نهمین کنفرانس مهندسی برق ایران
9th Iranian Conference on Electrical Engineering

CEE 2001 | 102-COM

کاربرد اتوماتای یادگیر سلولی در مدلسازی انتشار شایعه

محمدرضا میبدی مسعود طاهرخانی
مرکز تحقیقات انفورماتیک، آزمایشگاه محاسبات نرم
دانشکدهٔ مهندسی کامپیوتر
دانشگاه صنعتی امیرکبیر
تهران، ایران
email : meybodi@ce.aku.ac.ir

چکیده

در این مقاله کاربرد مدل جدیدی تحت عنوان اتوماتای یادگیر سلولی در مدلسازی انتشار شایعه مورد مطالعه و ارزیابی قرار میگیرد. از جمله مدلهایی که تا کنون برای مدلسازی انتشار شایعه ارائه شده اند میتوان به اتوماتای سلولی و اتوماتای سلولی احتمالی اشاره نمود. در اتوماتای سلولی فرض بر این است که افراد پس از قبول شایعه، عقیده خود را عوض نمی کنند و در اتوماتای سلولی احتمالی افراد بصورت احتمالی شایعه را قبول و پس از مدتی مجددا بصورت احتمالی با آن مخالف می شوند. این مدلها بخوبی رفتار افراد جامعه را شبیه سازی نمی کنند. افراد در پذیرفتن یک شایعه و نیز در رد آن معمولا بصورت ناگهانی عمل نمی کنند بلکه هر بار که یک شایعه را می شنوند، آن شایعه برای انها بیشتر عینیت پیدا می کند و هر بار که آن شایعه نقض می گردد، صحت آن برای انهاکمتر می شود. نشان داده می شود که مدل اتوماتای یادگیر سلولی می تواند مدل مناسب تری نسبت به مدلهای ذکر شده فوق برای مدلسازی انتشار شایعه باشد.

کلمات کلیدی: *اتوماتای سلولی، اتوماتای یادگیر، اتوماتای یادگیر سلولی، انتشار شایعه*

۱ - مقدمه

پدیده انتشار در سیستم های اجتماعی نظیر انتشار شایعه، اخبار و یا ابداعات در سه دهه گذشته توسط دانشمندان علوم اجتماعی، جغرافی دانان، اقتصاد دانان و نیز مدیران مورد بررسی قرار گرفته است. ما در اینجا از اصطلاح عمومی انتشار شایعه برای کلیه موارد فوق استفاده می کنیم. انتشار شایعه معمولا بعنوان پروسه ای تعریف می شود که در آن شایعه از طریق کانالهایی در طی زمان بین اعضای یک سیستم اجتماعی مبادله می گردد. در بسیاری از موارد این کانال ارتباطی برد کمی دارد. بعنوان مثال، ما در تصمیم گیری بیشتر تحت تاثیر دوستان، فامیل و همکاران قرار می گیریم و از افراد غریبه ای که در شهرهای دور دست زندگی می کنند، کمتر اثر می پذیریم.

بطور سنتی معادلات دیفراسیل معمولی برای مدل کردن انتشار شایعه مورد استفاده گرفته است. مدل Bass [Bas96] اولین مدل از این نوع میباشد. مدلهای پیشنهادی توسط Mahajan, [Rog95]Rogers [Mah85] [Mah90] نیز بر اساس معادلات دیفرانسیل است که به انها یادگیری وعامل ریسک نیز افزوده شده است. مدلهایی که در انها توزیع فضایی افراد در نظر گرفته شده است نیز پیشنهاد شده است ولی نهایتا منجر به ایجاد یک سری معادلات دیفرانسیل جزیی میگردد.[Hag52][Hag85]. Boccara برای مدلسازی انتشار شایعه استفاده از اتوماتای سلولی و یا اتوماتای سلولی احتمالی را بعنوان مدلهای مناسبی مطرح می سازد [Bocc99][Bocc92][Bocc97].در ساده ترین شکل، هر سلول در اتوماتای سلولی و یا اتوماتای سلولی احتمالی با یک عضو ازجامعه اشغال شده است. اعضای جامعه یکی از دو حالت ممکن یعنی موافق و یا مخالف را می توانند اختیار کنند. حالت موافق با 1 و حالت مخالف با 0 نمایش داده میشود. در اتوماتای سلولی فرض بر این است که افراد پس از قبول شایعه، عقیده خود را عوض نمی کنند و در اتوماتای سلولی احتمالی افراد بصورت احتمالی شایعه را قبول و پس از مدتی مجددا بصورت احتمالی با آن مخالف می شوند. این مدلها بخوبی رفتار افراد جامعه را شبیه سازی نمی کنند. افراد در پذیرفتن یک شایعه و نیز در رد آن معمولا بصورت ناگهانی عمل نمی کنند بلکه هر بار که یک شایعه را می شنوند، آن شایعه برای انها بیشتر عینیت پیدا می کند و هر بار که آن شایعه نقض می گردد، صحت آن برای انها کمتر می شود.

اتوماتوی های یادگیر در محیطی تصادفی عمل نموده و قادر هستند که بر اساس ورودیهای دریافت شده از محیط، احتمال انجام عملیات خود را بروز در آورده تا بتوانند از این طریق کارآیی خود را بهبود بخشند.

اتوماتای یادگیر یک مدل انتزاعی است که تعداد محدودی عمل را می تواند انجام دهد. هر عمل انتخاب شده توسط محیطی احتمالی ارزیابی می گردد و پاسخی به اتوماتای یادگیر داده می شود. اتوماتای یادگیر از این پاسخ استفاده نموده و عمل خود برای مرحله بعد انتخاب می کند[Nare89]. اتوماتاهای های یادگیر به دو گروه تقسیم می گردند:

آ- اتوماتای یادگیر با ساختار ثابت[1]

ب- اتوماتای یادگیر با ساختار متغیر[2]

۳-۲- محیط[3]: محیط را می توان توسط سه تایی زیر تعریف نمود.

$$E \equiv \{\alpha, \beta, c\}$$

که

$\alpha \equiv \{\alpha_1, \alpha_2, \cdots, \alpha_r\} \equiv$ مجموعه ورودیها

$\beta \equiv \{\beta_1, \beta_2, \cdots, \beta_r\} \equiv$ مجموعه خروجیها

$c \equiv \{c_1, c_2, \cdots, c_r\} \equiv$ مجموعه احتمالهای جریمه شدن

هرگاه β_i دو مقداری باشد، محیط از نوع P می باشد. در چنین محیطی $\beta_i = 1$ به عنوان جریمه و $\beta_i = 0$ به عنوان پاداش در نظر گرفته می شود.

c_i احتمال آینکه عمل α_i نتیجه نامطلوب[4] داشته باشد می باشد. در محیط پایدار[5] مقادیر c_i بدون تغییر باقی می مانند، حال آنکه در محیط ناپایدار[6] این مقادیر در طی زمان تغییر می کنند. شکل ۲ ارتباط بین اتوماتون یادگیرنده و محیط را نشان می دهد.

۳-۳- اتوماتای یادگیر با ساختار ثابت: اتوماتای یادگیر با ساختار ثابت توسط ۵ تایی زیر نشان داده مشود:

$$LA \equiv \{\alpha, \beta, F, G, \phi\}$$

که

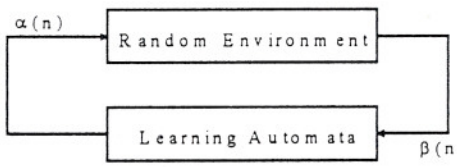
$\alpha \equiv \{\alpha_1, \alpha_2, \cdots, \alpha_r\} \equiv$ مجموعه عمل ها[7]ی اتوماتا

$\beta \equiv \{\beta_1, \beta_2, \cdots, \beta_r\} \equiv$ مجموعه ورودیهای اتوماتا

$F \equiv \phi \times \beta \rightarrow \phi \equiv$ تابعی که بر اساس پاسخ محیط، وضعیت جدید را می یابد

$G \equiv \phi \rightarrow \alpha \equiv$ تابع خروجی که وضعیت کنونی را به خروجی بعدی می نگارد

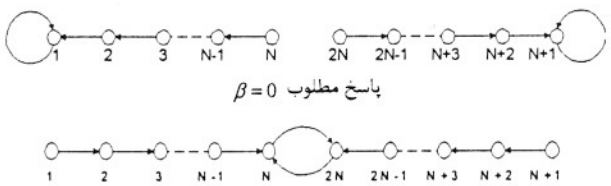
$\phi(n) \equiv \{\phi_1, \phi_2, \cdots, \phi_k\} \equiv$ مجموعه وضعیت های داخلی اتوماتا



شکل ۲) ارتباط بین اتوماتای یادگیر و محیط

اتوماتا های با ساختار ثابت که در این مقاله به انها اشاره شده است در زیر امده اند.

۳-۳-۱- اتوماتای $L_{2N,2}$: این اتوماتان تعداد پاداش ها و جریمه های دریافت شده برای هر عمل را نگهداری کرده و تنها زمانی که تعداد جریمه ها بیشتر از پاداش ها می گردد، عمل دیگر را انتخاب می کند. نمودار تغییر وضعیت این اتوماتا مطابق شکل ۳ می باشد.



---

[1] Fixed Structure

[2] Variable Structure

[3] Environment

[4] Unfavorable

[5] Stationary

[6] Non-Stationary

[7] Actions

[8] Learning Automaton

در این مقاله کاربرد مدل جدیدی تحت عنوان اتوماتای یادگیر سلولی[1] (CLA که ترکیبی از اتوماتای سلولی و اتوماتـان یـادگیر مـی باشـد در مدلسازی انتشار شایعه مورد مطالعه و ارزیابی قرار می گیرد و نشان داده می شود که این مدل می تواند مدل مناسب تری نسبت بـه مدلهـای ذکر شده فوق باشد.

دراتوماتای یادگیر سلول هر سلول مجهز به یک اتوماتای یادگیر می باشد که وضعیت این سلول را مشخص می کند. هـر اتوماتـان یـادگیر بـر اساس یک الگوریتم یادگیری عمل نموده و در طی زمان یاد می گیرد که چگونه از طریق تعامل (فعـل و انفعـال) بـا محیـط بهـترین عمـل را انتخاب نماید. در حالت خاص، مدل جدید رفتار اتوماتای سلولی را از خـود نشـان مـی دهـد و بهمیـن دلیـل CLAدر برگـیرنده CA مباشـد [Tahr2000].

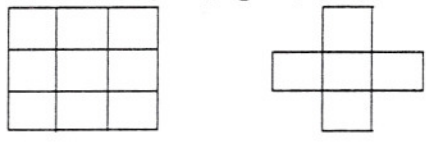
در ادامه، ابتدا به شرح اتوماتای سلولی و اتوماتای یادگیر می پردازیم. سپس مدل جدید اتوماتای یادگیر سلولی را معرفـی مـی کنیـم. سـپس کاربرد اتوماتای سلولی و اتوماتای سلولی احتمالی در مدل کردن پدیده انتشار شایعه بطور اختصار شرح داده میشود. بخش بعدی اختصاص به مدل کردن پدیده انتشار شایعه توسط اتوماتای یادگیر سلولی دارد. اخرین بخش نتیجه گیری میباشد.

۲- اتوماتای سلولی

اتوماتای سلولی شبکه ای از سلولها است که هر کدام می تواند k وضعیت داشته باشد. در حالت یک بعدی،اگر سلول i دارای دو همسـایه i-1 و i+1 باشددر این صورت وضعیت سلول i در زمان t+1 یعنی $a_i^{(t+1)}$ بر اساس تابع ϕ زیر بدست می آید:

$$a_i^{(t+1)} = \phi(a_{i-1}^{(t)}, a_i^{(t)}, a_{i+1}^{(t)})$$

تابع ϕ را قانون اتوماتای سلولی می نامیم. ایده همسایگی در اتوماتای سلولی یک بعدی را می توان بگونه ای بسط داد که دو همسایه دیگـر و یا بیشتر را نیز شامل شود. اگر چهار سلول در طرفین یک سلول همسایه محسوب شوند(دو سلول در هر طرف) اتوماتای سـلولی دارای شـعاع همسایگی(r) مساوی ۲ مباشد. سلولها در اتوماتای سلولی می توانند در شبکه ای با هر ابعادی قرار گیرند. دو نوع همسایگی مهم در اتوماتای سلولی دو بعدی عبارتند از همسایگی Moore و همسایگی von Neumann. در همسایگی Moore برای هر سلول مرکزی هشت سلول همسایه و در همسایگی von Neumann چهار سلول همسایه در نظر گرفته می شود(شکل ۱).



همسایگی Moore همسایگی von Neuman

شکل ۱) انواع همسایگی های مهم در اتوماتای سلولی

ویژگی های اساسی اتوماتای سلولی عبارتند از[Wolf86a]: فضا و زمان بصورت گسسته می باشند، هر سلول تعداد محدودی وضعیت ممکـن را اختیار می کند، تمام سلولها یکسان می باشند، بروز درآوردن سلولها بشکل همگام است، قوانین بطور قطعی اعمال مـی شـوند، قـانون در هـر سلول فقط بستگی به مقادیر همسایه های اطراف آن دارد و مقدار جدید هر سلول فقط بستگی به مقادیر تعدادی محدود (معمولا یک مرحله) از مراحل قبل دارد.

برای قوانین می توان شماره ای در نظر گرفت که معادل دهدهی وضعیتهای جدید کلیه همسایگی هاست. بعنوان مثال برای اتوماتان سـلولی یک بعدی شماره قانون زیر را 90 در نظر می گیریم:

مقادیر سلولها در همسایگی	111	110	101	100	011	010	001	000
مقدار جدید سلول مرکزی	0	1	0	1	1	0	1	0

(01011010) = 90

در گروهی از قوانین مقدار یک سلول در مرحله بعدی به مقادیر همسایه ها و در گروهی دیگر، تنهـا بـه مجمـوع همسـایه هـا بسـتگی دارد. قوانین گروه اول قوانین *general* و قوانین گروه دوم قوانین *totalistic نامیده مشود*. قوانین *totalistic* با توابعـی بشـکل زیـر نمـایش داده مـی شوند[Wolf83].

$$a_i^{(t+1)} = \phi(a_{i-1}^{(t)} + a_i^{(t)} + a_{i+1}^{(t)})$$

گروهی از قوانین *outer totalistic نامیده میشوند برای این قوانین* مقدار هر سلول هم به مجموع سـلولهای همسـایه بسـتگی دارد و هـم بـه خود سلول.

$$a_{i,j}^{(t+1)} = \tilde{f}\ (a_{i,j}^{(t)}, a_{i,j+1}^{(t)} + a_{i+1,j}^{(t)} + a_{i,j-1}^{(t)} + a_{i-1,j}^{(t)})$$

۳- اتوماتای یادگیر[2]:

[1] Cellular Learning Automata (CLA)

وقتی سیستم در یکی از وضعیت های H است، هم پاداش و هم جریمه باعث تغییر عمل می شود. می توان گفت که اتوماتون Ponomarev خصوصیات اتوماتون Tsetlin و Krinsky را با هم دارا می باشد. قسمت افقی را پریود آموزش[1] گوئیم درحالیکه قسمتهای عمودی متناظر با وضعیتهایی هستند که در آنها اتوماتا تصمیم می گیرد تا عملی را که یاد گرفته است، انجام دهد.

۳-۴- اتوماتای یاد گیر با ساختار متغیر: اتوماتای یادگیر با ساختار متغیر توسط ۵ تایی زیر تعریف میشود:

$$LA \equiv \{\alpha, \beta, p, T, c\}$$

که

$\alpha \equiv \{\alpha_1, \alpha_2, \cdots, \alpha_r\} \equiv$ مجموعه عمل ها[2]ی اتوماتا

$\beta \equiv \{\beta_1, \beta_2, \cdots, \beta_r\} \equiv$ مجموعه ورودیهای اتوماتا

$p \equiv \{p_1, p_2, \cdots, p_r\} \equiv$ بردار اتصال

$T \equiv p(n+1) = T[\alpha(n), \beta(n), p(n)] \equiv$ الگوریتم یادگیری

$c \equiv \{c_1, c_2, \cdots, c_r\} \equiv$ مجموعه احتمالهای جریمه شدن

در این نوع از اتوماتاها، اگر عمل α_i در مرحله nام انتخاب شود و پاسخ مطلوب از محیط دریافت نماید، احتمال $p_i(n)$ افزایش و سایر احتمالها کاهش می یابند. برای پاسخ نامطلوب $p_i(n)$ کاهش و سایر احتمالها افزایش می یابند. در هر حال، تغییرات بگونه ای صورت می پذیرد که حاصل جمع $p_i(n)$ ها همواره ثابت و مساوی یک با قی بماند .الگوریتم زیر یک نمونه از الگورینمهای یادگیری خطی میباشد[Nare89].

آ- پاسخ مطلوب

$$p_i(n+1) = p_i(n) + a[1 - p_i(n)]$$
$$p_j(n+1) = (1-a)\,p_j(n) \quad \forall j \quad j \neq i$$

ب- پاسخ نامطلوب

$$p_i(n+1) = (1-b)\,p_i(n)$$
$$p_j(n+1) = \frac{b}{r-1} + (1-b)\,p_j(n) \quad \forall j \quad j \neq i$$

در روابط فوق، a پارامتر پاداش و b پارامتر جریمه می باشد. با توجه به مقادیر a و b سه حالت زیر را می توان درنظر گرفت:

آ- زمانیکه a و b با هم برابر باشند، الگوریتم را L_{RP}[3] مینامیم، زمانیکه b از a خیلی کوچکتر باشد الگوریتم را $L_{R\varepsilon P}$[4] مینامیم، و زمانیکه b مساوی صفر باشد الگوریتم را L_{RI}[5] مینامیم. برای مطالعه بیشتر درباره اتوماتان های یادگیر می توان به مراجع [Meyb84][Mey82][Laks81][Mars96]مراجعه نمود.

۴- اتوماتای یادگیر سلولی

اتوماتای یادگیر سلولی پیشنهاد شده در این مقاله، مدلی ریاضی برای سیستم هایی است که از اجزاء ساده ای تشکیل شده اند و رفتار هر جزء بر اساس رفتار همسایگانش و نیز تجربیات گذشته اش تعیین و اصلاح می شود. اجزاء ساده تشکیل دهنده این مدل، از طریق تعامل با یکدیگر می توانند رفتار پیچیده ای را از خود نشان دهند. هر اتوماتای یادگیر سلولی، از یک اتوماتای سلولی تشکیل شده است که هر سلول درآن به یک اتوماتای یادگیرمجهز می باشد که وضعیت این سلول را مشخص می کند. مانند اتوماتای سلولی، قانونی محلی در محیط حاکم است که تعیین می کند که ایا عمل انتخاب شده توسط یک اتوماتا در یک سلول بایستی پاداش داده شود و یا جریمه شود. عمل دادن جریمه ویا پاداش منجر به بروز دراوردن ساختار CLA بمنظور نیل به یک هدف مشخص میگردد.

یک CLA بصورت پنج تایی $< \Delta, A, \Omega, R, L >$ نشان داده می شود. $\Delta = \{\lambda_1, \lambda_2, \cdots, \lambda_n\}$ مجموعه سلولهای موجود در CLA می باشد که در یک شبکه کارتزین قرار گرفته اند. $A = \{a_1, a_2, \cdots, a_k\}$ مجموعه اعمال مجاز یک سلول است. $A^t(\lambda_i)$ عمل انجام گرفته در سلول λ_i در زمان t را نشان می دهد و R قانون حاکم بر سیستم می باشد. $\Omega = \{\Omega_1, \Omega_2, \cdots, \Omega_m\}$ مجموعه سلولهای همسایه یک سلول در CLA بوده و L اتوماتای یادگیری است که هر سلول به آن مجهز می باشد. $\Omega(\lambda_i)$ سلولهای همسایه سلول λ_i بوده که دارای دو خصوصیت زیر می باشد:

1) $\lambda_i \notin \Omega(\lambda_i) \quad \forall \lambda_i \in \Delta$
2) $\lambda_i \in \Omega(\lambda_j) \quad$ iff $\lambda_j \in \Omega(\lambda_i) \quad \forall \lambda_i, \lambda_j \in \Delta$

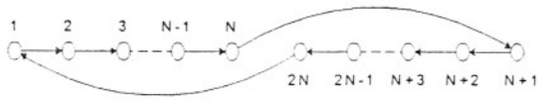
---

[1] Training Period
[2] Actions
[3] Linear Reward Pealty
[4] Linear Reward Epsilon Penalty
[5] Linear Reward Inaction

پاسخ نا مطلوب $\beta = 1$

شکل ۳) نمودار تغییر وضعیت اتوماتای $L_{2N,2}$

۳-۳-۲- اتوماتای $G_{2N,2}$: در این اتوماتان بر خلاف $L_{2N,2}$ ، عمل α_2 حداقل N بار انجام می گردد (پس از گرفتن N جریمه) تا اینکه نهایتا عمل α_1 دوباره انتخاب شود. گراف تغییر وضعیت این اتوماتا برای پاسخ مطلوب مانند اتوماتای $L_{2N,2}$ بوده و برای پاسخ نامطلوب مطابق شکل ۴ می باشد.



پاسخ نا مطلوب $\beta = 1$

شکل ۴) نمودار تغییر وضعیت اتوماتای $G_{2N,2}$

۳-۳-۳- اتوماتون Krinsky: این اتوماتا زمانی که پاسخ محیط نامطلوب است، مانند $L_{2N,2}$ رفتار می کند. اما برای پاسخ مطلوب هر وضعیت $\phi_i (i = 1,2,\cdots,N)$ به وضعیت ϕ_1 و هر وضعیت $\phi_i (i = N+1, N+2, \cdots, 2N)$ به وضعیت ϕ_{N+1} می رود. بنابراین همیشه N پاسخ نامطلوب متوالی لازم است تا اتوماتا عمل خود را عوض کند. نمودار تغییر وضعیت این اتوماتا برای پاسخ نامطلوب مانند اتوماتای $L_{2N,2}$ بوده و برای پاسخ مطلوب مطابق شکل ۵ می باشد.



پاسخ مطلوب $\beta = 0$

شکل ۵) نمودار تغییر وضعیت اتوماتای Krinsky

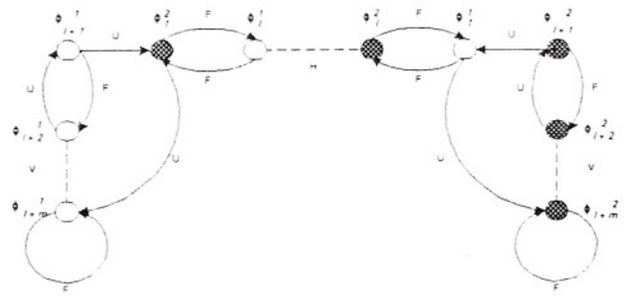
۳-۳-۴- اتوماتای Krylov: در این اتوماتون زمانیکه پاسخ مجیط مطلوب است، تغییر وضعیت مانند اتوماتای $L_{2N,2}$ می باشد. اما زمانیکه پاسخ محیط نامطلوب می باشد، هر وضعیت $\phi_i (i \neq 1, N, N+1, 2N)$ با احتمال ۰/۵ به وضعیت ϕ_{i-1} و با احتمال $\frac{1}{2}$ به وضعیت ϕ_{i+1} مطابق شکل ۶ منتقل می شود:



پاسخ نا مطلوب $\beta = 1$

شکل ۶) نمودار تغییر وضعیت اتوماتای Krylov

۳-۳-۵- اتوماتای Ponomarev: نمودار تغییر وضعیت این اتوماتا مطابق شکل ۷ می باشد. دایره های خالی وضعیت های عمل α_1 و دایره های پر، وضعیت های عمل α_2 را نشان می دهند. در این شکل F به معنای پاسخ مطلوب و U به معنای پاسخ نامطلوب می باشد. شکل دارای دو قسمت عمودی V و یک قسمت افقی H است. قسمت عمودی سمت چپ دارای m وضعیت بوده و تماما مربوط به عمل α_1 می باشد. قسمت عمودی سمت راست نیز دارای m وضعیت بوده و تماما مربوط به عمل α_2 می باشد. در این دو قسمت رفتار اتوماتا شبیه $L_{2N,2}$ است. $2l$ وضعیت افقی در قسمت H بطور یک در میان مربوط به عمل های α_1 و α_2 می باشند. شماره وضعیت های عمل α_1 از راست به چپ بوده و با ϕ_i^1 نشان داده می شوند و شماره وضعیت های عمل α_2 از سمت چپ به راست بوده و با ϕ_i^2 نشان داده می شوند.



شکل ۷) نمودار تغییر وضعیت اتوماتا Ponomarev

قوانین *Outer Totalistic*: در این قوانین، معیار جریمه یا پادا ش یک عمل تعداد اتوماتون ها در همسایگی ان اتوماتا مباشد کـه ان عمـل را انتخاب کرده باشند. اعداد سری اول معزف تعداد اتوماتاهایی است که باید این عمل را انتخاب کرده باشند تا به عمـل انتخـاب شـده توسـط اتوماتای مرکزی پاداش داده شود. اعداد سری دوم نیز معرف تعداد اتوماتاهایی است که باید این عمـل را انتخـاب کـرده باشـند تـا بـه عمـل انتخاب شده توسط اتوماتای مرکزی جریمه داده شود. بطور مثال، قانون *Majority* بصورت 56789-01234 نشان داده می شود.

ویژگی های اساسی اتوماتای یادگیر سلولی طرح شده در این مقاله عبارتند از: فضا و زمان بصورت گسسته می باشـند، بـروز درآوردن اتوماتـا های یادگیر در سلولها بشکل همگام صورت می پذیرد، اتوماتا های یادگیر تخصیص داده شده به سلولها یکسان می باشند و هر یک دارای دو عمل α_1 و α_2 میباشد. قوانین بطور قطعی اعمال می شوند و قانون در هر سلول فقط بستگی به اعمال انتخاب شده توسـط همسـایه هـای آن سلول دارد.

آنتروپی معیاری است برای اندازه گیری میزان اطلاعاتی که توسط یک منبع تولید می شود و یا توسط فرد شاهد دریافت مـی گـردد.در مـدل اتوماتای یادگیر سلولی، آنتروپی بعنوان معیاری برای سنجش میزان کارآیی و برسی سیستم مورد استفاده قرار گرفته است. بدیـن صـورت کـه وقتی اتوماتاهای محیط قادر باشند که عمل بهینه را بیابند، احتمال انتخاب آن عمل بیشتر شده و در نتیجه آنـتروپی اتوماتاهـا و بـه طبـع آن آنتروپی سیستم کاهش می یابد. آنتروپی یک اتوماتای یادگیر LA_{ij} در CLA با مجموعه اعمال $\{\alpha_1,\alpha_2,..,\alpha_r\}$ برابر است با

$$E_{ij} = -\sum_{k=1}^{r} p(\alpha_k)\log(p(\alpha_k))$$

که $p(\alpha_i)$ احتمال انتخاب عمل α_i توسط اتوماتای یادگیر میباشد. آنتروپی CLA بصورت زیر تعریف میشود.

$$E = \sum_i \sum_j E_{ij}$$

برای اطلاعات بیشتر درباره اتوماتای یادگیر سلولی و کاربردهای آن می توان به مراجع [Tahr2000][Mey2000] مراجعه نمود.

مدلسازی انتشار شایعه توسط CLA

پدیده انتشاردرسیستمهای اجتماعی‌نظیر انتشار شایعه، اخبار و یا ابداعات در سه دهه گذشته توسط دانشمندان علوم اجتماعی، جغرافی دانان، اقتصاد دانان و نیز مدیران مورد بررسی قرار گرفته است. ما در اینجا از اصطلاح عمومی انتشار شایعه برای کلیه موارد فوق استفاده می کنیم.

انتشار شایعه معمولا بعنوان پروسه ای تعریف می شود که در آن شایعه از طریق کانالهایی در طی زمان بیـن اعضـای یـک سیسـتم اجتمـاعی مبادله می گردد. در بسیاری از موارد این کانال ارتباطی برد کمی دارد. بعنوان مثال، ما در تصمیم گیری بیشتر تحت تاثیر دوستان، فامیل و همکاران قرار می گیریم و از افراد غریبه ای که در شهرهای دور دست زندگی می کنند، کمتر اثر می پذیریم.

این ویژگی محلی بودن تاثیر متقابل، اتوماتای سلولی، اتوماتای سلولی احتمالی و نیز اتوماتای یادگیر سلولی را بعنوان مدلهای مناسبی مطـرح می سازد. در ساده ترین شکل، هر سلول با یک عضو جامعه اشغال شده است. اعضای جامعه یکی از دو حالت ممکن یعنی موافق و یا مخالف را می توانند اختیار کنند. حالت موافق را با 1 و حالت مخالف را با 0 نمایش می دهیـم. در ادامـه مدلهـای پیشـنهادی توسـط Boccara بـرای مدلسازی انتشار شایعه با استفاده از اتوماتای سلولی و اتوماتای سلولی احتمالی را بررسی می نماییم[Bocc99].

برای بررسی انتشار شایعه توسط اتوماتای سلولی، ابتدا از یک اتوماتای سلولی یک بعدی با شعاع 1 استفاده می نماییم. فـرض مـی کنیـم کـه هرگاه یک عضو موافق شد، موافق باقی می ماند. می خواهیم چگالی موافق ها یعنی $\rho(t)$ را در زمان t محاسبه نماییم، با فرض آنکه از یک ساختار اولیه نا منظم با چگالی $\rho_0 = \rho(0)$ شروع کرده باشیم. برای این منظور، فرض می کنیم که یک فرد در جامعه موافق می گـردد اگـر حداقل یک همسایه موافق داشته باشد.

ساختار اولیه را بصورت دسته هایی از 1 که بوسیله دسته هایی از 0 جدا شده اند، در نظر می گیریم. تنها سلولهای مخالف که نزدیک به دسـته هایی از 1 هستند، تغییر می کنند. در صورتیکه سایر سلولهای مخالف، مخالف می مانند. بنابراین، طول l از هر دسته از صفرها در هر مرحلـه دو واحد کاهش می یابد. یعنی

$$M(l,t+1) = M(l+2,t)$$

در این فرمول $M(l,t)$ بیانگر تعداد دسته های صفر با طول l در زمان t می باشد. پس خواهیم داشت:

$$M(l,0) = (1-\rho_0)^l \rho_0^2$$

$$M(l,t) = (1-\rho_0)^{l+2t} \rho_0^2$$

چگالی صفرها در زمان t را با $\theta(t)$ نشان می دهیم و از فرمول زیر بدست می آید:

$$\theta(t) = \sum_{l=1}^{\infty} lM(l,t) = (1-\rho_0)^{2t+1}$$

و نهایتا چگالی یکها از رابطه زیر حاصل می شود:

$$\rho(t) = 1 - \theta(t) = 1 - (1-\rho_0)^{2t+1}$$

همانطور که ملاحظه می شود، چگالی یکها به عدد $\rho(\infty)$ بصورت نمایی نزدیک می شود. اما در یک سیستم اجتماعی واقعی اینگونه نبوده و از یک منحنی *S-shaped* یا *logistic* تبعیت می کند[Bocc99].

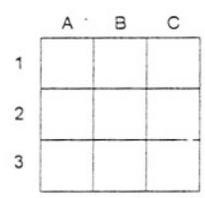
فرض می کنیم که $W(\lambda_i) = \Omega(\lambda_i) \cup \{\lambda_i\}$ باشد. در آنصورت، قانون حاکم بر سیستم میتواند بصورت تابعی بشکل زیر تعریف شود:

$$A^{t+1}(\lambda_i) = R\{A^t(x) | x \in W(\lambda_i)\}$$

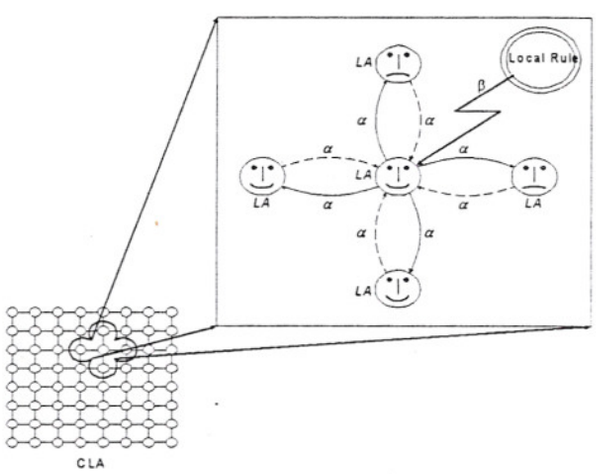
عملکرد اتوماتای یادگیر سلولی را می توان بصورت زیر شرح داد. در ابتدا هر اتوماتان یادگیر در CLA یکی از اعمال از مجموعه اعمال خود را انتخاب میکند. این عمل می تواند بر اساس مشاهدات قبلی و یا بصورت تصادفی انتخاب شود. عمل انتخاب شده با توجه به اعمال انتخاب شده توسط سلولهای همسایه و قانون حاکم بر CLA پاداش داده میشود و یا جریمه میگردد. با توجه به اینکه عمل انتخاب شده پاداش گرفته و یا جریمه شده است ساختار داخلی اتوماتا بروز میگردد. عمل بروز در اوردن تمام اتوماتاها در CLA بصورت همزمان انجام می شود. بعد از بروز در اوردن هر اتوماتا در CLA دوباره یک عمل از مجموعه اعمال خود را انتخاب و انجام میدهد. نتیجه عمل منجر به دادن پاداش و یا جریمه به آن عمل میگردد. فرایند انتخاب عمل و دادن پاداش یا جریمه تا زمانیکه سیستم به یک حالت پایدار برسد و یا یک معیار از قبل تعریف شده ای بر قرار شود ادامه می یابد. عمل بروز در اوردن ساختار اتوماتا های موجود در CLA توسط یک یا چند الگوریتم یادگیری انجام میگیرد.

شکل ۸ اتوماتای یادگیر سلولی را نشان می دهد که در آن از همسایگی von Neumann استفاده شده است. در این شکل، اتوماتاهایی که خوشحال هستند در مرحله قبل پاداش و اتوماتا هایی که ناراحت هستند در مرحله قبل جریمه دریافت کرده اند. قانون حاکم بر CLA همانند اتوماتای سلولی می تواند بصورت *totalistic* و یا *general* باشد.

قوانین *General*: برای قوانین *General* نحوه نامگذاری سلولها بر اساس شکل ۹ می باشد:



شکل ۹) نحوه نامگذاری سلولها



شکل ۸) اتوماتای یادگیر سلولی (CLA)

برای قوانین تعریف شده درزیر هر اتوماتا در CLA دارای دو عمل میباشد. اگر اتوماتا عمل α_1 را انتخاب نماید سلول ان اتوماتان بصورت پر و اگر اتوماتا عمل α_2 را انتخاب نماید سلول ان اتوماتا بصورت خالی نشان داده خواهد شد. برای اشنایی با قوانین چند نمونه از این قوانین در زیر امده است.

قانون *AndAll*: در این قانون زمانی به عمل انتخاب شده توسط اتوماتا پاداش داده می شود که خود اتوماتا و تمام ۸ همسایه اش عمل α_1 را انتخاب کرده باشند و در غیر اینصورت عمل انتخاب شده توسط اتوماتا جریمه می شود.

AND(A1,A2,A3,B1,B2,B3,C1,C2,C3)

با توجه به اینکه ارزش عبارت منطقی فوق ورودی اتوماتا میباشد(برای ارزیابی عبارت منطقی فوق سلول پر TRUE و سلول خالی FALSE در نظر گرفته میشود.) میتوان قانون فوق را بصورت دیگری نیز بیان کرد. بر اساس قانون فوق اگر یک اتوماتا در CLA عمل α_1 را انتخاب کند ان عمل قطعا جریمه خواهد شد و اگر یک اتوماتا در CLA عمل α_2 را انتخاب کند و همچنین تمام اتوماتاهای همسایه این اتوماتا عمل α_2 را انتخاب کرده باشند عمل انتخاب شده توسط این اتوماتا یعنی عمل α_2 پاداش‌خواهد گرفت و درغیراین صورت جریمه خواهد شد.

قانون *OrAll*: در این قانون زمانی به عمل انتخاب شده توسط اتوماتا پاداش داده می شود اگرحداقل یکی از ۹ اتوماتان همسایه اش عمل α_1 را انتخاب کرده باشد و درغیر اینصورت ان عمل جریمه می شود.

OR(A1,A2,A3,B1,B2,B3,C1,C2,C3)

به بیان دیگر بر اساس قانون فوق اگر یک اتوماتا در CLA عمل α_2 را انتخاب کند ان عمل قطعا پاداش خواهد گرفت .اگر یک اتوماتا در CLA عمل α_1 را انتخاب کند و حداقل یکی از اتوماتاهای همسایه این اتوماتا عمل α_2 را انتخاب کرده باشد عمل انتخاب شده توسط این اتوماتا جریمه خواهد گرفت و در غیر اینصورت جریمه می شود

با توجه به نوع اتوماتای استفاده شده در مدل، می توان افراد اجتماع را بشکل زیر طبقه بندی کرد. نوع افراد جامعه محدود به اتوماتاهای یادگیر ذکر شده در این مقاله نمیشود. با توجه به شرایط حاکم در جامعه اتوماتای یادگیر و قانون محلی خاص ان شریط میتواند طراحی شود.

آ- افراد نوع Tsetlin-L: در صورتیکه افراد اجتماع از این نوع باشند، مطابق نمودار این اتوماتا، با هر بار شنیدن شایعه بیشتر به آن اعتقاد پیدا کرده تا اینکه نهایتا آنرا کاملا قبول می کنند. همچنین با هر بار شنیدن خبر نقض شایعه، به آن کمتر اعتقاد پیدا کرده تا اینکه نهایتا کاملا با آن مخالف می شوند.

ب- افراد نوع Tsetlin-G: این نوع افراد مطابق نمودار این اتوماتا، تاحدودی مانند افراد نوع Tsetlin-L عمل می کنند با این تفاوت که هنگامیکه به مرز درست یا نادرست بودن شایعه می رسند، با یکبار شنیدن نظر مخالف خود، به یکباره کاملا به نظر مخالف اعتقاد پیدا می کنند. به عبارت دیگر، اینگونه افراد هنگامیکه می خواهند از نظر خود برگردند بسیار خوش بینانه عمل می کنند. در اینجا نیز عمق حافظه با اثر پذیری افراد رابطه عکس دارد.

پ- افراد نوع Krinsky: اینگونه افراد همیشه در انتظار شنیدن خبر موافق با عقیده خود هستند و با شنیدن اولین خبر موافق با عقیده خود، هرگونه شک و شبه ای را در خود از بین می برند. در مقابل، با شنیدن خبر مخالف با عقیده خود کم کم از عقیده خود دور می شوند. چنین افرادی باید دقیقا N بار متوالی عقیده مخالف را بشنوند تا آنرا قبول کنند. هر چه عمق حافظه بیشتر باشد، این افراد دیرتر از عقیده خود بر می گردند.

ت- افراد نوع Krylov: مانند افراد از نوع Tsetlin-L ، اینگونه افراد با شنیدن شایعه ای که به آن اعتقاد دارند، اعتقادشان بیشتر می گردد. اما هر بار که خبر مخالف را می شنوند، کاملا آنرا باور ندارند و با احتمال 0.5 آنرا قبول و یا رد می کنند. به عبارت دیگر، اینگونه افراد نسبت به خبر مخالف عقیده خود با تردید بیشتری عمل می کنند و به راحتی آنرا قبول نمی کنند. در اینجا نیز عمق حافظه با اثر پذیری افراد رابطه عکس دارد.

ث- افراد نوع Ponomarev: اینگونه افراد مطابق نمودار این اتوماتا، از استراتژی زیر برای پذیرش و یا رد شایعه استفاده می کنند. زمانیکه عقیده خود را تایید شده می بینند، عقیده مخالف را هم تجربه می کنند (با این انتظار که قاعدتا باید در جامعه رد شود.) در صورت رد شدن و یا تایید عقیده مخالف دوباره به عقیده قبلی خود باز می گردند با این تفاوت که میزان اعتقاد در حالت اول بیشتر می گردد. پس از گذشتن چند مرحله، زمانیکه احساس نمودند که عقیده مخالف غلط است، به عقیده خود کاملا یقین پیدا می کنند و چون این اعتقاد را قبلا ارزیابی کرده اند، حتی پس از چندین بار رد شدن آن نیز از عقیده خود برنمی گردند.

ج- افراد نوع L_{RP} : اینگونه افراد معمولا در ابتدا نسبت به یک شایعه نظر بی تفاوت دارند. با هر بار شنیدن شایعه اعتقادشان نسبت به آن بیشتر شده و برعکس با هر بار شنیدن خبر نقض شایعه، اعتقادشان نسبت به آن کمتر می گردد. چنین افرادی تا زمانیکه به شایعه اعتقاد کامل پیدا نکرده اند و یا کاملا با آن مخالف نشده اند، گاهی اوقات در جامعه با آن موافقت و گاهی اوقات نیز مخالفت می کنند. البته میزان موافقت و یا مخالفت بستگی به میزان اعتقادشان دارد. هر چه میزان اعتقادشان بیشتر باشد، بیشتر مواقع با آن موافقت می کنند وبرعکس.

چ- افراد نوع L_{RI} : اینگونه افراد نسبت به نظر مخالف بی اعتنا هستند و عقیده مخالف تاثیری بر عقیده آنها ندارد. مانند افراد نوع L_{RP} این اشخاص نیز با شنیدن شایعه اعتقادشان نسبت به آن بیشتر می شود و تا زمانیکه به شایعه اعتقاد کامل پیدا نکرده اند و یا کاملا با آن مخالف نشده اند، بسته به اعتقادشان گاهی اوقات در جامعه با آن موافقت و گاهی اوقات نیز مخالفت می کنند.

ح- افراد نوع L_{REP} : اینگونه افراد نظر موافق را خیلی بهتر از نظر مخالف قبول می کنند. بطوریکه نظر مخالف نسبت به نظر موافق تاثیر بسیار کمتری بر عقیده آنها دارد. مانند افراد نوع L_{RP} این اشخاص نیز با شنیدن شایعه اعتقادشان نسبت به آن بیشتر می شود و تا زمانیکه به شایعه اعتقاد کامل پیدا نکرده اند و یا کاملا با آن مخالف نشده اند، بسته به اعتقادشان گاهی اوقات در جامعه با آن موافقت و گاهی اوقات نیز مخالفت می کنند.

موارد ذکر شده فوق صرفا مثالهایی از برخی افراد جامعه می باشند که با کمک اتوماتا های یادگیر گزارش شده شبیه سازی شده اند. می توان با در نظر گرفتن روانشناسی افراد، اتوماتاهای های یادگیر و قوانین محلی جدیدی تعریف کرده و از آنها در شبیه سازی استفاده نمود.

برای شبیه سازیها از قانون محلی Or All که قبلا به ان اشاره شده است استفاده می کنیم. در این حالت، هر فرد جامعه زمانی که شایعه را ازحداقل یکی از افراد واقع در همسایگی خود بشنود، با توجه به پارامتر اثر پذیری خود اعتقادش به آن بیشتر و در غیر اینصورت کمتر می شود. نمودار تعداد افراد موافق بصورت *S-shaped* خواهد بود و هر چه پارامتر اثر پذیری (عکس عمق حافظه) افراد بیشتر باشد، شیب منحنی افراد موافق بیشتر شده. در این آزمایشات چگالی اولیه $\rho(0) = 5$ در نظر گرفته شده است. در اتوماتاهای با ساختار ثابت عمق حافظه 5 ، و در اتوماتا های با ساختار متغیر a=p1=p2=0.50 در نظر گرفته شده است. شکلهای ۹ و ۱۰ نمودارهای چگالی افراد موافق را برای جمعیتهایی متشکل از افراد Krylov و Krinsky نشان می دهند.

برای عمومی تر کردن مدل ساده فوق، از اتوماتای سلولی احتمالی استفاده می کنیم با این شرایط که حالت سلول i در زمان t یعنی $s(i,t)$ هم به حالت سلول i در زمان $t+1$ یعنی $s(i,t+1)$ هم به مقدار $\delta(i,t)$ که در زیر تعریف شده است بستگی دارد.

$$\delta(i,t) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} s(i+n,t)\,p(n)$$

طبق این مدل پدیده انتشار شایعه بصورت زیر تعریف می گردد. یک فرد مخالف که در زمان t در سلول i قرار دارد، با احتمالی که وابسته به $\delta(i,t)$ است، در زمان t+1 موافق می شود. در این مدل همانند مدل قبلی زمانیکه یک فرد موافق شایعه شود برای همیشه موافق باقی خواهد ماند. این مدل را می توان یک اتوماتای سلولی احتمالی با توزیع احتمال زیر در نظر گرفت:

$$P\big(s(i,t+1)=0\big) = \big(1-s(i,t)\big)\big(1-\delta(i,t)\big)$$
$$P\big(s(i,t+1)=1\big) = 1-\big(1-s(i,t)\big)\big(1-\delta(i,t)\big)$$

احتمال انتقال وضعیت $P_{b\leftarrow a}$ بصورت زیر تعریف می گردد:

$$P_{b\leftarrow a} = P\big(s(i,t+1)=b \mid s(i,t)=a\big)$$

و بیانگر احتمال تغییر وضعیت یک سلول از a به b در یک مرحله زمانی می باشد. در این مدل، ماتریس احتمال انتقال بصورت زیر می باشد:

$$P = \begin{bmatrix} P_{0\leftarrow 0} & P_{0\leftarrow 1} \\ P_{1\leftarrow 0} & P_{1\leftarrow 1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1-\delta(i,t) & 0 \\ \delta(i,t) & 1 \end{bmatrix}$$

بعنوان اولین تقریب، $\delta(i,t)$ را بصورت زیر تعریف می کنیم:

$$\delta(i,t) = \frac{1}{2R}\left(\sum_{n=-R}^{-1} s(i+n,t) + \sum_{n=1}^{R} s(i+n,t)\right)$$

در اینصورت $\delta(i,t)$ چگالی محلی[1] موافق ها در زمان t روی 2R همسایه نزدیک سلول i می باشد. این انتخاب $\delta(i,t)$ اگرچه تا حدودی ساده است، برخی از ویژگیهای سیستم های اجتماعی واقعی را در بر می گیرد. تعداد همسایه های تحت تاثیر قرار گرفته محدود بوده و این همسایه ها همه در یک شعاع مشخص R قرار دارند. همچنین عقیده همه همسایه ها را با وزن یکسان در نظر گرفته ایم که ممکن است واقعی نباشد، اما بعنوان یک تقریب اولیه می تواند خوب باشد. حال $\rho(t)$ را بعنوان چگالی عمومی[2] موافق ها در زمان t و $\theta(t) = 1-\rho(t)$ در نظر می گیریم. از آنجا که $P_{1\leftarrow 1} = 1$ ، تعداد موافق ها در طی زمان زیاد شده بطوریکه:

$$\lim_{t\to\infty} \rho(t) = 1$$

اگر با یک چگالی اولیه کوچک ρ_0 از افراد موافق که بطور تصادفی پراکنده هستند، آغاز کنیم، $\rho(t)$ از خصوصیات منحنی *S-shaped* تبعیت خواهد کرد. شیب منحنی با افزایش R تندتر شده و چنانچه R به اندازه کافی بزرگ باشد، پس از گذشت فقط چند مرحله، چگالی بسیار زیاد (حدود 0.99) می شود.

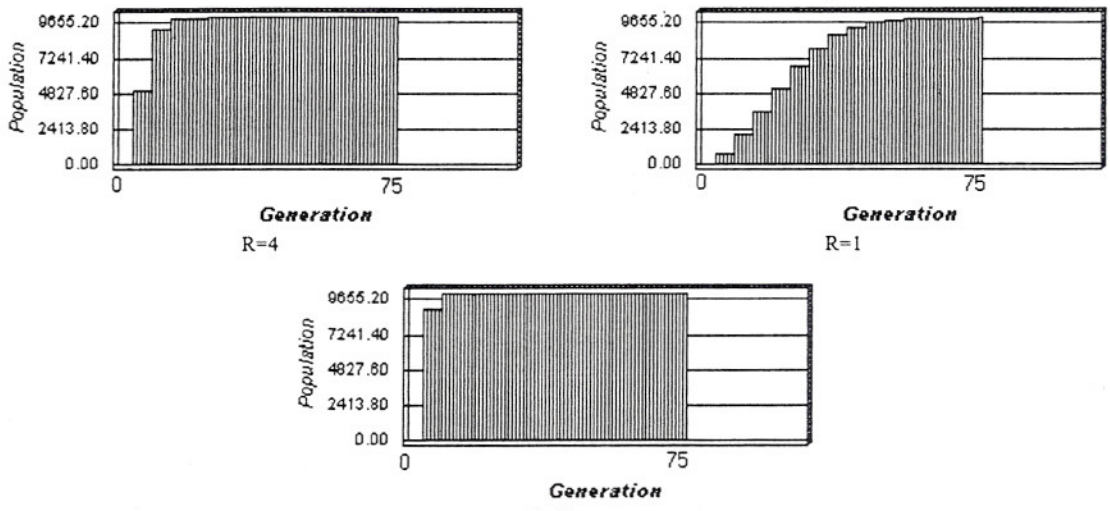
عمومی تر نمودن مدل: یکی از فرض ها در دو مدل قبلی آینستکه هنگامیکه فردی شایعه ای را قبول کرد، عقیده اش را هرگز عوض نمی کند. این فرض در واقعیت صادق نیست. در عمل، هر تکنولوژی یا محصولی یک دوره عمر کوتاه دارد. برای برخی محصولات مانند تلویزیون، این دوره نسبتا طولانی است، حال آنکه برای برخی دیگر مانند نرم افزار بسیار کوتاه تر می باشد. یک روش برای منظور کردن این پدیده در مدلسازی آنستکه فرض کنیم که در هر مرحله زمانی، هر فرد موافق می تواند با یک احتمال p با شایعه مخالف شود. حتی مدل میتواند به واقعیت نزدیکتر شود اگر ما فرض کنیم که احتمال موافق شدن افراد مختلف با هم مساوی نیستند بلکه بستگی به چگالی محلی موافقین داشته باشد[Bocc99]. دو مدل فوق نیز کاملا با واقعیت مطابقت ندارد. تغییر حالت ناگهانی نمی تواند بخوبی رفتار افراد جامعه را شبیه سازی کند. افراد در پذیرفتن یک شایعه و نیز در رد آن معمولا بصورت ناگهانی عمل نمی کنند بلکه هر بار که یک شایعه را می شنو ند، آن شایعه برای انها بیشتر عینیت پیدا می کند و هر بار که آن شایعه نقض می گردد، صحت آن برایانها کمتر می شود.

اینجاست که ایده استفاده از اتوماتای یادگیر سلولی به ذهن می رسد. هر فرد جامعه در طی زمان بر اساس نظرات موافق[3] و مخالفی که می شنود، ذهنیتی نسبت به شایعه پیدا می کند. این اعتقاد بصورت درصد در نظر گرفته می شود. هر چه اعتقاد فرد بیشتر باشد، این درصد بزرگتر، و هر چه اعتقاد او کمتر باشد، این درصد نیز کوچکتر می گردد. عمق در اتوماتاهای یادگیر با ساختار ثابت و یا بردار احتمال اقدامها در اتوماتانای یادگیر با ساختار[4] متغیر میتواند این درصد (ذهنیت) را پیاده سازی نماید. می توان یک پارامتر بنام پارامتر *اثر پذیری برای* هر فرد تعریف نمود که را بطه معکوس با عمق حافظه دارد. هر چه عمق حافظه را کمتر کنیم، اثر پذیری افراد بیشتر شده و زودتر تحت تاثیر جامعه اطراف خود قرار می گیرند. بطوریکه وقتی عمق حافظه را مساوی 1 در نظر می گیریم، افراد کاملا مطیع جامعه اطراف خود شده یا به عبارت دیگر دمدمی مزاج می شوند. هر چه عمق حافظه(و یا پارامتر a یا b در اتوماتاهای با ساختار متغیر)را زیادتر کنیم، اثر پذیری افراد کمتر شده و محافظه کارتر می شوند و در تصمیم گیری دقت بیشتری می کنند. این گونه افراد هنگامیکه می خواهند عقیده خود را عوض کنند، بسیار با احتیاط عمل می نمایند.

---

[1] Local Density
[2] Global Density

تاثیر شعاع همسایگی: افزایش شعاع همسایگی تاثیر مستقیمی بر افزایش سرعت پخش شایعه در جامعه دارد که قبلا بررسی شد. در شکل ۱۳ نمودارهای چگالی افراد موافق با تغییر شعاع همسایگی R نشان داده شده است. در این آزمایشات $\rho_0 = 1$ می باشد. افراد جامعه نیز از نوع Tsetlin-L با پارامتر اثر پذیری $\frac{1}{5}$ (عمق حافظه 5) هستند.



شکل ۱۳) نمودارهای چگالی موافق ها با تغییر شعاع همسایگی

۶- نتیجه گیری: برای بررسی پخش شایعه در یک جمعیت، می توان از CA احتمالی استفاده نمود. یعنی هر عضو موافق و یا مخالف جامعه ممکن است با احتمالی تغییر عقیده دهد. این تغییر حالت ناگهانی نمی تواند بخوبی رفتار افراد جامعه را شبیه سازی کند. افراد در پذیرفتن یک شایعه و نیز در رد آن معمولا بصورت ناگهانی عمل نمی کنند بلکه هر بار که یک شایعه را می شنویم، آن شایعه برای ما بیشتر عینیت پیدا می کند و هر بار که آن شایعه نقض می گردد، صحت آن نیز برای ما کمتر می شود. لذا مدل اتوماتای یادگیرسلولی مدل مناسب تری نسبت به مدلهای اتوماتای سلولی و اتوماتای سلولی احتمالی می باشد. چرا که رفتار هر فرد را می توان بنحو بهتری با اتوماتا های یادگیر شبیه سازی نمود.

منابع

[Bocc99] Boccara, N. and Fuks, H., *"Modeling Diffusion of Innovations with Probabilistic Cellular Automata"*, http://www.uic.edu/~boccara/publications.html, 1999

[Laks81] Lakshmivarahan, S., *"Learning Algorithms: Theory and Applications"*, New York, Springer Verlag, 1981

[Mars96] Mars, P., Chen, J.R. and Nambir, R., *"Learning Algorithms: Theory and Applications in Signal Processing, Control and Communications"*, CRC Press, Inc., pp. 5-24, 1996

[Mey82] Meybodi, M.R. and Lakshmivarahan, S., *"ε — Optimality of a General Class of Absorbing Barrier Learning Algorithms"*, Information Sciences, Vol. 28, pp. 1-20, 1982

[Mey84] Meybodi, M.R. and Lakshmivarahan, S., *"On a Class of Learning Algorithms which have a Symmetric Behavior under Success and Failure"*, Springer Verlag Lecture Notes in Statistics, pp. 145-155, 1984

[Mey2000] Meybodi, M.R., Taherkhani, M. and Beigy, H., *"Cellular Learning Automata"*, Technical Report, Computer Eng. Dept., Amirkabir University of Technology, Tehran, Iran, 2000

[Mitc96] Mitchell, M., *"Computation in Cellular Automata: A Selected Review"*, Technical Report, Santa Fe Institute, Santa Fe, U.S.A., 1996

[Nare89] Narendra, K.S. and Thathachar, M.A.L., *"Learning Automata: An Introduction"*, Prentice Hall, Inc., 1989

[Tahr2000] Taherkhani, M., *"Proposing and Studying of Cellular Learning Automata as a Tool for Modeling Systems"*, M.Sc. Thesis, Computer Eng. Dept., Amirkabir University of Technology, Tehran, Iran, 2000

[Wolf83] Wolfram, S., *"Statistical Mechanics of Cellular Automata"*, Review of Modern Physics, 55, pp. 601-644, 1983

[Wolf86a] Wolfram, S., *"Theory and Applications of Cellular Automata"*, Singapore: World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd., 1986a

[Bocc92] Boccara, N. and Cheong, K., *Automata Network Models forthe Spread of Infection Diseases in Populations of Moving Individuals,* J. Phys. A: Math Gen. 25, pp.2447, 1992.

[Bocc97] Boccara, N., Fuks, H., and Geurten, S. , A New Class of Automata Networks. Physica D 103, 1977.

[Hag52] Hagerstrand, T., *The Propagation of Innovation Waves.* Lund Studies in Geography, Gleerup, Lund, Sweden, 1952.

[Hag65] Hagerstrand, T., *On Monte Carlo Simulation Of Diffusion.* Arch Europ. Social. 6:43, 1965.

[Mah90] Mahajan, V., Muller, E., and Bass, F. M., *New Product Diffusion Models in Marketing: A review and Directions for Research,* Journal of Marketing 54:1, 1990.

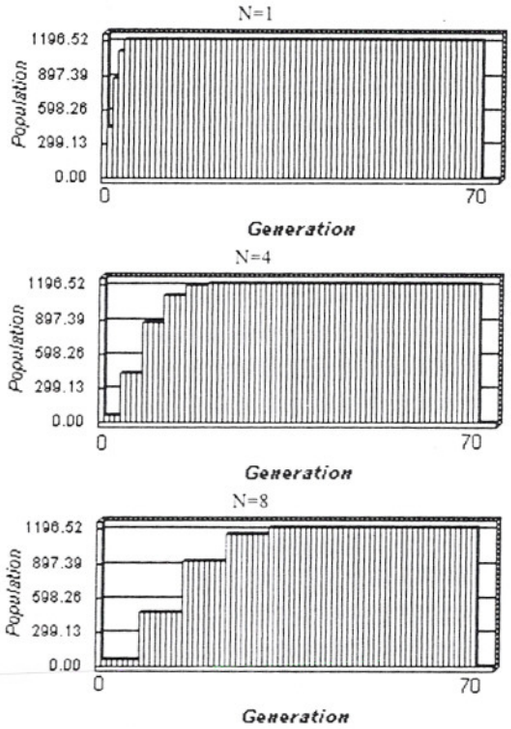
[Mah85] Mahajan, V. and Peterson, R. A., *Models for Innovation Diffusion.* Number 07-048 in Quantitative Application in the Social Sciences, Sage Publications, Beverly Hills, 1985.

[Rog95] Rogers, E. M., *Difusion of Innovations,* The Free Press, New York, 1995.

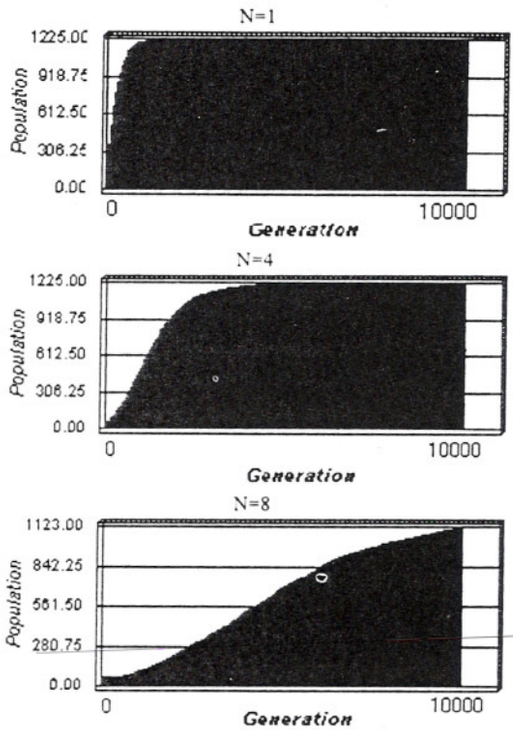
[Bas69] Bass, F. M., *A New Product growth for Model Consumer durables.* Managment Sciences 15:215, 1969.

۵- پخش شایعه در بین جمعیت های مختلف:

افراد نوع L_{RP} ، L_{RI} **و** $L_{R\epsilon P}$: در بین این سه گروه، پخش شایعه در بین افراد نوع L_{RP} از همه سریعتر می باشد. پس از آنها افراد نوع $L_{R\epsilon P}$ قرار دارند. افراد نوع L_{RI} نیز با احتیاط بیشتری نسبت به دو گروه قبل عمل می کنند. علت این امر نیز خصوصیت ذکر شده اینگونه افراد می باشد که به عقیده مخالف خود اعتنایی نمی کنند. شکل ۱۱پخش یک شایعه طبق قانون OR All را بین جمعیتی شامل این سه گروه نشان میدهد. پارامتر اثرپذیری در بین این افراد یکسان در نظر گرفته شده است(a=0.50).

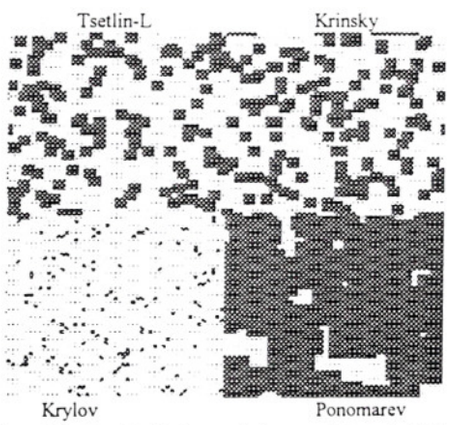


شکل ۱۰) نمودارهای چگالی موافق ها با استفاده از افراد نوع Krinsky

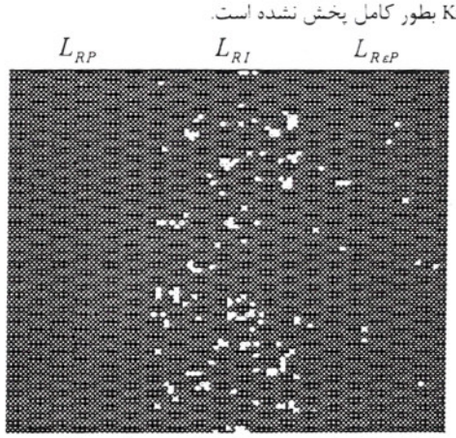


شکل ۹) نمودارهای چگالی موافق ها با استفاده از افراد نوع Krylov

افراد نوع Tsetlin-L ، Krinsky ، Krylov **و** Ponomarev: پخش شایعه در بین افراد نوع Tsetlin-L، Tsetlin-G و Krinsky در صورت مساوی بودن پارامتر اثر پذیری آنها یکسان می باشد. در صورت مساوی بودن پارامتر اثر پذیری، افراد نوع Ponomarev از همه زودتر و افراد نوع Krylov از همه دیرتر شایعه را قبول می کنند. شکل ۱۲ جمعیتی شامل افراد نوع Tsetlin-L، Krinsky، Krylov و Ponomarev را نشان می دهد. همانطور که مشاهده می شود، در حالیکه تقریبا تمام افراد نوع Ponomarev شایعه را قبول کرده اند، هنوز شایعه در بین افراد نوع Krylov بطور کامل پخش نشده است.



شکل ۱۲) پخش شایعه بین افراد نوع Tsetlin-L، Krinsky، Krylov و Ponomarev



شکل ۱۱) پخش شایعه بین افراد نوع L_{RP} ، L_{RI} **و** $L_{R\epsilon P}$

P. W. I. T

The Ninth
Iranian Conference on Electrical Engineering

Proceedings

Electronics - Biomedical Eng.- Computer

May 8-10, 2001
Power & Water Institute of Technology ,
Tehran ,Iran

I.C.E.E