مدل‌سازی انتشار تبلیغات بر روی کاربران شبکه‌های اجتماعی

زینب سقطی جلالی[۱]، علیرضا رضوانیان [۲]، محمدرضا میبدی[۳]

[۱] آزمایشگاه محاسبات نرم، دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ایران
s.jalali@aut.ac.ir

[۲] آزمایشگاه محاسبات نرم، دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ایران
a.rezvanian@aut.ac.ir

[۳] آزمایشگاه محاسبات نرم، دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ایران
mmeybodi@aut.ac.ir

Archive of SID

چکیده

با توجه به گسترش روزافزون خدمات و کاربران در وب‌سایت‌های شبکه‌های اجتماعی، حجم زیادی از فعالیت‌های مجازی اعم از آموزشی، اقتصادی، اجتماعی و سیاسی بر روی این وب‌سایت‌ها صورت می‌گیرد. بازاریابی در میان کاربران شبکه‌های اجتماعی با هدف معرفی محصولات و جذب مشتری از جمله فعالیت‌هایی است که در سال‌های اخیر مورد توجه محققان و شرکت‌های مختلفی قرار گرفته است. چگونگی مدل‌سازی کاربران و نحوه گسترش انتشار تبلیغات در شبکه‌های اجتماعی با هدف بیشینه کردن تاثیر بازاریابی برای تحلیل شبکه‌های اجتماعی حائز اهمیت است. بنابراین در این مقاله، علاوه بر معرفی بازاریابی از طریق انتشار در شبکه‌های اجتماعی آنلاین، مدل‌سازی‌هایی برای بررسی چگونگی گسترش انتشار تبلیغات توسط کاربران مختلف در شبکه‌های اجتماعی صورت گرفته است. در مدل‌سازی‌های صورت گرفته از چندین مدل انتشار استفاده شده است و چگونگی تاثیرپذیری افراد مختلف از تبلیغات و انتشار آن در دادگان استاندارد شبکه‌های اجتماعی شبیه‌سازی و گزارش شده است.

کلمات کلیدی

شبکه‌های اجتماعی، گسترش انتشار، مدل انتشار، بازاریابی.

۱- مقدمه

با گسترش روزافزون کاربران شبکه‌های اجتماعی و تاثیر این شبکه‌ها بر زندگی روزمره انسان‌ها، مدیران بازاریابی برای افزایش مشتریان شرکت خود و تبلیغات محصولات جدید خود، فعالیت‌های مختلفی را بر روی این شبکه‌ها انجام می‌دهند [۹]. مدل انتشار شبکه، چگونگی انتشار اطلاعات در شبکه‌های اجتماعی آنلاین را مدل‌سازی می‌کند. مطالعه نحوه انتشار برای بیشینه‌سازی تاثیر بازاریابی در شبکه‌های اجتماعی بسیار اهمیت دارد. مشکل بازاریابی در شبکه‌های اجتماعی به طور گسترده مورد مطالعه قرار گرفته است و به طور عمده بر چگونگی انتخاب مجموعه‌ای از کاربران به عنوان مجموعه اولیه برای بیشینه‌سازی تعداد کاربران نهایی که جذب محصول می‌شوند، تمرکز دارد [۱].

به طور کلی، فرآیند انتشار در یک شبکه اجتماعی به این صورت توصیف می‌شود: در ابتدا، بخشی از کاربران شبکه اجتماعی به عنوان شروع کننده‌ی اولیه‌ی انتشار انتخاب می‌شوند، این کاربران به عنوان پذیرنده و تبلیغ‌کننده محصول محسوب می‌شوند و معرفی یا تولید محصولی را در شبکه اجتماعی

www.SID.ir

اعلام می‌کنند. این فرض وجود دارد که، زمانی‌که انتشار آغاز شد، تبلیغ محصول و تاثیرگذاری آن به وسیله ارتباطات میان کاربران در شبکه اجتماعی گسترش می‌یابد. مدل‌های زیادی برای چگونگی انتشار در شبکه‌های اجتماعی توسط محققین ارائه شده‌اند. از میان این مدل‌ها، مدل‌های ICM[1] و LTM[2] [۲] مدل‌هایی هستند که بیشتر مورد استفاده قرار گرفته‌اند[۱۳و۱۴]. در این مقاله، از سه مدل LTM، ICM و CAND برای مدل‌سازی مدل انتشار شبکه استفاده می‌شود. برای بررسی این مدل‌ها و بهبود انتشار چندین آزمایش برای مشاهده تعداد مناسب رئوس اولیه و مقدار مناسب آستانه طراحی و پیاده‌سازی شدند.

ادامه این مقاله به این ترتیب طبقه‌بندی می‌شود: بخش ۲ مفاهیم مقدماتی لازم برای درک موضوع را فراهم می‌کند. بخش ۳ کارهای مرتبط با موضوع را پوشش می‌دهد. بخش ۴ شامل معرفی مجموعه‌داده‌های استفاده شده، نتایج آزمایشات و نمودارهای نتایج و تحلیل آن‌هاست و بخش ۵ نتیجه‌ای از تحقیق انجام شده را ارائه می‌دهد.

۲- مفاهیم اولیه

در این بخش، مفاهیم اولیه‌ای که برای درک بهتر موضوع نیاز است ارائه می‌گردد.

۲-۱- بازاریابی در شبکه‌های اجتماعی

بازاریابی به کمک شبکه‌های اجتماعی، با تبدیل شبکه اجتماعی به ماشین عظیمی که خبرها را دهان به دهان پخش می‌کند، محصول تبلیغی را در معرض دید همه قرار می‌دهد. پیام تبلیغی یک شرکت با استفاده از ترغیب مشتریان به معرفی آن شرکت به دوستان و آشنایان می‌تواند به صورت چشمگیری افزایش یابد [۱۰].

۲-۱-۱- بیشینه‌سازی تاثیر انتشار

با توجه به این حقیقت که شبکه‌های اجتماعی نقش اساسی در گسترش انتشار اطلاعات و ایده‌ها دارند، استفاده از شبکه‌های اجتماعی برای اهداف بازاریابی در مقالات مختلفی پیشنهاد شده است. هدف این روش، گزینش تعداد محدودی کاربر اولیه به گونه‌ای است که با داشتن یک مدل مشخص از انتشار، در انتها تعداد کاربران تحت تاثیر قرار گرفته بیشینه باشد. در برخی از موارد، محدودیت‌هایی از نظر زمانی و تعداد انتخاب کاربر اولیه نیز ممکن است در نظر گرفته شود [۵-۷].

۳- مدل‌های انتشار

در این بخش مدل‌های متداول برای پدیده انتشار در شبکه‌های اجتماعی معرفی می‌شوند.

۳-۱- ICM

در این مدل تاثیر هر راس بر این اساس که چگونه همسایگان منحصر به فردش را تحت تاثیر می‌گذارد، تعریف می‌شود. وزن $w_{u,v}$ برای یال (u,v) متناظر با احتمالی است که راس u، راس v را تحت تاثیر می‌گذارد. اگر S_0 مجموعه اولیه[3] باشد، عملیات انتشار، شامل تعدادی مراحل است که هر مرحله متناظر با تاثیری است که برخی رئوس تحت تاثیر قرار گرفته به همسایگان تحت تاثیر قرار نگرفته می‌فرستند. در این روش هر راس تحت تاثیر قرار گرفته تنها یک بار فرصت دارد تا همسایگانش را تحت تاثیر قرار دهد. فرآیند انتشار زمانی که تعدا رئوس فعال در مرحله t با تعداد رئوس فعال در مرحله t-1 یکی باشند. خاتمه می‌یابد.

اگر در گراف مدل ICM همه یال‌ها احتمالی برابر ۱ داشته باشند گراف کاملاً قطعی است و در غیر این صورت غیر قطعی است. در پیاده‌سازی این روش برای سادگی یک آستانه احتمالی مشخص در نظر گرفته می‌شود که اگر گره u گره v را با احتمالی بیشتر از آستانه تحت تاثیر قرار دهد، v فعال می‌شود و در غیر این صورت غیرفعال باقی می‌ماند [۲و۷].

۳-۲- LTM

در این مدل فعال شدن یک راس با مجموع تاثیری که همسایگان راس به آن وارد می‌کنند متناظر است. وزن $w_{u,v}$ متناظر با نیرویی است که راس u به v وارد می‌کند. این روش به این گونه کار می‌کند که هر راس v آستانه‌ای در بازه (۰و۱) به طور تصادفی می‌گیرد. در این مدل نیز یک مجموعه اولیه انتخاب می‌شود. در هر گام برای هر راس v اگر مجموع نیروهای واردشده از همسایگانش از آستانه بیشتر گردد، راس فعال می‌شود. زمانی که گسترش تاثیر بیشتر امکان‌پذیر نباشد، پردازش خاتمه می‌یابد [۲و۷]. در پیاده‌سازی این روش برای سادگی آستانه همه رئوس با هم برابر و در ابتدای پردازش تعیین می‌گردد.

۳-۳- CAND

این روش در [۳] پیشنهاد شده است. این روش از اتوماتای سلولی برای شبیه‌سازی مدل انتشاری بهره می‌گیرد. اتوماتای سلولی شبکه‌ای از سلول-هاست که هر کدام می‌تواند k وضعیت داشته باشد. سلول‌ها در اتوماتای سلولی می‌توانند در شبکه‌ای با هر ابعادی قرار گیرند. دو نوع همسایگی معروف در اتوماتای سلولی دوبعدی به صورت مور[4] و وان نیومن[5] همسایگی معرفی شده است، که در حالت اول برای هر سلول مرکزی هشت سلول همسایه و در همسایگی نوع دوم، چهار سلول همسایه در نظر گرفته می‌شود. اتوماتای سلولی چندین ویژگی دارد که عبارتند از: ۱) فضا و زمان به صورت گسسته می‌باشند. ۲) هر سلول تعداد محدودی وضعیت ممکن را اختیار می-کند. ۳) تمام سلول‌ها یکسان می‌باشند ۴) به روز در آوردن سلول‌ها به شکل همگام است. ۵) قوانین به طور قطعی اعمال می‌شوند. ۶) قانون در هر سلول فقط بستگی به مقادیر همسایه‌های اطراف آن دارد و مقدار جدید هر سلول فقط بستگی به مقادیر تعدادی محدود (معمولا یک مرحله) از مراحل قبل دارد. در مدل‌سازی انتشار به کمک اتوماتای سلولی، هر راس در گراف معادل یک سلول است. همسایگان یک سلول v، سلول‌هایی هستند که در گراف از راس v به آن‌ها یالی وارد می‌شود یا به عبارتی رئوس uهایی که در ماتریس مجاورت uv غیر صفر است. در این مدل در هر مرحله سلول‌های فعال به صورت همزمان همسایگانشان را براساس قانونی که تعریف می‌شود فعال می-کنند [۸].

Archive of SID

در این روش هر راس متناظر با یک سلول است. مانند دو روش قبل، یک مجموعه اولیه در نظر گرفته می‌شود. سلول‌های فعال اولیه با توجه به قوانینی که بر آن‌ها اعمال می‌شود، همسایگانشان را فعال می‌کنند. در این روش برخلاف دو روش بالا که تنها دو وضعیت فعال و غیر فعال برای رئوس تعریف می‌شدند، وضعیت سومی نیز برای سرعت اجرا تعریف می‌شود و آن زمانی است که همه همسایگان یک گره فعال، فعال شده باشند. در این حالت، گره از لیست گره‌ها حذف می‌شود و دیگر هیچ‌گاه بررسی نمی‌گردد. قوانین آتاماتای سلولی در این روش مشابه روش LT عمل می‌کند به طوری که اگر مجموع نیروی وارده از همسایگان یک راس در یک گام از آستانه بیشتر باشد این راس فعال می‌شود و در غیر این صورت غیرفعال باقی می‌ماند. این روش از دو روش بالا سریع‌تر جواب می‌دهد. در پیاده‌سازی دو روش LTM و CAND از یک تابع فراموشی[6] که یک تابع نزولی است برای شبیه‌سازی این حقیقت که تاثیر یک سلول با افزایش زمان کاهش می‌یابد، استفاده می‌شود.

٤- آزمایشات

در این روش هر راس متناظر با یک سلول است. مانند دو روش قبل، یک مجموعه اولیه در نظر گرفته می‌شود. سلول‌های فعال اولیه با توجه به قوانینی که بر آن‌ها اعمال می‌شود، همسایگانشان را فعال می‌کنند. در این روش برخلاف دو روش بالا که تنها دو وضعیت فعال و غیر فعال برای رئوس تعریف می‌شدند، وضعیت سومی نیز برای سرعت اجرا تعریف می‌شود و آن زمانی است که همه همسایگان یک گره فعال، فعال شده باشند. در این حالت، گره از لیست گره‌ها حذف می‌شود و دیگر هیچ‌گاه بررسی نمی‌گردد. قوانین آتاماتای سلولی در این روش مشابه روش LT عمل می‌کند به طوری که اگر مجموع تاثیر وارده از همسایگان یک راس در یک گام از آستانه بیشتر باشد این راس فعال می‌شود و در غیر این صورت غیرفعال باقی می‌ماند. این روش از دو روش بالا سریع‌تر جواب می‌دهد. در پیاده‌سازی دو روش LTM و CAND از یک تابع فراموشی[7] به صورت یک تابع نزولی برای شبیه‌سازی کاهش تاثیر یک سلول با افزایش زمان کاهش استفاده می‌شود.

٤-١- دادگان آزمایشی

برای شبیه‌سازی مدل انتشاری در شبکه از یک سری دادگان استاندارد در دو گروه مختلف استفاده شده است، در گروه اول از گراف‌های معروف شبکه‌های اجتماعی مانند dolphin، jazz و karate استفاده شده است [۱۱] و گروه دوم شامل گراف‌های استخراج شده از وب‌سایت‌های شبکه‌های اجتماعی هستند: ۱) squeak foundation[8] که یک وب سایت شبکه اجتماعی است. در این جامعه مجازی، کاربران با یکدیگر در سه سطح ارزیابی می‌شوند. این داده‌ها به کمک یک آمارگیری یک روزه[9] از دسامبر ۲۰۰۷ جمع آوری شده است. ۲) robots.net ، یک وب‌سایت اجتماعی است که با squeak foundation نرم‌افزار به اشتراک می‌گذارد، این داده‌ها به کمک یک آمارگیری یک روزه از می ۲۰۰۸ جمع آوری شد. این پایگاه داده بسیار بزرگ‌تر از گروه اول است [۱۲]. جزئیات مربوط به این گراف‌ها در جدول (۱) لیست شده است.

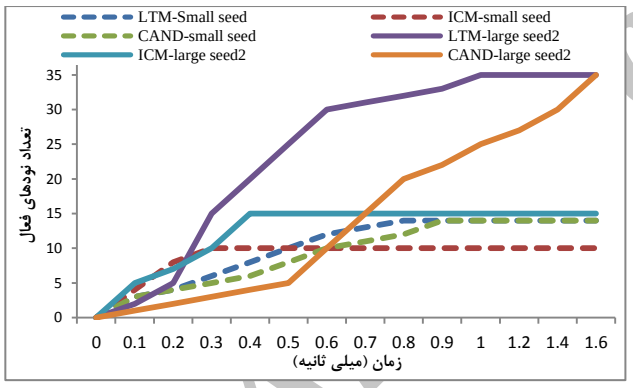
جدول (۱): جزئیات دادگان آزمایشی مورد استفاده

نام گراف	تعداد رئوس	تعداد یال‌ها	نوع شبکه
Karate	۳۴	۱۵۶	شبکه اجتماعی
Dolphins	۶۲	۳۱۸	شبکه ارتباطی دلفین‌ها
Jazz	۱۹۸	۵۴۸۱	شبکه‌ای از موسیقی‌دانان
robots.net	۱۷۰۶	۳۵۶۸	وب سایت اجتماعی
squeak foundation	۴۶۱	۲۶۹۷	وب سایت اجتماعی

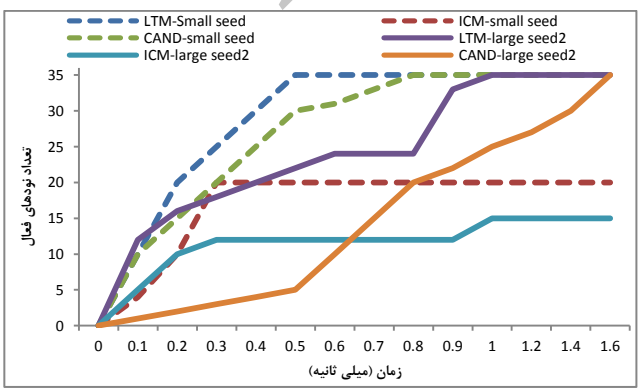
٤-٢- بررسی آزمایش‌ها

برای هر یک از مجموعه داده‌ها، دو دسته آزمایش یکی برای بررسی تعداد نمونه‌های اولیه مناسب و دیگری برای بررسی آستانه فعالیت ترتیب داده شده است که در روش‌های LTM و CAND این آستانه برابر احتمالی است که یک گره را فعال می‌کند. در روش ICM آستانه تعریف نمی‌شود. ولی هر گره با احتمالی در هر گام، گره‌های دیگر را فعال می‌کند. زیاد بودن این احتمال را می‌توان به نوعی با زیاد بودن آستانه مقایسه کرد و در یک گروه قرار داد.

برای هر یک از این ۵ مجموعه، ۴ آزمایش مختلف انجام شده است. در آزمایش اول و دوم، افراد زودباور (آستانه با مقدار کوچک برابر ۰.۳) برای مجموعه داده اولیه کوچک (۲ کاربر فعال اولیه) و بزرگ (۸ کاربر فعال اولیه) آزمایش شده است. در آزمایش شماره ۳ و ۴، جامعه‌ای با افراد دیرباور (سطح آستانه بالا برابر ۰.۸) برای مجموعه داده اولیه کوچک (۲ کاربر فعال اولیه) و بزرگ (۸ کاربر فعال اولیه) بررسی شده است.

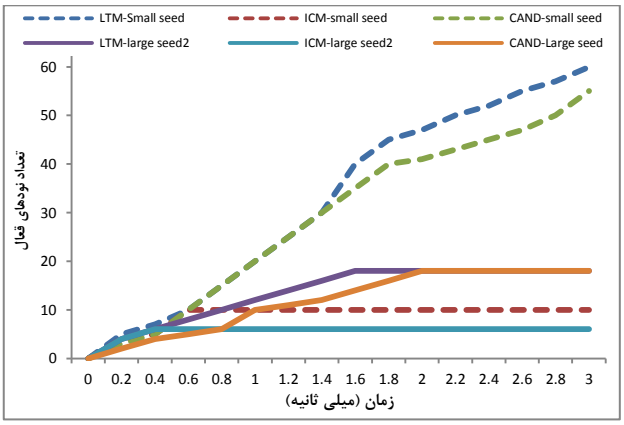


شکل (۱): مقایسه چگونگی گسترش انتشار در جامعه زودباور (۰.۳) و دیرباور (۰.۸) برای مجموعه اولیه ۲ تایی برای karate

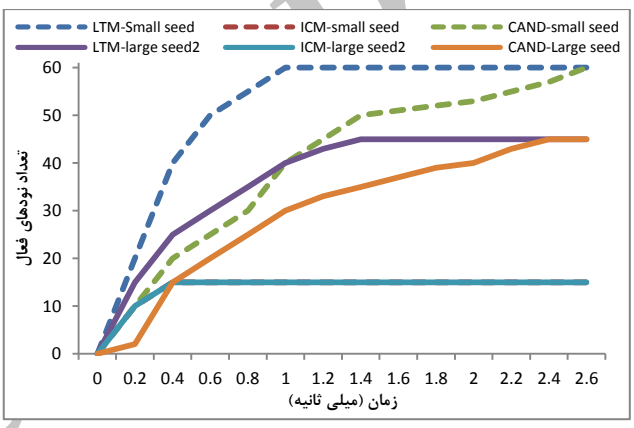


شکل (۲): چگونگی گسترش انتشار در جامعه زودباور (۰.۳) و دیرباور (۰.۸) برای مجموعه اولیه ۸ تایی برای karate

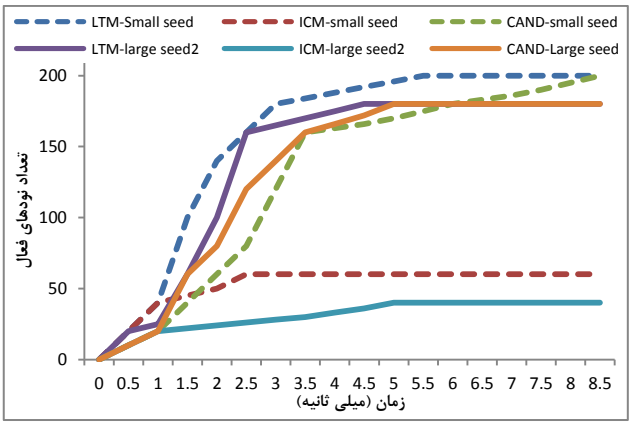
Archive of SID
www.SID.ir



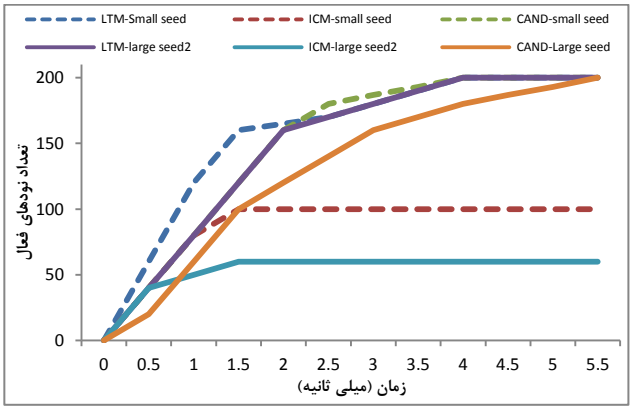
شکل (۳): چگونگی گسترش انتشار در جامعه زودباور (۰.۳) و دیرباور (۰.۸) برای مجموعه اولیه ۲ تایی برای dolphin



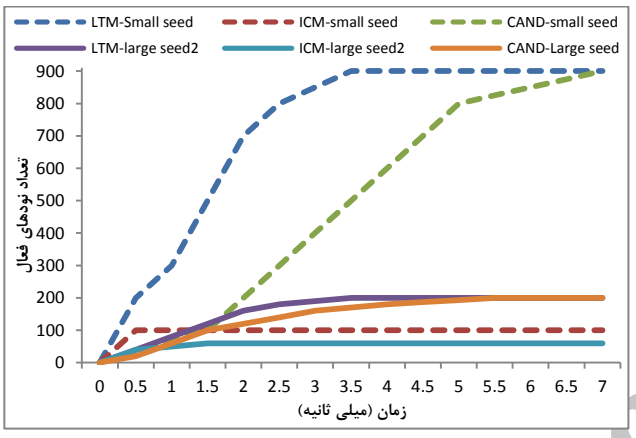
شکل (٤): چگونگی گسترش انتشار در جامعه زودباور (۰.۳) و دیرباور (۰.۸) برای مجموعه اولیه ۸ تایی برای dolphin



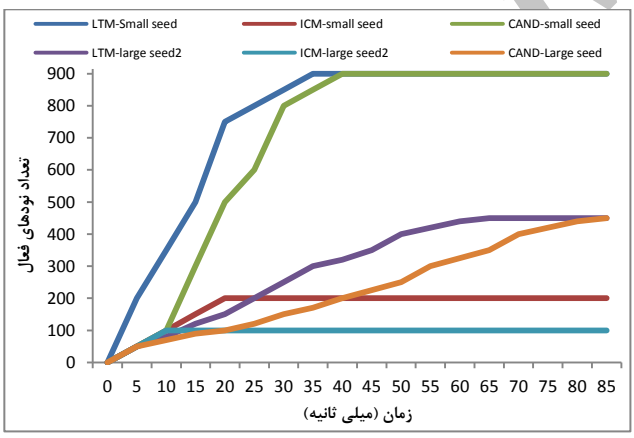
شکل (٥): چگونگی گسترش انتشار در جامعه زودباور (۰.۳) و دیرباور برای مجموعه اولیه ۲ تایی برای jazz



شکل (٦): چگونگی گسترش انتشار در جامعه زودباور (۰.۳) و دیرباور (۰.۸) برای مجموعه اولیه ۸ تایی برای jazz



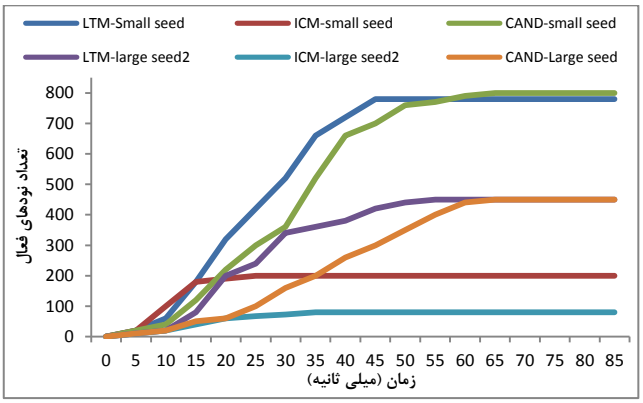
شکل (۷): چگونگی گسترش انتشار در جامعه زودباور (۰.۳) و دیرباور (۰.۸) برای مجموعه اولیه ۲ تایی برای Robots.net



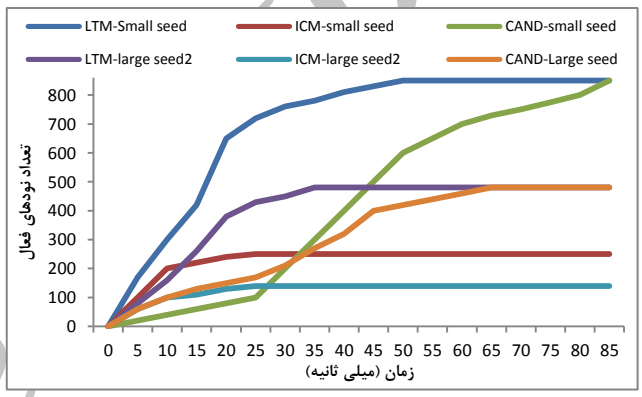
شکل (۸): چگونگی گسترش انتشار در جامعه زودباور (۰.۳) و دیرباور (۰.۸)برای مجموعه اولیه ۸ تایی برای Robots.net

www.SID.ir

٤-۲-۱- مجموعه داده Squeak-foundation



شکل (۹): چگونگی گسترش انتشار در جامعه زودباور (۰.۳) و دیرباور (۰.۸) برای مجموعه اولیه ۲ تایی برای squeak-foundation



شکل (۱۰): چگونگی گسترش انتشار در جامعه زودباور (۰.۳) و دیرباور برای مجموعه اولیه ۸ تایی برای squeak-foundation

۵- تحلیل نتایج

در جدول ۲ خلاصه‌ای از آزمایش‌های انجام شده آمده است. این جدول رابطه بین تعداد مجموعه اولیه و میزان آستانه با تعداد کاربران نهایی و زمان خاتمه پردازش را نشان می‌دهد. در این بخش با توجه به این جدول و نمودارهای ارائه شده، تحلیل آزمایش‌های انجام شده ارائه می‌گردد.

۵-۱- مقایسه سه روش

با توجه به نتایج به دست آمده از آزمایشات مشاهده می‌شود که مدل ICM چون هر کاربر فعال تنها یک بار شانس فعال کردن بقیه را دارد کاربران کمی را تحت تاثیر می‌گذارد. دو مدل LTM و CAND از نقطه نظر تعداد کاربران تحت تاثیر قرار گرفته نهایی مانند هم عمل می‌کنند ولی مدل CAND سرعت بیشتری نسبت به مدل LTM در رسیدن به بیشینه ممکن کاربران مجاز دارد.

۵-۲- تغییر در تعداد مجموعه اولیه

با توجه به بررسی نتایج شبیه‌سازی بدست آمده می‌توان چنین تحلیلی داشت که با توجه به آزمون شماره ۱ و ۲ تعداد کاربران بیشتر زمان انتشار را تا میزان قابل توجهی کاهش می‌دهد به طوریکه وقتی تعداد کاربران اولیه از ۲ به ۵ و ۸ افزایش یافت، زمان انتشار نهایی به نصف کاهش یافت. این افزایش مقدار اولیه بر تعداد گره‌های انتشار یافته تاثیری ندارد، به عبارتی چه تعداد اولیه ۲ یا ۸ باشد در انتها تعداد کاربران فعال تقریباً برابرند. بنابراین در جوامع زودباور می‌توان با صرف هزینه کم برای بازاریابی به نتایج مشابهی در حالت پرهزینه دست یافت. هدف از بازاریابی در شبکه‌های اجتماعی به دست آوردن بیشینه افراد تحت تاثیر قرار گرفته است. با آزمایشاتی که با تغییر در تعداد مجموعه اولیه انجام شد، تاثیر تعداد مجموعه اولیه بر روی تعداد افراد تحت تاثیر در انتها بررسی شد و این نتایج به دست آمد: اگر تعداد مجموعه اولیه به حدی باشد که در گام‌های بعدی تعداد رئوس فعال از یک آستانه که ضریبی از اندازه گراف است تجاوز کند، در گام آخر به بیشینه رئوس فعال خواهیم رسید. مثلاً در مورد مجموعه داده jazz که متشکل از n راس است، اگر تعداد رئوس اولیه از ۲ بیشتر باشد در مدل LTM و CAND به بیشینه کاربران فعال خواهیم رسید. تفاوتی که وجود دارد این است که هرچه تعداد کاربران فعال اولیه بیشتر باشد زمان کمتری برای رسیدن به هدف صرف خواهد شد و این بدان دلیل است که اگر با تعداد رئوس کمتری آغاز کنیم باید چندین گام را طی کنیم تا به تعداد رئوس آزمایش با مجموعه اولیه بزرگتر برسیم.

چیزی که اهمیت دارد این است که بتوان توازنی بین زمان و هزینه فعال کردن تعداد رئوس اولیه برقرار کرد. برای برخی بازاریابان زمان اهمیت بیشتری دارد، برای برخی هزینه و یا هردو.

نکته دیگری که از این آزمایشات به دست می‌آید، این است که اگر فقط هزینه مهم باشد، باید تعداد کمینه‌ای انتخاب کنیم که بتوان با آن به بیشینه افراد فعال رسید. مثلاً در دو مجموعه squeak-foundation و robots چون تعداد رئوس گراف زیاد است، با تعداد رئوس اولیه ۲ یا ۸ به بیشینه ممکن نمی رسیم مثلاً اگر به آزمایش ۳ و ۴ مجموعه داده robots.net توجه کنیم، آزمایش انجام شده بامجموعه داده ۱۰ تایی قادر به رسیدن به بیشینه افراد فعال نیست. به عبارتی مجموعه ۱۰ تایی کافی نیست و باید از مجموعه بزرگتری استفاده گردد.

۵-۳- آزمایش‌های زودباور و دیرباور

میزان آستانه فعال شدن یک گره بر کمینه تعداد کاربر اولیه برای رسیدن به بیشینه کاربران فعال تاثیر می‌گذارد به طوری که هر چه آستانه بیشتر شود و به اصطلاح مدل دیرباورتر شود تعداد مجموعه کمینه اولیه نیز افزایش می‌یابد.

٦- نتیجه‌گیری

بررسی مدل‌های انتشار در شبکه‌های اجتماعی برای مسئله بیشینه‌سازی تاثیر و بازاریابی از اهمیت بالایی برخوردار است. در این حوزه چالش اصلی برای محققان چگونگی شبیه‌سازی و مدل انتشار و بیشینه‌سازی تاثیر کاربران برای انتشار در شبکه اجتماعی است. در این مقاله سه مدل LTM، ICM و CAND معرفی شده است و سپس شبیه‌سازی مختلفی بر روی این مدل‌ها برای شبیه‌سازی انتشار تاثیر توسط افراد زودباور و دیرباور ارائه شد. نتایج شبیه‌سازی نشان می‌دهد که از نظر زمان انتشار مدل CAND بهترین نتیجه را در بین سه مدل دارد و مدل LTM و مدل CAND از نظر تعداد کاربران فعال نهایی به طور تقریبی برابر و با اختلاف زیادی از مدل ICM قرار دارند.

Archive of SID
www.SID.ir

مراجع

[1] J. Leskovec, L. A. Adamic, B. A. Huberman. The dynamics of viral marketing. ACM Transactions on the Web, Vol. 1, Issue 1, Article No. 5, 2007.
[2] D. Kempe, J. Kleinberg, É. Tardos. "Maximizing the spread of influence through a social network." Theory OF Computing 11.4 (2015): 105-147.
[3] Y. Guisheng, W. Jijie, D. Hongbin, A Cellular automaton based Network Diffusion Model: preparation for more scalable Viral Marketing, in Proceedings of the International Conference on Collaboration Technologies and Systems, pp. 308 – 315, 2012.
[4] N. K. Ahmed, F. Berchmans, J. Neville, R. Kompella, Time-Based Sampling of Social Network Activity Graphs, In Proceedings of the Eighth Workshop on Mining and Learning with Graphs, pp. 1-9, 2010.
[5] W. Chen, C. Wang, Y. Wang, Scalable influence maximization for prevalent viral marketing in large-scale social networks, in Proceedings of the sixteenth ACM International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, pp 1029-1038, 2010.
[6] S. Datta, A. Majumder, S. Nisheeth., Viral marketing for multiple products in Proceedings of the tenth International Conference on Data Mining, pp.118-127, 2010.
[7] C. Long, R. C. W. Wong, Minimizing seed for viral marketing in Proceedings of the eleventh International Conference on Data Mining,pp.427-436, 2011.
[8] D. A. Wolf-Gladrow, Lattics-gas cellular automata and lattice Boltzmann models: an introduction Springer-Verlag, 2000.
[9] M. Slikker, A. Van den Nouweland, "Social and economic networks in cooperative game theory" Vol. 27. Springer Science & Business Media, 2012.
[10] E. Serrano, C. A. Iglesias. "Validating viral marketing strategies in Twitter via agent-based social simulation." Expert Systems with Applications 50 (2016): 140-150.
[11] A. Rezvanian, M. R Meybodi. "Sampling social networks using shortest .paths." Physica A: Statistical Mechanics and its Applications 424 (2015): 254-268.
[12] Z. S. Jalali, A. Rezvanian, M. R. Meybodi. "Social network sampling using spanning trees." International Journal of Modern Physics C (2016): 1650052.
[13] H. Li, S. S. Bhowmick, A. Sun, J. Cui,. "Conformity-aware influence maximization in online social networks." The VLDB Journal, 24, no. 1 (2015), 117-141.
[14] Y. Qin, J. Ma, S. Gao. "Efficient influence maximization under TSCM: a suitable diffusion model in online social networks." Soft Computing (2016): 1-12.

جدول (۲): نتایج انتشار در شبکه‌های مختلف برای مدل‌های انتشار مختلف.

پایگاه داده	آستانه	مجموعه اولیه	CAND		ICM		LTM	
			رئوس فعال نهایی	زمان نهایی	رئوس فعال نهایی	زمان نهایی	رئوس فعال نهایی	زمان نهایی
Karate	۰.۳	۲	۳۴	۰.۹۷	۱۴	۰.۳۴	۳۲	۱.۵۱
		۸	۳۳	۰.۵۱	۱۹	۰.۲۴	۳۳	۰.۸۱
	۰.۸	۲	۱۴	۰.۸	۱۱	۰.۴۷	۱۴	۰.۸۴
		۸	۲۴	۰.۶	۱۱	۰.۲۶	۲۶	۱.۱۸
Dolphins	۰.۳	۲	۵۸	۲.۹	۹	۰.۵۶	۵۵	۲.۹۹
		۸	۵۸	۰.۹۹	۱۵	۰.۲۹	۵۶	۲.۵۴
	۰.۸	۲	۱۵	۱.۰۹	۶	۰.۷	۱۸	۲.۰۵
		۸	۴۲	۱.۳۱	۱۳	۰.۲۸	۴۱	۲.۳
Jazz	۰.۳	۲	۱۹۶	۳.۵	۵۸	۲.۵۶	۱۹۵	۵.۳
		۸	۱۹۷	۴.۰۳	۶۹	۱.۳۴	۱۹۷	۵.۵
	۰.۸	۲	۱۹۰	۴.۰۶	۴۰	۵.۱۶	۱۸۳	۵.۶
		۸	۱۹۰	۳۶	۵۳	۱.۸۱	۱۹۰	۵.۵
robots.net	۰.۳	۱۰	۸۵۹	۳۹.۵	۹۸	۱۲.۵	۸۲۱	۶۶.۵
		۵۰	۸۸۹	۳۵.۵	۲۳	۱۹	۸۷۶	۶۰
	۰.۸	۱۰	۱۸۶	۲۴	۷۹	۳۵.۵	۱۷۶	۴۰.۵
		۵۰	۴۳۱	۶۶	۹۹	۱۴	۴۱۸	۸۷
Squeak-foundation	۰.۳	۱۰	۷۶۴	۴۵.۵	۱۷۹	۴۰	۷۷۷	۶۶.۵
		۵۰	۸۳۶	۴۹.۵	۲۰۹	۲۰	۸۰۶	۸۸.۵
	۰.۸	۱۰	۴۰۵	۴۴	۸۶	۲۱	۴۴۶	۷۵.۵
		۵۰	۴۸۰	۳۴	۱۴۳	۲۴.۵	۴۶۱	۶۰.۲

زیرنویس‌ها

[1] independent cascade model
[2] linear threshold model
[3] seed
[4] Moore
[5] von Neumann
[6] forget function

Archive of SID
www.SID.ir

[7] forget function
[8] http://people.squeakfoundation.org
[9] snapshot

Archive of SID

www.SID.ir