابل تأیید نگرانی‌های عمومی، موضوعات و رویدادهای مربوط به منافع عمومی با استفاده از روش‌های مختلف انتشار اشاره دارد. با توسعه سریع اینترنت، شبکه اجتماعی آنلاین (OSN[1]) به هر جنبه‌ای از زندگی افراد نفوذ کرده است [۱]. با این حال، یک سری شایعات زندگی روزمره مردم را از بین برده و بر جنبه‌های عادی زندگی آنها در اینترنت و جامعه تأثیر می‌گذارند. در مقایسه با شایعات موجود در جامعه، شایعات در فضای مجازی بسیار سریعتر گسترش می‌یابند. انتشار این شایعات با دامنه تأثیر گسترده‌تر و عوامل غیرقابل کنترل بیشتری روبرو می‌باشند. بنابراین، بررسی قوانین انتشار شایعه در شبکه‌های پیچیده که توسط شبکه‌های اجتماعی ارائه می‌شوند، برای کنترل شایعه دارای اهمیت مثبتی هستند [۲].

امروزه ارتباطات تحت اینترنت توسعه یافته و شبکه‌های اجتماعی مجازی رشد چشمگیری داشته و اجتماعات مختلفی در آنها شکل گرفته‌اند. امروزه شبکه‌های اجتماعی به انتشار شایعات و اخبار دروغین تسریع بخشیده‌اند به طوری که این امر به یکی از

[1] Online Social Network

مهم‌ترین مسائل و معضلات رایج استفاده از شبکه‌های اجتماعی در ایران و سراسر دنیا تبدیل شده است. شایعه پدیده‌ای اجتماعی و روانی به معنی بیان مسائل بی‌پایه و انتشار آنها می‌باشد [۳]. این امر به خصوص هنگامی که این شایعات به حریم خصوصی افراد دیگر مرتبط است اهمیت و خطر بیشتری پیدا می‌کند. پخش و انتشار یک شایعه در شبکه‌های اجتماعی شاید با فشردن دکمه بازنشر کسری از ثانیه زمان برد، اما تاثیرات اجتماعی، فرهنگی، سیاسی و حتی اقتصادی این کار می‌تواند بسیار وسیع و دور از تصور کاربران باشد [۴]. لذا نیاز است رویکردهایی برای مقابله با این پدیده رایج در شبکه‌های اجتماعی که به عنوان بیماری اجتماعی نیز محسوب می‌شود، ارائه و توسعه داده شود.

شبکه‌های اجتماعی آنلاین به وسیله سرویس‌های شبکه‌های اجتماعی سازماندهی شده‌اند. ساختاری که به سرعت در سال‌های اخیر در حال توسعه است نظیر فیسبوک، توییتر و وایبر [۵]. آنها به شدت در حال تغییر سبک زندگی مردم هستند. این شبکه‌ها می‌توانند به صورت شبکه‌های بی‌مقیاس یا شبکه‌های جهان کوچک توصیف شوند. یک جنبه بسیار مهم در این زمینه، پویایی در گسترش اطلاعات در شبکه‌های پیچیده می‌باشد. در این میان شایعات نیز به عنوان یک نوع از اطلاعات، در این شبکه‌ها انتشار می‌یابد. یک شایعه می‌تواند باعث ایجاد وحشت شود و منجر به آسیب‌های روانی و اقتصادی به جامعه شود. به طور کلی، با ظهور سریع شبکه‌های اجتماعی آنلاین، انتقال شایعه رو به رشد است و تاثیر قابل توجهی بر ثبات اجتماعی و زندگی انسان‌ها دارد. برای مقابله با پدیده انتشار شایعه، مدل‌های بسیاری توسط محققین در این زمینه ارائه شده است که اغلب مبتنی بر مدل‌های اپیدمیولوژی نظیر SI، SIS و SIR می‌باشند [۶]. در این راستا، بسیاری از مدل‌های سنتی برای تحلیل انتقال اطلاعات از مدل‌های دینامیکی بیماری‌های عفونی، نظیر SI (مستعد- آلوده)، SIS (مستعد- آلوده -مستعد) ، SIR (مستعد- آلوده - بهبودیافته) و غیره استفاده می‌کنند. محققان در زمینه‌های مختلف بر اساس سناریوهای تحقیقاتی خود نسخه‌های این مدل‌ها را توسعه داده‌اند [۷].

کاربران مختلف دارای سطح متفاوتی از دانش منطقی در شبکه‌های اجتماعی هستند و درک آنها از زمینه‌های شایعه خاص متفاوت است. بنابراین، کاربران مختلف در روند انتشار شایعات نقش‌های مختلفی دارند و باید تأثیر اختلافات کاربران در انتشار شایعه در نظر گرفته شود [۸]. بر اساس این مسئله، در این مقاله یک روش انتشار شایعه جدید بر اساس مدل ILSR توسعه داده می‌شود. در این روش کاربران واقعی به عنوان گره‌های شبکه در نظر گرفته شده و ارتباط بین کاربران به عنوان لینک بین گره‌ها تفسیر می‌شوند. علاوه بر این، با توجه به پیچیدگی ساختار شبکه اجتماعی واقعی در شبکه‌های پیچیده، توابع تبدیل نرخ انتقال، میزان عفونت و میزان بهبودی برای هر گره بر اساس درجه آنها تعریف شده تا مدل ILSR منطقی‌تر و موثرتر شود. بنابراین، بر اساس درجه هر گره، یک تابع انتقال حالت گره جدید طراحی خواهد شد تا مدل معقول‌تری حاصل شود.

در ادامه این تحقیق؛ در بخش دوم به بررسی برخی از جدیدترین کارهای انجام شده در این زمینه انتشار شایعات می‌پردازیم. روش پیشنهادی در بخش سوم مطرح شده و نتایج حاصل از آن در بخش چهارم ارائه می‌گردد. در نهایت در بخش پنجم نتیجه‌گیری و پیشنهادات مطرح می‌شود.

## ۲- پیشینه تحقیق

در زمینه مسئله انتشار شایعات در شبکه‌های اجتماعی، تحقیقات زیادی صورت گرفته است. در این بخش به معرفی برخی از جدیدترین تحقیق‌های مرتبط می‌پردازیم. زو و وانگ (۲۰۲۰)، تجزیه و تحلیل پایداری مدل انتشار شایعات SAIR را بر مبنای استراتژی‌های کنترل در شبکه‌های اجتماعی آنلاین پیشنهاد دادند [۸]. در این مقاله به منظور بررسی تأثیر سکوت اجباری بر پخش‌کنندگان، مدل انتشار شایعات با مکانیسم سکوت بررسی شده است. تحلیل تئوریکی مدل انتشار شایعه، وجود نقاط تعادل، تقسیم عقب مانده و ثبات محلی را نشان می‌دهد. یانگ و همکاران (۲۰۲۰)، یک مدل انتشار رقابتی به عنوان مدل آستانه خطی با انتقال حالت یک جهت[۲] (LT1DT) برای مدل‌سازی انتشار شایعه در شبکه‌های اجتماعی پیچیده ارائه دادند [۹]. در اینجا مسئله به حداقل رساندن انتشار شایعه در شبکه‌های اجتماعی بررسی شده و رویکردی جدید بر اساس پویایی انتشار توسط LT1DT انجام می‌شود.

[2] Linear Threshold model with One Direction state Transition

یانگ و همکاران (۲۰۱۹)، یک مدل انتشار شایعه ILSR بر اساس درجه گره را در شبکه‌های پیچیده پیشنهاد دادند [۱۰]. در این روش، نقش کاربران مختلف در انتشار شایعات در نظر گرفته شد، بطوریکه، بر اساس درجه گره‌های مختلف در شبکه، یک تابع انتقال حالت جدید برای هر گره طراحی شده و سپس یک مدل ILSR انتشار شایعه جدید اعمل می‌شود. آلزنین و آزمی (۲۰۱۹)، ثبات ویژگی‌ها در شبکه اجتماعی توئیتر در طول زمان را مورد بررسی قرار دادند [۱۱]. در این مقاله سطوح عملکردی دسته‌بندی شایعات در طول سه روز نخست انتشار تا نزدیک به دو ماه از زمان انتشار بررسی شده است. این روش بر مبنای یک الگوریتم دسته‌بندی ابداعی به دقت حدود ۸۹٪ رسیده است. اولیوی و همکاران (۲۰۱۹)، وجود دو نوع رابطه بین پیام در میکروبلاگ‌ها را مورد بررسی قرار دادند [۱۲]. در این مقاله بر مبنای این روابط و الگوریتم پیشنهاد شده، شایعات سریع‌تر و با دقت ۸۴٪ شناسایی شده است.

ما و همکاران (۲۰۱۸)، به چالش تشخیص شایعات در شبکه‌های پیچیده پرداخته‌اند. با توجه به این که شایعات در میان انبوهی از داده‌ها پراکنده هستند، باید ترکیب داده‌های متنوع با همدیگر سازگاری داشته باشد [۱۳]. در این روش از ترکیب الگوریتم‌های RNN و LSTM استفاده شده و دقت بیش از ۶۵٪ گزارش شده است. زو و همکاران (۲۰۱۸)، از ویژگی‌های محتوایی توئیت‌ها با دنبال کردن ساختار انتشار نامتوالی و ایجاد نمایش‌های قدرتمند برای شناسایی انواع مختلف شایعات استفاده کردند [۱۴]. در این روش دو مدل شبکه عصبی بازگشتی مبتنی بر درخت تصمیم با رویکرد بالا به پایین و پایین به بالا برای یادگیری ویژگی‌ها و طبقه‌بندی شایعات ارائه شده است. نتایج نشان دهنده برتری شبکه عصبی بازگشتی نسبت به رویکردهای قبلی با دقت بیش از ۷۲٪ است.

سیسیلیا و همکاران (۲۰۱۸)، به منظور تشخیص شایعه بر روی ویژگی‌های «متن یک پست»، «پاسخ کاربران دریافت کننده متن» و «کاربران منتشر کننده آن» تمرکز کردند [۱۵]. شناسایی شایعات تنها بر اساس یکی از این ویژگی‌ها کار دشواری است، بنابراین در این مقاله از یک مدل ترکیبی استفاده شده که از هر سه ویژگی برای تشخیص بهتر شایعات استفاده می‌کند. این روش به دقت بیش از ۸۹٪ رسیده است. نگوین و همکاران (۲۰۱۷)، یک مدل شبکه عصبی عمیق (RNN[۳]) ترکیبی با نام DGRU[۴] را برای کشف شایعه روی پیشنهاد دادند [۱۶]. در این مقاله سه ویژگی متن یک خبر، پاسخ کاربر به دریافت خبر و کاربران منبع که خبر را منتشر می‌کنند برای تشخیص شاعات استفاده شده است. مدل DGRU یک نسخه ساده تر از واحدهای LSTM[۵] (حافظه طولانی کوتاه-مدت) با پارامترهای کمتری است، جائیکه در آن پست‌ها به عنوان ورودی سری زمانی سازماندهی می‌شوند. LSTM در پیش‌بینی برای مسائل دارای توالی بسیار قدرتمند نشان می‌دهد، چون توانایی ذخیره‌سازی اطلاعات گذشته را دارد. GRU[۶] واحد عمودکننده گیت هستند و در واقع نوعی از سلول‌های حافظه طولانی کوتاه مدت (LSTM) می‌باشند. در اینجا، DGRU از خصوصیات GRU بهره می‌برد.

مدل DLSTM توسط زو و همکاران (۲۰۱۹) برای تشخیص شایعه روی شبکه اجتماعی سینا ویبو ارائه شده است [۱۷]. این مدل شامل شبکه عصبی بازگشتی عمیق (DRNN[۷]) و فیلترینگ داده‌ها برای پیش‌بینی شایعات است. معماری DRNN یک شبکه متقارن برای تشخیص خودکار شایعات است که عملکرد بهتری نسبت به RNN و روش‌های موجود نشان داده است. در این مقاله، ابتدا در مرحله آماده‌سازی داده‌ها، پست‌ها مطابق با دنبال‌کننده‌های کاربر فیلتر شده و سپس، پست‌ها به صورت متوالی کدگذاری می‌شوند. در ادامه از چندین لایه تعبیه شده برای نمایش بهتر ویژگی‌ها و همچنین چند لایه در RNN برای گرفتن ویژگی‌های سیگنال زمانی پویا استفاده می‌شود.

خلاصه‌ای از روش‌های مورد بررسی در جدول ۱ آورده شده است.

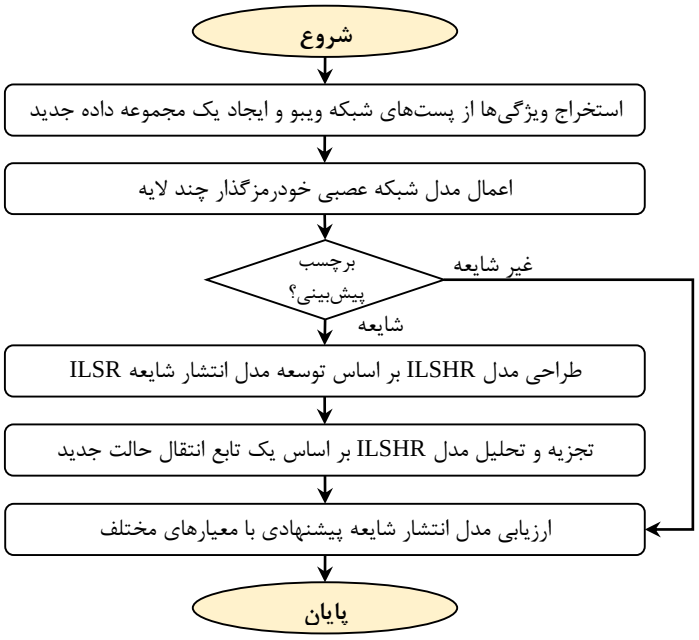
[3] Recurrent Neural Network
[4] Deep Gated Recurrent Unit
[5] Long Short-Term Memory
[6] Gated Recurrent Unit
[7] Deep Recurrent Neural Network

جدول ۱: خلاصه‌ای از روش‌های مورد بررسی

| نویسندگان | نام مدل | روش پژوهش | مزایا | مرجع |
|---|---|---|---|---|
| زو و وانگ (۲۰۲۰) | SAIR | بررسی تأثیر سکوت اجباری بر گروه جمعیت پخش‌کننده | نقاط تعادل، تقسیم عقب مانده و ثبات محلی | [۸] |
| یانگ و همکاران (۲۰۲۰) | LT1DT | مدل آستانه خطی با انتقال حالت یک جهته | حداقل‌سازی انتشار شایعه بر اساس پویایی انتشار | [۹] |
| یانگ و همکاران (۲۰۱۹) | ILSR | مدل انتشار شایعه بر اساس درجه گره | درنظر گرفتن نقش کاربران مختلف در انتشار شایعات | [۱۰] |
| آلزنین و آزمی (۲۰۱۹) | - | الگوریتم دسته‌بندی ابداعی | ثبات ویژگی‌ها در طول زمان | [۱۱] |
| اولیوی و همکاران (۲۰۱۹) | - | الگوریتم کشف شایعه سریع در میکروبلاگ‌ها | بررسی وجود دو نوع رابطه بین پیام در میکروبلاگ‌ها | [۱۲] |
| ما و همکاران (۲۰۱۸) | LSTM-RNN | ترکیب الگوریتم‌های RNN و LSTM | سازگاری داده‌های متنوع در میان انبوهی از داده‌ها پراکنده | [۱۳] |
| زو و همکاران (۲۰۱۸) | - | شبکه عصبی بازگشتی مبتنی بر درخت تصمیم | استفاده از ویژگی‌های محتوایی توئیت‌ها با دنبال کردن ساختار انتشار نامتوالی | [۱۴] |
| سیسیلیا و همکاران (۲۰۱۸) | - | یک مدل ترکیبی با سه عنوع ویژگی برای تشخیص بهتر شایعات | استفاده از ویژگی‌های «متن یک پست»، «پاسخ کاربران دریافت کننده متن» و «کاربران منتشر کننده آن» | [۱۵] |
| نگوین و همکاران (۲۰۱۷) | DGRU | مدل شبکه عصبی عمیق مبتنی بر حافظه طولانی کوتاه-مدت | بهره‌گیری از خصوصیات GRU در مدل انتشار شایعه | [۱۶] |
| زو و همکاران (۲۰۱۹) | DLSTM | شبکه عصبی بازگشتی عمیق با فیلترینگ داده‌ها | استفاده از چندین لایه تعبیه شده برای نمایش بهتر ویژگی‌ها | [۱۷] |

## ۳- روش پیشنهادی

در این مقاله یک مدل انتشار شایعه ترکیبی شامل مدل شبکه عصبی لایه خودرمزگذار و نسخه توسعه یافته‌ای از مدل شیوع اپیدمی ILSR برای کنترل شایعات در شبکه‌های اجتماعی ارائه شده است. در مدل انتشار شایعه پیشنهادی از درجه گره‌ها برای تجزیه و تحلیل انتشار شایعات استفاده می‌شود. شکل ۱ فلوچارت روش پیشنهادی را نشان می‌دهد.




شکل ۱: فلوچارت روش پیشنهادی

در این تحقیق تجزیه و تحلیل انتشار شایعات بر اساس پست‌های ایجاد شده در مجموعه داده شبکه اجتماعی سینا ویبو انجام می‌شود. برای اینکار از هر پست موجود در مجموعه داده، ویژگی‌هایی مرتبط با شایعه و غیر-شایعه استخراج می‌شود. برای مدل‌سازی این مجموعه داده از شبکه عصبی خودرمزگذار چند لایه استفاده می‌شود. هدف این مدل پیش‌بینی برچسب شایعه برای پست جدید است. نتایج پیش‌بینی برچسب پست‌ها توسط مدل شبکه عصبی خودرمزگذار نشان می‌دهد که خطای تشخیص پست‌های غیرشایعه بسیار کم می‌باشد. با این حال، پست‌هایی که به عنوان شایعه شناسایی شده‌اند از خطای بالایی برخوردار می‌باشند، چون مدل شبکه عصبی خودرمزگذار شایعات را تنها بر اساس برخی از ویژگی‌ها مدل‌سازی می‌کند و نمی‌تواند رفتار کاربران را در انتشار شایعات درک کند. بنابراین، با توجه به عدم اطمینان به مدل شبکه عصبی خودرمزگذار در شناسایی پست‌هایی با برچسب شایعه، در اینجا از یک مدل توسعه یافته از مدل انتشار شایعه ILSR با نام ILSHR برای تجزیه و تحلیل پست‌های شایعات استفاده شده است. علاوه بر این، در این مقاله یک تابع انتقال حالت جدید بر اساس درجه هر گره برای تجزیه و تحلیل بهتر حالت پایدار شبکه طراحی شده است.

### ۳-۱- ایجاد مجموعه داده با استخراج ویژگی‌ها از پست‌ها

برای شناسایی پست‌های شایعه از غیر شایعه نیاز به استخراج ویژگی‌هایی از پست‌ها می‌باشد که خصوصات نهفته در آنها را توصیف کنند. در اینجا برای هر پست از مجموعه داده ویژگی‌ها مطابق جدول ۲ استخراج می‌شود. با توجه به در دسترس بودن نوع پست‌ها (شایعه یا غیر شایعه)، برچسب کلاس هر پست نیز مشخص است، بنابراین می‌توان از روش‌های یادگیری باناظر برای مدل‌سازی استفاده کرد. این مجموعه داده قبل از مدل‌سازی توسط روش z-score [۱۸] نرمال‌سازی می‌شود.

جدول ۲: ویژگی‌های استخراج شده از مجموعه داده سینا ویبو برای شناسایی شایعات

| ویژگی | توصیف | ویژگی | توصیف |
|---|---|---|---|
| $f_1$ | تعداد کاربران طرفدار این پست | $f_8$ | تعداد شکلک‌ها در پست |
| $f_2$ | تعداد کاربرانی که درباره پست نظر داده‌اند. | $f_9$ | تعداد علائم سوال در پست |
| $f_3$ | تعداد کاربرانی که پست را دوباره ارسال کرده‌اند. | $f_{10}$ | تعداد ضمیرهای شخص اول در پست |
| $f_4$ | نمره احساس مربوط به پست | $f_{11}$ | طول پست (تعداد کاراکترها) |
| $f_5$ | تعداد تصاویر ارسال شده در پست | $f_{12}$ | آیا این پست یک پست ارسال مجدد (repost) است؟ |
| $f_6$ | تعداد بحث‌ها (#topics) در پست | $f_{13}$ | ساعت ارسال پست |
| $f_7$ | تعداد تذکرها (@mentions) در پست | $f_{14}$ | منبع ارسال پست |

### ۳-۲- اعمال مدل شبکه عصبی خودرمزگذار چند لایه

در این مقاله، برای مدل‌سازی مجموعه داده ایجاد شده از شبکه عصبی خودرمزگذار[8] (AE) [۱۹] استفاده می‌شود، جائیکه در نهایت این مدل منجر به شناسایی پست‌های جدید از نظر شایعه و غیر شایعه خواهد شد. در بخش بعدی در مورد تأثیر مدل‌های خودرمزگذار با تعداد لایه‌های پنهان متفاوت و همچنین آستانه‌های سازگار در تشخیص شایعه بحث می‌شود. مقدار آستانه مناسب برای خطاهای بازتولید می‌توان شایعات را از غیر شایعات تشخیص دهد. اگر خطای باز تولید $E_j$ بزرگتر از یک مقدار آستانه باشد، آنگاه پست یک شایعه است.

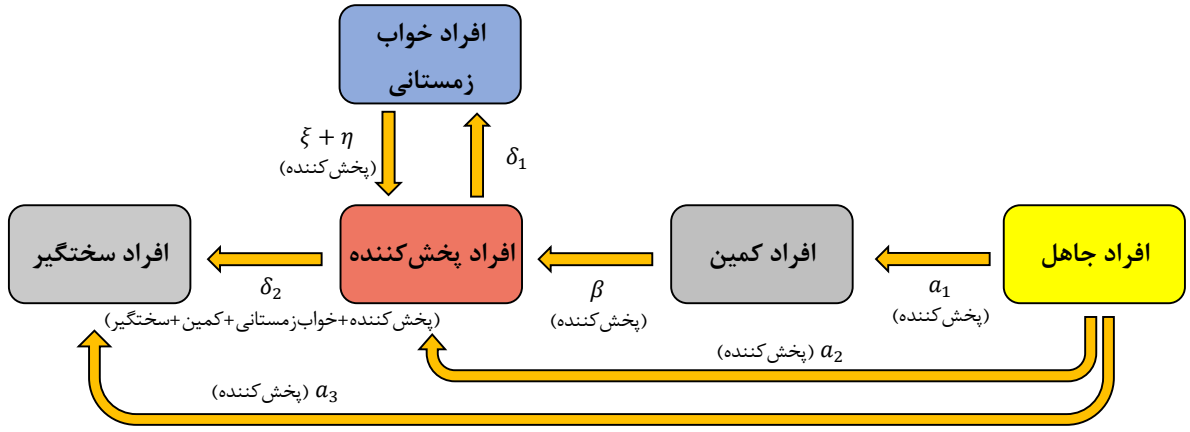
### ۳-۳- مدل انتشار شایعه پیشنهادی

کاربران مختلف در روند انتشار شایعات نقش‌های مختلفی دارند و باید تأثیر اختلافات کاربران در انتشار شایعه در نظر گرفته شود. هنگامی که یک کاربر بر اساس درک خود از دانش موجود، شایعه‌ای را می‌شنود، ممکن است اقدام به انتشار شایعه کند و یا ممکن است آن را انتشار نداده و در کمین باشد. اگر او انتخاب کند که بی‌خبر باشد، وقتی کاربران زیادی در اطراف او شایعه را انتشار می‌دهند، او نیز با احتمال بیشتری برای انتشار شایعه به یک پخش‌کننده تبدیل می‌شود. به همین ترتیب، بسته به افکار ذهنی خود، احتمال اینکه کاربران مختلف جلوی انتشار شایعات را بگیرند، متفاوت است.

[8] Autoencoder

مدل اولیه انتشار شایعات با نام SIR[9] [۲۰] شناخته می‌شود و سایر مدل‌ها عملا از آن توسعه یافته‌اند. مدل SIR از سه گروه مستعد (S)، آلوده (I) و بهبود یافته (R) تشکیل شده است. یکی از مدل‌های توسعه یافته SIHR[10] [۲۱] است که افراد جامعه را با چهار گروه مستعد (S)، آلوده (I)، خواب زمستانی (H) و حذف شده نشان می‌دهد. تفاوت SIHR با SIR در اضافه کردن یک لینک مستقیم از افراد جاهل به افراد سختگیر و همچنین معرفی نوع جدیدی از افراد با نام خواب زمستانی است. مکانیسم‌های فراموشی و یادآوری از خواب زمستانی در مدل SIHR، زمان ترمینال شایعه را به تعویق انداخته و در نهایت باعث کاهش تأثیر شایعه می‌شود. علاوه بر مدل انتشار شایعه SIHR، مدل ILSR[11] [۱۰] نیز به تازگی از مدل SIR توسعه یافته است. این مدل شامل چهار گروه از افراد جاهل (I)، کمین (L)، پخش‌کننده (S) و سختگیر (R) می‌باشد. در اینجا، افراد جاهل کاربرانی را نشان می‌دهند که هرگز در معرض شایعات قرار نگرفته ولی ممکن است شایعات را باور کنند. افراد کمین کاربرانی را نشان می‌دهند که شایعات را شنیده‌اند، اما شکاک هستند و موقتا آنها را پخش نمی‌کنند. افراد پخش‌کننده کاربرانی را نشان می‌دهند که به شایعات اعتقاد دارند و آنها را در شبکه با احتمال مشخصی پخش می‌کنند. در نهایت افراد حذف‌کننده کاربرانی را نشان می‌دهد که شایعات را به عنوان اطلاعات نادرست معرفی کرده و دیگر در انتشار آنها شرکت نمی‌کنند.

در این مقاله، مدل توسعه یافته‌ای از ILSR با نام ILSHR معرفی شده است، جائیکه افراد از گروه خواب زمستانی که در مدل SIHR معرفی شد را در فرایند انتشار مدل ILSR در نظر می‌گیرد. در ILSHR کاربران شبکه اجتماعی در پنج گروه جاهل، کمین، پخش‌کننده، خواب زمستانی و سختگیر فرض می‌شوند. شکل ۲ تراکم جمعیت در مدل انتشار شایعه ILSHR را نشان می‌دهد.




شکل ۲: تراکم جمعیت در مدل انتشار شایعه ILSHR

با توجه به حالات انتقال در مدل انتشار شایعه ILSHR، این مدل علاوه بر خصوصیات مربوط به گروه افراد کمین، خصوصیات گروه افراد خواب زمستانی را نیز در نظر می‌گیرد. در مدل ILSHR قوانین انتشار شایعه به صورت زیر خلاصه می‌شود:

۱. با تماس فرد جاهل با فرد پخش‌کننده؛ فرد جاهل به احتمال $a_1$ تبدیل به فرد کمین، به احتمال $a_2$ تبدیل به فرد پخش‌کننده و به احتمال $a_3$ تبدیل به فرد سختگیر می‌شود.
۲. با تماس فرد کمین با فرد پخش‌کننده؛ فرد کمین به احتمال $\beta$ تبدیل به فرد پخش‌کننده می‌شود.
۳. فرد پخش‌کننده به احتمال $\delta_1$ به طور خود به خود تبدیل به یک فرد از گروه خواب زمستانی می‌شود (مکانیسم فراموشی).
٤. یک فرد از گروه خواب زمستانی به احتمال $\xi$ به طور خود به خود تبدیل به فرد پخش‌کننده می‌شود (مکانیسم یادآوری خود به خود).

[9] Susceptible-Infected-Removed
[10] Susceptible-Infected-Hibernator-Removed
[11] Ignorant- Lurker-Spreader-Removal

۵. با تماس فرد خواب زمستانی با فرد پخش‌کننده؛ فرد خواب زمستانی به احتمال $\eta$ تبدیل به فرد پخش‌کننده می‌شود (مکانیسم یادآوری بیدار شدن).

٦. با تماس فرد پخش‌کننده با فرد پخش‌کننده/خواب‌زمستانی/کمین/سختگیر پخش‌کننده آغازگر به احتمال $\delta_2$ تبدیل به فرد سختگیر می‌شود.

با توجه به روند انتقال حالت در مدل ILSHR، می‌توان معادله دیفرانسیلی معنایی را برای انتشار شایعه مطابق روابط (۱) تا (۵) ایجاد کرد. شرط اولیه برای این معادلات بر اساس $I, L, S, H, R \geq 0$ و $I + L + S + H + R = 1$ است.

$$\frac{dI(t)}{d(t)} = -(a_1 + a_2 + a_3)I(t)S(t) \quad (۱)$$

$$\frac{dL(t)}{d(t)} = a_1 I(t)S(t) - \beta L(t) \quad (۲)$$

$$\frac{dS(t)}{d(t)} = a_2 I(t)S(t) + \beta L(t) - \delta_1 S(t) - \delta_2 S(t)[S(t) + H(t) + L(t) + R(t)] + \xi H(t) + \eta H(t)S(t) \quad (۳)$$

$$\frac{dH(t)}{d(t)} = \delta_1 S(t) - \xi H(t) - \eta H(t)S(t) \quad (۴)$$

$$\frac{dR(t)}{d(t)} = \alpha_3 I(t)S(t) + \delta_2 S(t)[S(t) + H(t) + \mathrm{L(t)} + R(t)] \quad (۵)$$

با حل معادلات دیفرانسیلی می‌توان نشان داد که حالت پایداری برای این مدل زمانی است که $R_0 > 1$، جائیکه $R_0$ به صورت رابطه (۶) تعریف می‌شود. در این حالت، سیستم پایدار است و هیچ شایعه‌ای وجود ندارد.

$$R_0 = \frac{a_1 + a_2 + a_3}{\delta_2} I(t) \quad (۶)$$

### ۳-۴- تابع انتقال حالت جدید

در این بخش یک تابع انتقال حالت جدید بر پایه مدل ILSHR ارائه می شود. تابع انتقال حالت جدید بر ا ساس درجه هر گره اهمیت و اعتبار افراد را در شبکه اجتماعی مدل‌سازی می‌کند. در اینجا $\bar{k}$ میانگین درجات همه گره‌های شبکه می‌باشد و $k_i$ به درجه گره $i$-ام اشاره دارد. در صورتی که $\bar{k} < k_i$ باشد، گره $i$-ام یک گره مهم در شبکه است و در غیر این صورت گره $i$-ام یک گره معمولی است [۲۲]. بر اساس قوانین انتشار شایعه در مدل ILSHR می‌توان عملکرد انتقال حالت را از هر گروه از جمعیت توصیف کرد.

گره پخش‌کننده $i$ شایعه را به گره جاهل $j$ ارسال می‌کند؛ احتمال اینکه گره جاهل $j$ تبدیل به کمین/پخش‌کننده/سختگیر شود مطابق روابط (۷) و (۸) است. در اینجا، $\tau(i)$ لیست همسایگان گره $i$ است. در اینجا با توجه به تأثیر درجه گره $j$، می‌توان مقادیر نرخ تبدیل $\alpha_1$، $\alpha_2$ و $\alpha_3$ را محاسبه کرد.

$$\alpha_{f(k_j)}(i,j) = 1 - \frac{k_j}{\sum_{r \in \tau(i)} k_r} \quad (۷)$$

$$f(k_j) = \begin{cases} 1 & k_j > \bar{k} \\ 2 & k_j \leq \bar{k} \\ 3 & \frac{1}{2}k_j > \bar{k} \end{cases} \quad (۸)$$

بعد از اینکه گره کمین $j$ تحت تأثیر گره پخش‌کننده $i$ قرار گرفت، احتمال تغییر حالت آن از یک کمین به یک پخش‌کننده مطابق رابطه (۹) است.

$$\beta(i,j)=\frac{k_i}{k_i+k_j} \quad (۹)$$

به طور کلی، انتشار شایعه توسط گره‌های مهم نسبت به گره‌های معمولی دشوارتر است و بالعکس. از اینرو احتمال اینکه گره پخش‌کننده $i$ به یک گره پخش‌کننده/خواب‌زمستانی/کمین/سختگیر تبدیل شود مطابق رابطه (۱۰) است. در این رابطه، $\tau(i)$ لیست هم‌سایگان گره $i$-ام، $\gamma(i)$ لیست گره‌های نوع سختگیر از هم‌سایگان گره $i$-ام، $\zeta(i)$ لیست گره‌های نوع کمین از همسایگان گره $i$-ام و $\sigma(i)$ لیست گره‌های نوع خواب‌زمستانی از همسایگان گره $i$-ام است.

$$\delta_2(i)=\frac{k_i+\sum_{r\in\gamma(i)}k_r+\sum_{r\in\zeta(i)}k_r+\sum_{r\in\sigma(i)}k_r}{k_i+\sum_{j\in\tau(i)}k_j} \quad (۱۰)$$

احتمال اینکه گره پخش‌کننده $i$ به طور خود به خود به یک گره خواب‌زمستانی تبدیل شود، ثابت است و از فراموشی گره پخش‌کننده می‌آید. این احتمال برای گره $i$ به صورت $\delta_1(i)$ است. علاوه بر این، احتمال اینکه گره خواب‌زمستانی $i$ به طور خود به خود به یک گره پخش‌کننده تبدیل شود نیز ثابت است و از یادآوری گره خواب‌زمستانی می‌آید. این احتمال به صورت $\xi(i)$ تعریف می‌شود. احتمال اینکه گره خواب‌زمستانی $i$ در تماس با گره پخش‌کننده $j$ تبدیل به یک گره پخش‌کننده شود به صورت رابطه (۱۱) محاسبه می‌شود و این از یادآوری بیدار شدن گره خواب‌زمستانی می‌آید.

$$\eta(i,j)=\frac{k_j+\sum_{r\in\tau(k)}k_r}{k_i+\sum_{r\in\tau(i)}k_r} \quad (۱۱)$$

بر اساس این رابطه، گره خواب‌زمستانی بر اساس درجه خود و هم‌سایگانش به نسبت درجه گره پخش‌کننده و هم‌سایگانش تحت تاثیر قرار گرفته و حالت خود را تغییر می‌دهد.

## ۴- نتایج آزمایش

در این بخش، آزمایش‌های گسترده‌ای برای ارزیابی و مقایسه روش پیشنهادی ارائه می‌شود. شبیه‌سازی با نرم‌افزار متلب ورژن ۲۰۱۹ و آزمایش‌ها توسط یک PC با پردازنده اینتل ۷ هسته، فرکانس ۳,۲ گیگاهرتز و حافظه ۱۶ گیگابایت انجام شده است. در این بخش مجموعه داده و معیارهای ارزیابی توضیح داده شده و سپس نتایج و مقایسه‌ها ارائه می‌گردد.

### ۴-۱- مجموعه داده

در این تحقیق از مجموعه داده شبکه اجتماعی سینا ویبو [۲۳-۲۵] برای شبیه سازی استفاده شده است. اطلاعات کامل این مجموعه داده شامل پست‌های شایعه و غیر شایعه از لینک http://alt.qcri.org/~wgao/data/rumdect.zip درد سترس می‌باشد. جدول ۳ جزئیات این مجموعه داده را نشان می‌دهد.

جدول ۳: جزئیات مجموعه داده شبکه اجتماعی ویبو

| تعداد رویدادها | تعداد شایعات | تعداد غیرشایعات | تعداد کل پست‌ها | تعداد کاربران |
|---|---|---|---|---|
| ۴۶۶۴ | ۲۳۱۳ | ۲۳۵۱ | ۳۷۵۲۴۵۹ | ۲۸۱۹۳۳۸ |

### ۴-۲- معیارهای ارزیابی

به طور کلی مسئله تشخیص شایعات در شبکه‌های اجتماعی یک مسئله طبقه‌بندی دو کلاسه (واقعی و شایعه) است. در این راستا از معیارهای دقت، درستی، فراخوان و نمره F1 برای بررسی صحت تشخیص یک پست از لحاظ واقعی یا شایعه بودن استفاده می‌شود. روابط (۱۲) تا (۱۵) معیارهای دقت ($Acc$)، درستی ($@P$)، فراخوان ($@R$) و نمره $F1$ را تعریف می‌کند.

$$Acc=\frac{Number\ of\ correctly\ predicted\ posts}{Number\ of\ posts} \quad (۱۲)$$

$$@P=\frac{Number\ of\ correctly\ predicted\ rumors}{Number\ of\ predicted\ rumors} \quad (۱۳)$$

$$@R = \frac{Number\ of\ correctly\ predicted\ rumors}{Number\ of\ annotated\ rumors} \quad (۱۴)$$

$$F1 = \frac{2 \times @P \times @R}{@P + @R} \quad (۱۵)$$

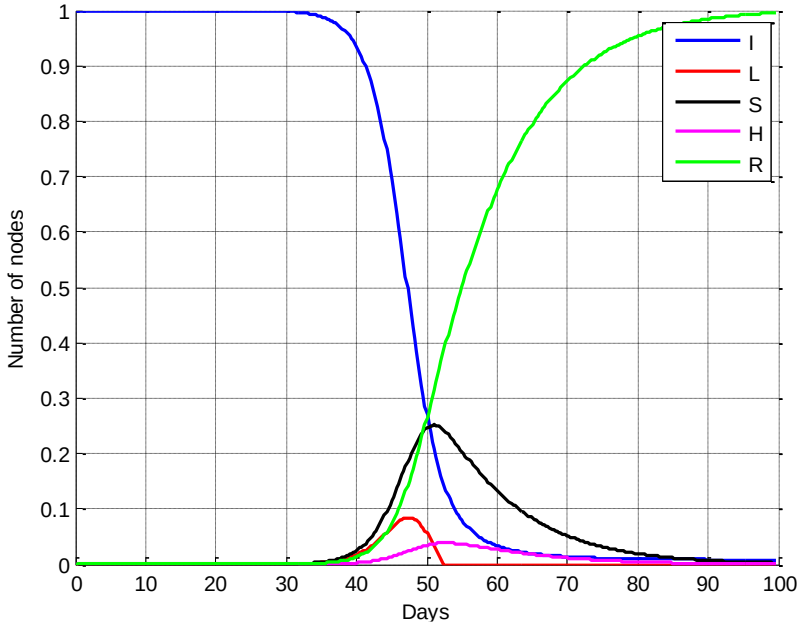
در اینجا، معیار دقت نسبت تعداد تعداد پست‌های تشخیص داده شده صحیح را به کل پست‌ها نشان می‌دهد. معیار درستی نسبت تعداد شایعات تشخیص داده شده صحیح را به تعداد پست‌های تشخیص داده شده به عنوان شایعه نشان می‌دهد. معیار فراخوان نسبت به صورت نسبت تعداد شایعات تشخیص داده شده صحیح را به تعداد پست‌های شایعه واقعی نشان می‌دهد. در نهایت معیار نمره F1 بر اساس میانگین هارمونیک از دو معیار درستی و فراخوان اندازه‌گیری شده است.

### ۴-۳- نتایج و مقایسه‌ها

به طور کلی، تشخیص شایعات از طریق بخش‌های آموزش و آزمایش از مجموعه داده انجام می‌شود. در این تحقیق برای تعیین این مجموعه‌ها از تکنیک اعتبار سنجی 10-Fold استفاده شده می شود. در اینجا رفتار کاربران در تراکم جمعیت مدل انتشار شایعه ILSHR بررسی شده است. برای کار شبیه‌سازی یک شبکه همگن شامل $N$ گره در نظر گرفته شده و شبیه‌سازی برای ۱۰۰ روز و هر ۶ ساعت در هر روز انجام شده است. میانگین درجه گره‌ها در شبکه ثابت و برابر $\bar{k} = 1$ فرض شده است. در شبیه‌سازی مدل ILSHR جزئیات پارامترهای اولیه به صورت زیر فرض شده است.

$$S(0) = \frac{1}{6 \times 10^7}, I(0) = \frac{6 \times 10^7 - 1}{6 \times 10^7}, L(0) = 0, H(0) = 0, R(0) = 0, \alpha_1 = 0.5, \alpha_2 = 0.3, \alpha_3 = 0.2, \beta = 0.25, \delta_1 = 0.1, \delta_2 = 0.25, \xi = 0.5, \eta = 0.5 \quad (۱۶)$$

فرایند انتشار در تراکم جمعیت مدل ILSHR مطابق شکل ۳ نشان داده شده است. در این مدل، با شروع انتشار یک شایعه، تعداد پخش‌کننده‌ها به شدت افزایش می‌یابد و در نهایت به اوج خود رسیده و پس از آن کاهش می‌یابد. تعداد پخش‌کننده‌ها کاهش یافته تا در نهایت به صفر برسد که این اتمام انتشار شایعه را نشان می‌دهد. تعداد افراد پخش‌کننده و سختگیر در این فرایند به ترتیب همواره کاهش و افزایش می‌یابد تا سیستم به وضعیت پایداری برسد. فرایند تغییر تعداد افراد کمین و خواب زمستانی مشابه به سختگیران است که در ابتدا افزایش یافته و سپس به صفر کاهش می‌یابد. با این حال، فرایند افزایش و کاهش افراد کمین و خواب زمستانی بسیار متعادل‌تر از سختگیران می‌باشد.




شکل ۳: شبیه‌سازی جمعیت در مدل ILSHR با گذشت زمان

در این تحقیق آستانه‌های مختلفی مطابق جدول ۴ برای تشخیص شایعه در مدل شبکه عصبی خودرمزگذار پیشنهاد شده است. نتایج برتری آستانه $med + 1.5(Q_3 - Q_1)$ را نشان می‌دهد. علاوه بر آستانه‌ها، تعداد لایه‌های پنهان مختلف در مدل شبکه عصبی خودرمزگذار با آستانه $med + 1.5(Q_3 - Q_1)$ در جدول ۵ بررسی شده است. تعداد نرون‌های لایه پنهان در این آزمایش ۸ فرض شده است. نتایج این مقایسه برتری مدل با ۲ لایه پنهان را نشان می‌دهد.

جدول ۴: بررسی مدل شبکه عصبی خودرمزگذار با آستانه‌های مختلف

| آستانه‌ها | دقت (٪) | درستی (٪) | فراخوان (٪) | F1 (٪) |
|---|---|---|---|---|
| $\mu + \sigma$ | ۷۳,۵۲ | ۵۷,۹۵ | ۹۰,۳۸ | ۷۰,۶۰ |
| $med + \sigma$ | ۸۶,۴۴ | ۷۹,۷۰ | ۸۲,۲۶ | ۸۰,۹۳ |
| $\mu + 1.5(Q_3 - Q_1)$ | ۸۶,۳۷ | ۷۸,۸۴ | ۸۳,۵۵ | ۸۱,۱۰ |
| $med + 1.5(Q_3 - Q_1)$ | ۸۷,۸۸ | ۸۵,۶۳ | ۷۸,۶۱ | ۸۱,۹۷ |

جدول ۵: بررسی مدل شبکه عصبی خودرمزگذار با تعداد لایه‌های پنهان مختلف

| تعداد لایه‌های پنهان | دقت (٪) | درستی (٪) | فراخوان (٪) | F1 (٪) |
|---|---|---|---|---|
| ۱ | ۸٦,٤۷ | ۸۳,۵۱ | ۷٤,۵۵ | ۷۸,۷۸ |
| ۲ | ۸۷,۸۸ | ۸۵,٦۳ | ۷۸,٦۱ | ۸۱,۹۷ |
| ۳ | ۸۷,۷۵ | ۸۵,۰۷ | ۷۷,۸٦ | ۸۱,۳۰ |
| ٤ | ۸۷,٦۰ | ۸٤,۹۳ | ۷٦,۷٤ | ۸۰,٦۳ |

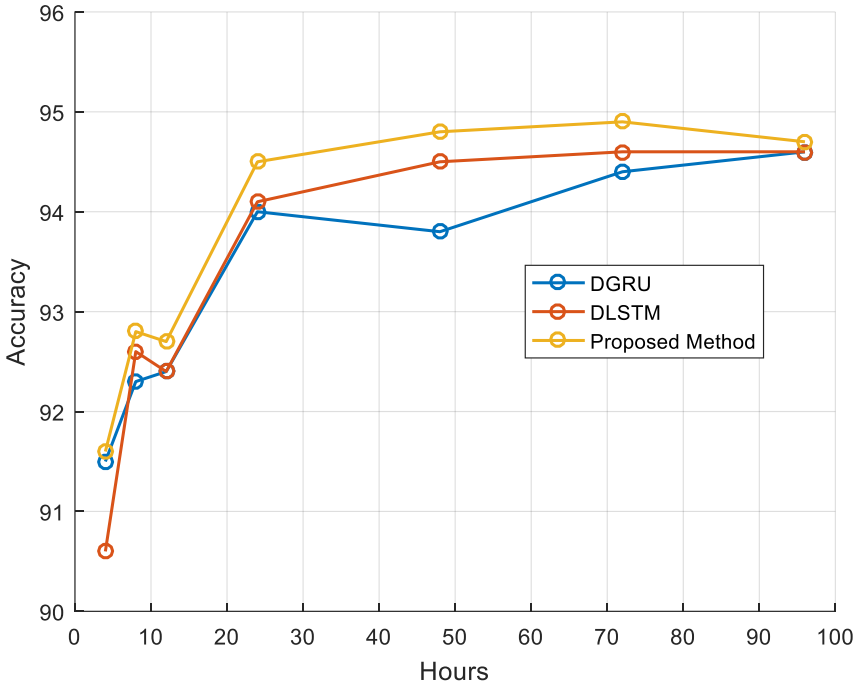
در آزمایش دیگری مدل‌های مختلف بر اساس معیارهای دقت، درستی، فراخوان و نمره F1 روی مجموعه داده سینا ویبو مقایسه شده‌اند. جدول ۶ نتایج این مقایسه را نشان می‌دهد، جائیکه مدل پیشنهادی با دقت ۰,۹۵۷ بهترین عملکرد را ارائه داده است. در اینجا، علاوه بر مدل‌های DGRU و DLSTM از سه روش SVM-TS، GRU-2 و CI نیز جهت مقایسه استفاده شده است. نتایج SVM-TS و GRU-2 از مرجع [۲۶] است، جائیکه SVM-TS یک مدل ماشین بردار پشتیبان بر اساس سری‌های زمانی و ویژگی‌های دستی است و GRU-2 یک مدل RNN با دو لایه GRU می‌باشد. علاوه بر این، نتایج CI از مرجع [۱۶] است، جائیکه نویسندگان از یک مدل LSTM برای تشخیص شایعه استفاده کرده‌اند.

جدول ۶: مقایسه مدل‌های مختلف در تشخیص شایعه

| **مدل‌ها** | **دقت** | **درستی** | **فراخوان** | **نمره F1** |
|---|---|---|---|---|
| **SVM-TS [۲۶]** | ۰,۸۵۷ | ۰,۸۳۹ | ۰,۸۸۵ | ۰,۸۶۱ |
| **GRU-2 [۲۶]** | ۰,۹۱۰ | ۰,۸۷۶ | ۰,۹۵۶ | ۰,۹۱۴ |
| **CI [۱۶]** | ۰,۹۲۸ | - | - | ۰,۹۲۷ |
| **DGRU [۱۶]** | ۰,۹۴۲ | ۰,۹۶۸ | ۰,۹۱۶ | ۰,۹۴۰ |
| **DLSTM [۱۷]** | ۰,۹۵۴ | ۰,۹۷۵ | ۰,۹۳۵ | ۰,۹۵۳ |
| **مدل پیشنهادی** | ۰,۹۵۷ | ۰,۹۷۸ | ۰,۹۳۶ | ۰,۹۵۶ |

تشخیص زودهنگام شایعات (در مراحل اولیه انتشار) در مدل‌های تشخیص شایعه اهمیت بالایی دارد. برای انجام این آزمایش، مجموعه داده سینا ویبو بر اساس زمان انتشار پست فیلتر شده است. در اینجا پست‌ها بر اساس زمان انتشار در اولین ۴، ۸، ۱۲، ۲۴، ۴۸، ۷۲ و ۹۶ ساعت تقسیم‌بندی می‌شوند. شکل ۴ مقایسه مدل‌های مختلف بر اساس دقت در تشخیص زودهنگام شایعه را نشان می‌دهد. نتایج نشان دهنده برتری مدل پیشنهادی در مقایسه با مدل‌های DLSTM و DGRU در همه

شکاف‌های زمانی است. مدل پیشنهادی دقت ۹۱,۷٪ را برای پست‌هایی نشان می‌دهد که در ۴ ساعت اول منتشر شده‌اند. با این حال، دقت تشخیص برای مدل‌های DLSTM و DGRU به ترتیب ۹۰,۶٪ و ۹۱,۵٪ می‌باشد.




شکل ۴: مقایسه مدل‌های مختلف بر اساس دقت در تشخیص زودهنگام شایعه

## ۵- نتیجه‌گیری

ماهیت فراگیر پلتفرم‌های شبکه‌های اجتماعی منجر به تولید حجم زیادی از داده‌ها شده است. عدم وجود محدودیت برای به اشتراک گذاشتن اطلاعات در این شبکه‌ها باعث گسترش اطلاعات بدون توجه به اعتبار آن می‌شود. چنین اطلاعات غلطی معمولاً منجر به تولید و انتشار شایعات می شود. بنابراین، تشخیص خودکار شایعات از پلتفرم‌های شبکه‌های اجتماعی یکی از حوزه‌های تحقیقاتی جذاب در تجزیه و تحلیل این شبکه‌ها است. این مقاله روشی را برای مقابله با انتشار شایعات در شبکه‌های اجتماعی بر پایه مدل ILSR و درجه گره‌ها معرفی می‌کند که یک مدل مبتنی بر اپیدمی است. مدل پیشنهادی، یک مدل انتشار شایعه ترکیبی شامل شبکه عصبی لایه خودرمزگذار و یک نسخه توسعه یافته‌ای از مدل شیوع اپیدمی ILSR برای کنترل شایعات در شبکه‌های اجتماعی است. در این مدل از درجه گره‌ها برای تجزیه و تحلیل انتشار شایعات استفاده شده است. تجزیه‌وتحلیل مدل پیشنهادی روی مجموعه داده شبکه اجتماعی سینا ویبو عملکرد بهتری آن را نسبت به مدل‌های مشابه اثبات می‌کند.

## مراجع

[1] S. Nemati, M. Sadeghzadeh and M. Ganjoo, “Use of classification models for optimize link prediction in the ego-social networks”, *Journal of Communication Engineering*, vol. 10,no.39, pp. 53-68, 2021 (in Persian).

[2] P. J. Witbooi, “Stability of an SEIR epidemic model with independent stochastic perturbations”, *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, vol. 392, no. 20, pp. 4928-4936, 2013.

[3] Q. Zhang, B. Tang and S. Tang, "Vaccination threshold size and backward bifurcation of SIR model with state-dependent pulse control", *Journal of Theoretical Biology*, vol. 455, pp. 75-85, 2018.

[4] M. A. Nadoomi and M. Sina, “sing Ant Colony Algorithm and Pairwise Learning to Classify Attack in Intrusion Detection Systems”, *Journal of Communication Engineering*, vol. 9,no.36, pp. 39-53, 2020 (in Persian).

[5] C. Zheng, C. Xia, Q. Guo and M. Dehmer, "Interplay between SIR-based disease spreading and awareness diffusion on multiplex networks", *Journal of Parallel and Distributed Computing*, vol. 115, pp. 20-28, 2018.

[6] T. Li, S. Wang and B. Li, "Research on Suppression Strategy of Social Network Information Based on Effective Isolation", *Procedia Computer Science*, vol. 131, pp. 131-138, 2018.

[7] S. Daum, F. Kuhn and Y. Maus, “Rumor spreading with bounded in-degree”, *Theoretical Computer Science*, vol. 810, pp.43-57, 2020.

[8] A. Movloodian and H. M. Haghighi, “Assessment of 5G mobile networks in stream service”, *Journal of Communication Engineering*, vol. 10,no.36, pp. 13-26, 2020 (in Persian).

[9] L. Yang, Z. Li and A. Giua, “Containment of rumor spread in complex social networks,” *Information Sciences*, vol. 506, pp. 113-130, 2020.

[10] A. Yang, X. Huang, X. Cai, X. Zhu and L. Lu, "ILSR rumor spreading model with degree in complex network", *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, vol. 531, p. 121807, 2019.

[11] S.M. Alzanin and A.M. Azmi, “Rumor detection in Arabic tweets using semi-supervised and unsupervised expectation–maximization”, *Knowledge-Based Systems*, vol. 185, pp. 104945, 2019.

[12] S. Oleiwi, G. Omran and H. Abdulshaheed, "Detecting Anomalies in Computer Networks Recurrent Neural Networks", *Journal of Southwest Jiaotong University*, vol. 54, no. 5, 2019.

[13] J. Ma, W. Gao, S. Joty and K. Wong, "An Attention-based Rumor Detection Model with Tree-structured Recursive Neural Networks", *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, vol. 11, no. 4, pp. 1-28, 2020.

[14] N. Xu, G. Chen and W. Mao, “MNRD: A merged neural model for rumor detection in social media”, in *IEEE International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, 2019, pp. 1-7.

[15] R. Sicilia, S. Lo Giudice, Y. Pei, M. Pechenizkiy and P. Soda, "Twitter rumour detection in the health domain", *Expert Systems with Applications*, vol. 110, pp. 33-40, 2018.

[16] T.N Nguyen, C. Li and C. Niederée, “On early-stage debunking rumors on twitter: Leveraging the wisdom of weak learners”, *In International Conference on Social Informatics*, Springer, 2017, pp. 141-158.

[17] Y. Xu, C. Wang, Z. Dan, S. Sun and F. Dong, "Deep Recurrent Neural Network and Data Filtering for Rumor Detection on Sina Weibo", *Symmetry*, vol. 11, no. 11, p. 1408, 2019.

[18] C. Cheadle, M. Vawter, W. Freed and K. Becker, "Analysis of Microarray Data Using Z Score Transformation", *The Journal of Molecular Diagnostics*, vol. 5, no. 2, pp. 73-81, 2003.

[19] D. Khattar, J.S. Goud, M. Gupta and V. Varma, “Mvae: Multimodal variational autoencoder for fake news detection”, In *The world wide web conference*, 2019, pp. 2915-2921.

[20] L. Zhao, H. Cui, X. Qiu, X. Wang and J. Wang, "SIR rumor spreading model in the new media age", *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, vol. 392, no. 4, pp. 995-1003, 2013.

[21] L. Zhao, J. Wang, Y. Chen, Q. Wang, J. Cheng and H. Cui, "SIHR rumor spreading model in social networks", *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, vol. 391, no. 7, pp. 2444-2453, 2012.

[22] L. Zhao, X. Qiu, X. Wang and J. Wang, “Rumor spreading model considering forgetting and remembering mechanisms in inhomogeneous networks”, *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, vol. *392*, no. 4, pp. 987-994, 2013

[23] K. Lei et al., "Understanding User Behavior in Sina Weibo Online Social Network: A Community Approach", *IEEE Access*, vol. 6, pp. 13302-13316, 2018.

[24] J. Chen and J. She, “An analysis of verifications in microblogging social networks--Sina Weibo”, in *IEEE International Conference on Distributed Computing Systems Workshops*, 2012, pp. 147-154.

[25] G. Han and W. Wang, “Mapping user relationships for health information diffusion on microblogging in China: A social network analysis of Sina Weibo”, *Asian Journal of Communication*, vol. *25*, no. 1, pp. 65-83, 2015.

[26] N. Ruchansky, S. Seo and Y. Liu, “Csi: A hybrid deep model for fake news detection”, In *Proceedings of the 2017 ACM on Conference on Information and Knowledge Management*, 2017, pp. 797-806.

# Rumor Propagation Detection in Complex Networks Based on ILSR Model and Nodes Degree

**Khosro Ahmadi [1], Taleb Khafaei [2*], Maziyar Ganjoo [3]**

1: Department of Computer Engineering, Bushehr Branch, Islamic Azad University, Bushehr, Iran, khosrow35@yahoo.com
2*: Department of Computer Engineering, Bushehr Branch, Islamic Azad University, Bushehr, Iran, khafaietaleb@gmail.com
3: Department of Information Technology Engineering, Bushehr Branch, Islamic Azad University, Bushehr, Iran, ganjoo@gmail.com

## ABSTRACT:

The pervasive nature of social networking platforms has led to the production of large amounts of data. The lack of restrictions on information sharing on these networks allows information to be spread regardless of their validity. Such misinformation usually leads to the production and dissemination of rumors. Therefore, automatic detection of rumors on social networks is one of the attractive research areas for the analysis of these networks. This paper introduces a way to deal with the spread of rumors on social media based on the autoencoder neural network model and the ILSR epidemic dissemination model. Here, the autoencoder neural network model is applied with several innovative thresholds for initial rumor detection and then rumor control is performed by an extended version of the ILSR epidemic outbreak model. The proposed model called ILSHR considers social network users in five groups: Ignorant, Lurker, Spreader, Hibernator, and Removal. According to the transmission modes in the ILSHR rumor model, in addition to the characteristics of the lurker group, this model also considers the characteristics of the hibernator group of the SIHR model. Mechanisms of forgetfulness and reminders of hibernation can delay the rumor terminal time and ultimately reduce the impact of the rumor on the social network. The proposed method for modeling the spread of rumors has been performed on the Sina Weibo social network dataset. The results show better performance of the proposed method with 95.7% detection accuracy compared to DGRU and DLSTM models.

**KEYWORDS:** Rumor spread, social networks, complex networks, ILSR model, degree of nodes.