

اتوماتای یادگیر سلولی و کاربردهای آن*

محمدرضا میبیدی (استاد)

حمید بیگی (دانشجوی دکتری)

مسعود طاهرخانی (کارشناس ارشد)

آزمایشگاه محاسبات نرم، دانشکده‌ی مهندسی کامپیوتر، دانشگاه صنعتی امیرکبیر

و مرکز مطالعات فیزیک نظری و ریاضیات، پژوهشکده‌ی علوم کامپیوتر

در این نوشتار مدل جدیدی تحت عنوان اتوماتای یادگیر سلولی^۱ (*CLA*) معرفی می‌شود و رفتار آن از طریق شبیه‌سازی رایانه‌ی مورد مطالعه و ارزیابی قرار می‌گیرد. براساس این مدل، یک مجموعه اتوماتای یادگیر^۲ (*L_A*) در شبکه‌ی نظیر آنچه در اتوماتای سلولی وجود دارد، قرار گرفته‌اند و نسبت به رفتار همسایه‌های خود عکس‌العمل نشان می‌دهند. هر اتوماتا در این مدل، بر اساس یک الگوریتم یادگیری عمل می‌کند و در طی زمان یاد می‌گیرد که در مقابل محیط پیرامونش چگونه بهترین پاسخ را بروز دهد. این مدل پیشنهادی کاربردهای متعددی دارد که از آن جمله می‌توان به مدل کردن سیستم‌های اجتماعی، سیستم‌های زیست‌شناختی و پردازش تصاویر اشاره کرد. در این گزارش به دو نمونه‌ی انتشار شایعه و پردازش تصاویر اشاره خواهد شد.

مقدمه

بررسی برخی از قوانین استفاده شده، نتایج حاصل از انجام آزمایشات با این قوانین و اتوماتاهای مختلف را ارائه می‌کنیم. در خاتمه، دو کاربرد از اتوماتای یادگیر سلولی در پدیده‌ی انتشار شایعه و پردازش تصاویر ارائه خواهد شد.

اتوماتای سلولی در اواخر دهه‌ی ۱۹۴۰ توسط یان ون نیومان مطرح شد؛ سپس ریاضیدانی به نام استانیلاو یولام آن را به عنوان مدلی برای بررسی رفتار سیستم‌های پیچیده پیشنهاد کرد.^[۲] اتوماتاهای سلولی سیستم‌های دینامیکی‌اند که ظرفیت اطلاعاتی پائینی دارند و به همین دلیل برای برخی کاربردها مطلوب نیستند. ظرفیت اطلاعاتی این سیستم‌ها را می‌توان به کمک یادگیری افزایش داد.^[۳] اتوماتای یادگیر اولین بار، توسط م. ل. تستلین در اوایل دهه‌ی ۱۹۶۰ در شوروی سابق مطرح شد. اتوماتاهای یادگیر در محیطی تصادفی عمل می‌کنند و قادرند بر اساس ورودی‌های دریافت شده از محیط، احتمال انجام عملیات خود را به روز درآورند و از این طریق کارایی خود را بهبود بخشند.

اتوماتای سلولی

اتوماتای سلولی مدلی است برای سیستم‌هایی که در آنها چندین مؤلفه‌ی ساده برای تولید الگوهای پیچیده با هم همکاری می‌کنند. اتوماتای سلولی متشکل است از یک شبکه‌ی منظم سلولی، که هر سلول می‌تواند مقدار مختلف ($k > 1$) باشد. سلول‌های اتوماتای سلولی در زمان‌های گسسته به‌طور همزمان و بر طبق یک قانون محلی به نام Φ به‌هنگام می‌شوند که در آن مقدار هر سلول بر اساس مقادیر سلول‌های همسایه تعیین می‌شود. اتوماتای سلولی بر اساس معیارهای مورد بررسی به دسته‌های مختلف تقسیم می‌شود. مثلاً اتوماتای سلولی بر اساس معیار بُعد شبکه به اتوماتای سلولی یک‌بعدی، دوبعدی، ... تقسیم می‌شود و بر اساس مقدار k به اتوماتای سلولی دودویی (به‌ازاء $k = 2$) و اتوماتای سلولی چندمقداره (به‌ازاء $k > 2$) تقسیم می‌شوند. همچنین اتوماتای سلولی را بر اساس شکل همسایه‌ها می‌توان به دو دسته اتوماتای سلولی با مرز تناوبی و اتوماتای سلولی با مرز غیرتناوبی تقسیم کرد. مثلاً اتوماتای سلولی یک‌بعدی با n سلول (شکل ۱) را، در صورتی که سلول‌های شماره‌ی ۱ و n همسایه باشند، اتوماتای سلولی با مرز تناوبی، و در صورتی که

در این نوشتار، با توجه به ویژگی‌های دو مدل فوق، مدل جدیدی به نام اتوماتای یادگیر سلولی (*CLA*) پیشنهاد می‌شود. در این مدل هر سلول در اتوماتای سلولی مجهز به یک اتوماتای یادگیر است که وضعیت این سلول را مشخص می‌کند. هر اتوماتای یادگیر، بر اساس یک الگوریتم یادگیری عمل می‌کند و در طی زمان یاد می‌گیرد که از طریق تعامل (فعل و انفعال) با محیط چگونه بهترین پاسخ را انتخاب کند. در حالت خاص، مدل جدید رفتار اتوماتای سلولی را از خود نشان می‌دهد و به همین دلیل *CLA* در برگیرنده‌ی *CA* می‌باشد.^[۵] در ادامه، ضمن شرح اتوماتای سلولی و اتوماتای یادگیر، به معرفی مدل جدید اتوماتای یادگیر سلولی خواهیم پرداخت. سپس با

که عدد ۹۰ معادل دهدهی عدد (۰۱۰۱۱۰۱۰) است. روش دیگری که برای نمایش این دسته از قوانین به کار می رود عبارت منطقی به شکل مجموع حاصل ضرب استاندارد^۳ است.

برای نمایش قوانین فراگیر از شیوهی دیگری استفاده می شود که در آنها سلول ها برای تعیین مقدار یک سلول رأی گیری می کنند. در این دسته از قوانین، سلول مرکزی عضوی از مجموعه همسایگان خود در نظر گرفته می شود. در این شیوه قانون را به صورت $N-M$ نمایش می دهند به طوری که $M = \{M_1, M_2, \dots\}$ و $N = \{N_1, N_2, \dots\}$. و آن را چنین تفسیر می کنند: اگر مقدار سلول مرکزی یک باشد، و تعداد همسایه هایی که مقدار آنها یک است متعلق به مجموعه N باشد، مقدار سلول مرکزی برابر صفر خواهد شد؛ و اگر مقدار سلول مرکزی صفر باشد و تعداد همسایه هایی که مقدار آنها یک است متعلق به مجموعه M باشد، مقدار سلول مرکزی برابر یک خواهد شد. مثلاً قانون $0-1234-56789$ که قانون اکثریت نام دارد چنین بیان می شود: اگر مقدار سلول مرکزی یک باشد و تعداد همسایه هایی که مقدار آنها یک است بزرگ تر یا مساوی ۵ باشد، مقدار سلول مرکزی برابر صفر خواهد شد و اگر مقدار سلول مرکزی صفر باشد و تعداد همسایه هایی که مقدار آنها یک است کوچک تر از ۵ باشد مقدار سلول مرکزی برابر یک خواهد شد.

مطالب فوق را می توان به اتوماتای سلولی با ابعاد بیشتر نیز تعمیم داد. مثلاً برای یک اتوماتای سلولی دوبعدی می توان چندین ساختار برای شبکه و همسایه ها در نظر گرفت که در اینجا فقط شبکه های مربعی و دو ساختار ارائه شده در شکل ۲ برای همسایه ها در نظر گرفته شده است.

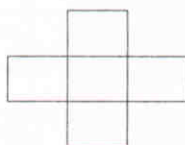
قوانین اتوماتای سلولی دودویی را براساس رفتارشان در طی یک دوره ی طولانی به چهار دسته مجزا می توان تقسیم کرد. [۶-۱۱]

I: دسته ی رفتار نقطه ی حدی یا بسیار کسل کننده دارند و به سوی یک وضعیت همگون با شروع از هر حالت اولیه می روند. مثلاً مقدار همه ی سلول ها صفر و یا مقدار همه ی سلول ها یک می شوند. این دسته شامل قوانین ۰، ۴، ۱۶، ۳۲، ۳۶، ۴۸، ۵۴، ۶۰، ۶۲ است.

II: دسته ی رفتار چرخه ی حدی یا کسل کننده دارند و نهایتاً مثل یک فیلتر ساختارهای ساده، جدا و تناوبی می سازند. ساختارهای

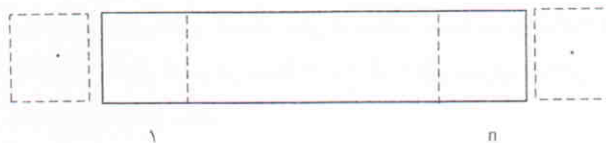


همسایگی مور



همسایگی ون نیومان

شکل ۲. انواع همسایگی های مهم در اتوماتای سلولی.



شکل ۱. اتوماتای سلولی یک بعدی.

سلول های ۱ و n دو سلول مجازی همسایه با مقدار صفر باشند، اتوماتای سلولی با مرز غیر تناوبی می نامند.

در اتوماتای سلولی یک بعدی، مقدار سلول i (برای $1 \leq i \leq n$) در زمان t که با $a_i(t)$ نشان داده می شود، چنین محاسبه می شود:

$$a_i(t+1) = \Phi[a_{i-1}(t), a_i(t), a_{i+1}(t)]$$

در رابطه ی فوق، بستگی قانون Φ به مقدار همسایه ها را قانون عمومی گویند و اگر تابعی از مجموع مقادیر سلول های همسایه و سلول مرکزی باشد آن را قانون فراگیر می نامند و چنین بیان می کنند:

$$a_i(t+1) = \Phi[a_{i-1}(t) + a_i(t) + a_{i+1}(t)]$$

در صورتی که قانون Φ تابعی از مجموع مقادیر سلول های همسایه و مقدار سلول مرکزی باشد، آن را قانون فراگیر خارجی می نامند و چنین نشان می دهند:

$$a_i(t+1) = \Phi[a_i(t), a_{i-1}(t) + a_{i+1}(t)]$$

همچنین قانون Φ می تواند قطعی یا احتمالی باشد. در صورتی که Φ یک تابع تصادفی باشد آن را قانون احتمالی و در غیر این صورت آن را قانون قطعی می نامند.

قانون Φ را می توان به شکل های مختلفی نشان داد. شیوه ی معمول نمایش قانون های عمومی، استفاده از یک شماره برای قانون است. در این شیوه، شماره ی قانون برابر است با معادل دهدهی مقدار جدید سلول مرکزی به ازای تمام ترکیبات مختلف سلول های همسایه. مثلاً در اتوماتای سلولی یک بعدی شماره ی قانون ۹۰ به صورت زیر است:

$(a_{i-1}(t) \ a_i(t) \ a_{i+1}(t))$	$a_i(t+1)$
(۱,۱,۱)	۰
(۱,۱,۰)	۱
(۱,۰,۱)	۰
(۱,۰,۰)	۱
(۰,۱,۱)	۱
(۰,۱,۰)	۰
(۰,۰,۱)	۱
(۰,۰,۰)	۰

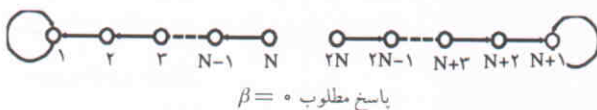
$\beta(n)$ می‌تواند به‌طور گسسته یکی از مقادیر محدود در فاصله‌ی [۰ و ۱] را اختیار کند و در محیط از نوع S ، $\beta(n)$ متغیری تصادفی در فاصله‌ی [۰ و ۱] است.

C_i عبارت است از احتمال این‌که عمل α_i نتیجه‌ی نامطلوب^۵ داشته باشد است. در محیط ایستا^۶ مقادیر C_i بدون تغییر باقی می‌مانند، حال آن‌که در محیط غیرایستا^۷ این مقادیر در طی زمان تغییر می‌کنند. اتوماتاهای یادگیر به دو گروه تقسیم می‌شوند:

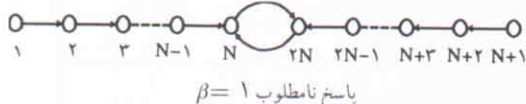
اتوماتای یادگیر با ساختار ثابت^۸: اتوماتای یادگیر با ساختار ثابت را با ۵ تایی $\{\alpha, \beta, F, G, \phi\}$ نشان می‌دهند که در آن $\alpha \equiv \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r\}$ مجموعه‌ی رفتار^۹ هـا، $\beta \equiv \{\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_m\}$ مجموعه‌ی ورودی هـا، $\phi \equiv \{\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_s\}$ وضعیت‌های داخلی، $F: \phi \times \beta \rightarrow \phi$ تابع تولید وضعیت جدید، و $G: \phi \rightarrow \alpha$ تابع خروجی است که وضعیت کنونی را به خروجی بعدی می‌نگارد. در ادامه به اتوماتاهای با ساختار ثابت مورد بحث در این نوشتار اشاره شده است.

اتوماتای L_{2N} : این اتوماتا تعداد پاداش‌ها و جریمه‌های دریافت شده برای هر رفتار را حفظ می‌کند و فقط زمانی که تعداد جریمه‌ها بیشتر از پاداش‌ها می‌شود، رفتار دیگری انتخاب می‌کند. نمودار تغییر وضعیت این اتوماتا مطابق شکل ۴ است.

اتوماتای G_{2N} : در این اتوماتا برخلاف L_{2N} ، رفتار α_i حداقل N بار انجام می‌شود (پس از گرفتن N جریمه)، تا این‌که نهایتاً رفتار α_i دوباره انتخاب شود. نمودار تغییر وضعیت این اتوماتا برای پاسخ مطلوب مانند اتوماتای L_{2N} (شکل ۴)، و برای پاسخ نامطلوب مطابق شکل ۵ است.

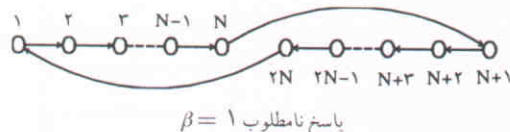


پاسخ مطلوب $\beta = 0$



پاسخ نامطلوب $\beta = 1$

شکل ۴. نمودار تغییر وضعیت اتوماتای L_{2N}



پاسخ نامطلوب $\beta = 1$

شکل ۵. نمودار تغییر وضعیت اتوماتای G_{2N}

ساده‌ی ایجاد شده یا پایداری یا تناوبی، که در این صورت معمولاً دوره‌ی تناوب کوتاهی دارند. گاهی نیز الگوهایی به وجود می‌آورند که به سمت راست یا چپ انتقال داده می‌شوند. این دسته شامل قوانین ۸، ۲۴، ۴۰، ۵۶، ۵۸ است.

III: این دسته به حالت‌های غیرتناوبی و غیر قابل پیش‌بینی از نظر فضا و زمان^۴ منجر می‌شوند و رفتار جالبی دارند. این دسته شامل قوانین ۲، ۶، ۱۰، ۱۲، ۱۴، ۱۸، ۲۲، ۲۶، ۲۸، ۳۰، ۳۴، ۳۸، ۴۲، ۴۴، ۴۶ است.

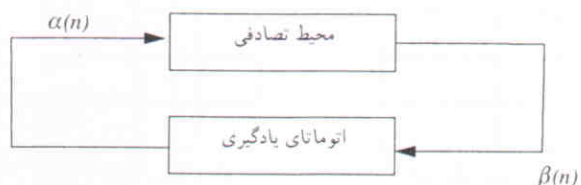
IV: در نهایت، مهم‌ترین دسته مربوط به قوانینی است که متعلق به هیچ یک از سه دسته فوق نبوده و رفتار پیچیده‌ی از خود نشان می‌دهند. قوانین این دسته رفتار بسیار جالبی دارند و ساختارهای منتشر شونده و گاهی با عمر طولانی ایجاد می‌کنند. ادعا شده است که اینگونه قوانین از ویژگی جهان محاسباتی برخوردارند. این دسته شامل قوانین ۲۰، ۵۲ است.

اتوماتای سلولی کاربردهای فراوانی دارد که برخی از آنها عبارت‌اند از: تولیدکننده‌ی اعداد تصادفی^[۱۲ و ۱۳]، رمزنگاری^[۱۴ و ۱۵]، انتشار شایعه^[۱۷]، پردازش تصویر^[۱۸ و ۱۹] و مطالعه‌ی زبان‌های رسمی^[۱۰].

اتوماتای یادگیر

اتوماتای یادگیر مدلی انتزاعی است که توانایی انجام تعداد محدودی اعمال را دارد. هر عمل انتخاب شده توسط محیطی احتمالی ارزیابی می‌شود و پاسخی به اتوماتای یادگیر داده می‌شود. اتوماتای یادگیر با استفاده از این پاسخ، عمل خود را برای مرحله‌ی بعد انتخاب می‌کند.^[۲۰ و ۲۱] شکل ۳ نشانگر ارتباط بین اتوماتای یادگیر و محیط است.

محیط را می‌توان با سه تایی $E \equiv \{\alpha, \beta, C\}$ نشان داد که در آن $\alpha \equiv \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r\}$ مجموعه‌ی ورودی هـا، $\beta \equiv \{\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_m\}$ مجموعه‌ی خروجی هـا و $C \equiv \{C_1, C_2, \dots, C_r\}$ مجموعه‌ی احتمال‌های جریمه است. هرگاه β مجموعه‌ی دو عضوی باشد، محیط از نوع P است. در چنین محیطی $\beta_1 = 1$ به‌عنوان جریمه، و $\beta_2 = 0$ به‌عنوان پاداش در نظر گرفته می‌شود. در محیط از نوع Q ،



شکل ۳. ارتباط بین اتوماتای یادگیر و محیط.

سمت چپ دارای m وضعیت، و تماماً مربوط به رفتار α_1 است. قسمت عمودی سمت راست نیز دارای m وضعیت و تماماً مربوط به رفتار α_2 است. در این دو قسمت رفتار اتوماتا شبیه L_{PN} است. وضعیت افقی در قسمت H به طور یک در میان مربوط به رفتارهای α_1 و α_2 هستند. شماره‌ی وضعیت‌های رفتار α_1 از راست به چپ و با ϕ_i^1 نشان داده می‌شوند و شماره وضعیت‌های رفتار α_2 از چپ به راست و با ϕ_i^2 نشان داده می‌شوند.

وقتی سیستم در یکی از وضعیت‌های H است، هم پاداش و هم جریمه باعث تغییر رفتار می‌شود. می‌توان گفت که اتوماتای پونومارف خصوصیات اتوماتاهای تستلین و کرینسکی را با هم دارند. قسمت افقی را دوره‌ی آموزش می‌گوئیم، در حالی که قسمت‌های عمودی متناظر با وضعیت‌هایی هستند که در آنها اتوماتا تصمیم می‌گیرد تا رفتاری را که یاد گرفته است، انجام دهد.

اتوماتای یادگیر با ساختار متغیر^۱: اتوماتای یادگیر با ساختار متغیر را با $\{T, p, \beta, \alpha\}$ نشان می‌دهند که $\alpha \equiv \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r\}$ مجموعه‌ی رفتارها، $\beta \equiv \{\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_m\}$ مجموعه‌ی ورودی‌ها، $p \equiv \{p_1, p_2, \dots, p_r\}$ بردار احتمال و $p(n+1) = T[\alpha(n), \beta(n), p(n)]$ الگوریتم یادگیری است. در این نوع اتوماتا، اگر عمل α_i در مرحله‌ی n انتخاب شود و پاسخ مطلوب از محیط دریافت کند، احتمال $p_i(n)$ افزایش و سایر احتمال‌ها کاهش می‌یابند. در پاسخ نامطلوب احتمال $p_i(n)$ کاهش و سایر احتمال‌ها افزایش می‌یابند. به هر حال، تغییرات به گونه‌ی صورت می‌پذیرد که حاصل جمع $p_i(n)$ ‌ها همواره ثابت و مساوی یک باقی بماند. الگوریتم زیر یک نمونه از الگوریتم‌های یادگیری خطی است.^[۲۰]

(الف) پاسخ مطلوب:

$$P_i(n+1) = P_i(n) + a[1 - P_i(n)]$$

$$P_j(n+1) = (1-a)P_j(n) \quad \forall j \neq i$$

(ب) پاسخ نامطلوب:

$$P_i(n+1) = (1-b)P_i(n)$$

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

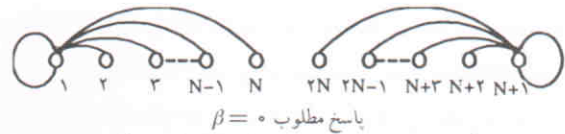
در روابط فوق، a پارامتر پاداش و b پارامتر جریمه است. با توجه به مقادیر a و b سه حالت زیر را می‌توان در نظر گرفت:

(الف) زمانی که a و b با هم برابر باشند، الگوریتم را L_{RP} می‌نامیم.
 (ب) زمانی که b از a خیلی کوچک‌تر باشد، الگوریتم را L_{RFP} می‌نامیم.
 (پ) زمانی که b مساوی صفر باشد، الگوریتم را L_{RF} می‌نامیم.

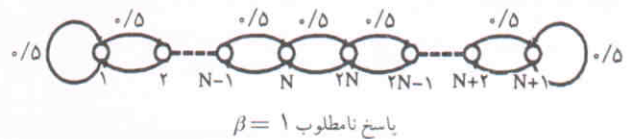
اتوماتای کرینسکی: رفتار این اتوماتا به هنگام پاسخ نامطلوب همچون L_{PN} است. اما برای پاسخ مطلوب هر وضعیت $\phi_i = (i=1, 2, \dots, N)$ به وضعیت ϕ_1 و هر وضعیت $\phi_i = (i=N+1, N+2, \dots, 2N)$ به وضعیت ϕ_{N+1} منتقل می‌شود. بنابراین همیشه N پاسخ نامطلوب متوالی لازم است تا اتوماتا رفتار خود را عوض کند. نمودار تغییر وضعیت این اتوماتا برای پاسخ نامطلوب مانند اتوماتای L_{PN} (شکل ۴)، و برای پاسخ مطلوب مطابق شکل ۶ است.

اتوماتای کریلوف: تغییر وضعیت در این اتوماتا، زمانی که پاسخ محیط مطلوب است، مانند اتوماتای L_{PN} است. اما زمانی که پاسخ محیط نامطلوب است، هر وضعیت $\phi_i (i \neq 1, N, N+1, 2N)$ با احتمال $0/5$ به وضعیت ϕ_{i+1} و با احتمال $0/5$ به وضعیت ϕ_{i-1} منتقل می‌شود (شکل ۷).

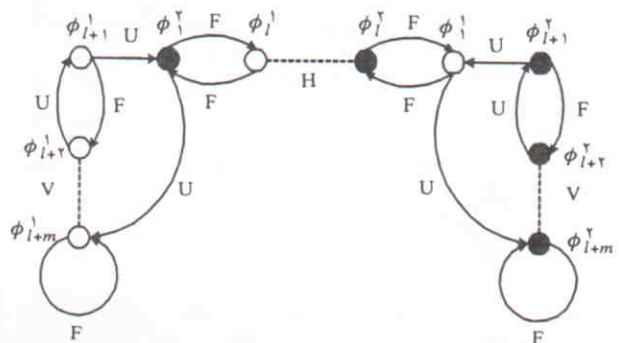
اتوماتای پونومارف: نمودار تغییر وضعیت این اتوماتا مطابق شکل ۸ است. دایره‌های خالی وضعیت‌های رفتار α_1 و دایره‌های توپر، وضعیت‌های رفتار α_2 را نشان می‌دهند. در این شکل F به معنای پاسخ مطلوب، و U به معنای پاسخ نامطلوب است. شکل دارای دو قسمت عمودی (V) و یک قسمت افقی (H) است. قسمت عمودی



شکل ۶. نمودار تغییر وضعیت اتوماتای کرینسکی.



شکل ۷. نمودار تغییر وضعیت اتوماتای کریلوف.



شکل ۸. نمودار تغییر وضعیت اتوماتای پونومارف.

اتوماتای یادگیر سلولی

اتوماتای یادگیر سلولی مدلی است برای سیستم‌هایی که از اجزاء ساده‌یی تشکیل شده‌اند و رفتار هر جزء براساس رفتار همسایگانش و نیز تجربیات گذشته‌اش تعیین و اصلاح می‌شود. اجزاء ساده‌ی تشکیل دهنده‌ی این مدل، از طریق تعامل (فعل و انفعال) با یکدیگر می‌توانند رفتار پیچیده‌یی از خود نشان دهند. هر اتوماتای یادگیر سلولی، از یک اتوماتای سلولی تشکیل شده است که هر سلول در آن مجهز است به یک یا چند اتوماتای یادگیر، که وضعیت این سلول را مشخص می‌کند. مانند اتوماتای سلولی، قانون محلی Φ بر اتوماتای یادگیر سلولی حاکم است که تعیین می‌کند آیا به رفتار انتخاب شده توسط یک اتوماتا در یک سلول پاداش تعلق می‌گیرد یا جریمه. دادن جریمه یا پاداش ساختار اتوماتای یادگیر سلولی را به منظور نیل به یک هدف مشخص، به روز در می‌آورد.

اتوماتای یادگیر سلولی به صورت پنج‌تایی $\langle \Lambda, A, \Omega, \Phi, L \rangle$ نشان داده می‌شود. $\Lambda = \{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_{|I|}\}$ مجموعه سلول‌های موجود در اتوماتای یادگیر سلولی است که در یک شبکه‌ی دکارتی قرار گرفته‌اند. $A = \{a_1, a_2, \dots, a_{|I|}\}$ مجموعه رفتارهای مجاز یک اتوماتای یادگیر ساکن در یک سلول است $A^t(\lambda_i)$ رفتار انجام گرفته در سلول (λ_i) در زمان t را نشان می‌دهد و قانون Φ قانون حاکم بر اتوماتای یادگیر سلولی است. $\Omega = \{\Omega_1, \Omega_2, \dots, \Omega_{|I|}\}$ مجموعه سلول‌های همسایه‌ی یک سلول در اتوماتای یادگیر سلولی است و $L = \{L_1, L_2, \dots, L_{|I|}\}$ مجموعه اتوماتاهای یادگیری است که هر سلول به آنها مجهز است. $\Omega(\lambda_i)$ سلول‌های همسایه‌ی سلول λ_i است که از دو خصوصیت زیر برخوردار است:

- ۱) $\lambda_i \notin \Omega(\lambda_i) \quad \forall \lambda_i \in \Lambda$
- ۲) $\lambda_j \in \Omega(\lambda_i) \quad \text{iff} \quad \lambda_i \in \Omega(\lambda_j) \quad \forall \lambda_i, \lambda_j \in \Lambda$

با فرض این که $W(\lambda_i) = \Omega(\lambda_i) \cup \{\lambda_i\}$ قانون حاکم بر سیستم را می‌توان به صورت تابع $A^{t+1}(\lambda_i)$ تعریف کرد:

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

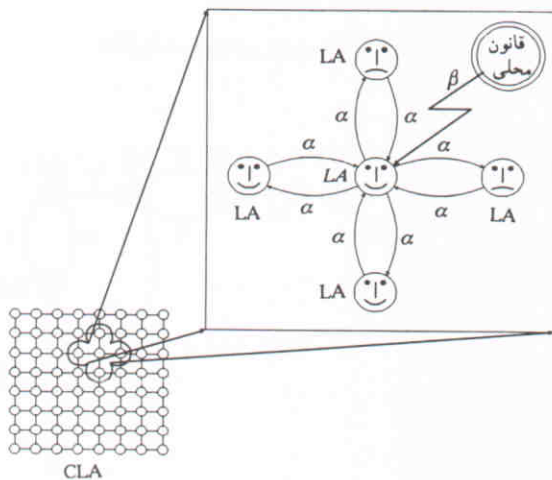
رفتار اتوماتای یادگیر را می‌توان چنین شرح داد: ابتدا هر اتوماتای یادگیر در اتوماتای سلولی رفتاری از مجموعه رفتارهای خود را انتخاب می‌کند. این رفتار می‌تواند براساس مشاهدات قبلی، یا به صورت تصادفی انتخاب شود. به رفتار انتخاب شده، با توجه به رفتارهای انتخاب شده توسط سلول‌های همسایه و قانون حاکم بر اتوماتای یادگیر سلولی، پاداش یا جریمه تعلق می‌گیرد. با توجه به اینکه رفتار انتخاب شده پاداش بگیرد یا جریمه شود ساختار داخلی اتوماتا آشکار می‌شود. عمل به‌روز در آوردن تمام اتوماتاها در

اتوماتای یادگیر سلولی به‌صورت همزمان انجام می‌شود. بعد از به‌روز در آوردن، هر اتوماتا در اتوماتای یادگیر سلولی دوباره رفتاری از مجموعه خود را انتخاب و انجام می‌دهد. نتیجه‌ی رفتار منجر به دادن پاداش یا جریمه‌ی آن می‌شود. فرایند انتخاب رفتار و تعلق گرفتن پاداش یا جریمه تازمانی که سیستم به حالت پایدار برسد، یا معیار از قبل تعریف شده‌یی برقرار شود ادامه می‌یابد. عمل به‌روز در آوردن ساختار اتوماتاهای موجود در اتوماتای یادگیر سلولی طی الگوریتم یادگیری انجام می‌گیرد.

شکل ۹ اتوماتای یادگیر سلولی را نشان می‌دهد که در آن از همسایگی ون نیومان استفاده شده است. در این شکل، به اتوماتاهایی که خوشحال‌اند در مرحله‌ی قبل پاداش و اتوماتاهایی که ناراحت‌اند در مرحله‌ی قبل جریمه تعلق گرفته است. قانون حاکم بر اتوماتای یادگیر سلولی، همانند اتوماتای سلولی می‌تواند به‌صورت فراگیر و عمومی باشد.

ویژگی‌های اساسی اتوماتای یادگیر سلولی طرح شده در این نوشتار عبارت‌اند از: فضا و زمان گسسته، برخورداری هر سلول از یک اتوماتای یادگیر، به‌روز در آوردن توأمان اتوماتاهای یادگیر در سلول‌ها، یکسان بودن اتوماتاهای یادگیری تخصیص داده شده به سلول‌ها، استفاده‌ی اتوماتای یادگیر سلولی از همسایگی مور و با مرز تناوبی، و برخورداری هر اتوماتای یادگیر از دو رفتار α_1 و α_2 . مقدار عمل α_1 برابر یک و مقدار عمل α_2 برابر صفر در نظر گرفته شده است. قوانین به‌طور قطعی اعمال می‌شوند و قانون در هر سلول فقط بستگی به رفتارهای انتخاب شده توسط همسایه‌های آن سلول دارد.

آنتروپی معیاری است برای اندازه‌گیری میزان اطلاعاتی که توسط یک منبع تولید، یا توسط فرد شاهد دریافت می‌شود. در مدل اتوماتای یادگیرنده‌ی سلولی، آنتروپی به‌عنوان معیاری برای



شکل ۹. اتوماتای یادگیر سلولی (CLA).

رفتار انتخاب شده توسط این اتوماتا یعنی رفتار α_1 پاداش خواهد گرفت و در غیر این صورت جریمه خواهد شد. لازم به ذکر است که برای قوانین عمومی، ارزش «درست» برای

قانون به عنوان پاسخ مناسب محیط تعبیر می شود.

قانون Or All: در این قانون زمانی به رفتار انتخاب شده توسط اتوماتا پاداش داده می شود که حداقل اتوماتای مرکزی یا یکی از ۸ اتوماتای همسایه اش رفتار α_1 را انتخاب کرده باشند. در غیر این صورت آن رفتار جریمه می شود. این قانون به صورت زیر بیان می شود:

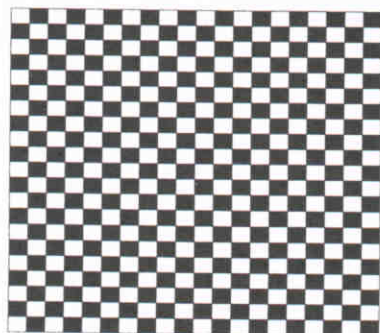
$$OR(A_1, A_2, A_3, B_1, B_2, B_3, C_1, C_2, C_3)$$

به بیان دیگر براساس قانون فوق، اگر اتوماتا در CLA رفتار α_1 را انتخاب کند آن رفتار قطعاً پاداش خواهد گرفت. اگر یک اتوماتا در CLA رفتار α_1 را انتخاب کند و حداقل یکی از اتوماتاهای همسایه این اتوماتا رفتار α_1 را انتخاب کرده باشد، رفتار انتخاب شده توسط این اتوماتا پاداش خواهد گرفت و در غیر این صورت جریمه می شود.

قانون صلیبی: این قانون به صورت زیر بیان می شود:

$$OR(A_1, A_2, B_2, C_1, C_2)$$

قانون همگن: هدف از طرح این قانون آن است که ببینیم آیا اتوماتاها توانایی آن را دارند که با شروع از یک الگوی بی نظم، الگویی مطابق شکل ۱۱ ایجاد کنند. بدین منظور الگوهایی که باید به آنها پاداش داده شوند مطابق شکل ۱۲ هستند.



شکل ۱۱. ساختار مطلوب نهایی قانون همگن.



شکل ۱۲. الگوهای مطلوب در ساختار نهایی قانون همگن.

سنجش میزان کارایی و بررسی سیستم مورد استفاده قرار می گیرد. [۸] آنتروپی یک اتوماتای یادگیر L_{ij} در CLA با مجموعه رفتار $\{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r\}$ برابر است با:

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

که در آن $p(\alpha_i)$ احتمال آنتروپی های انتخاب رفتار (α_i) توسط اتوماتای یادگیری است. آنتروپی CLA مجموع آنتروپی های اتوماتاهای یادگیر در CLA است که به صورت زیر تعریف می شود.

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

بررسی نتایج آزمایشات

در این قسمت رفتار اتوماتای یادگیری سلولی برای اتوماتاها و قوانین مختلف مورد مطالعه قرار گرفته است. در ادامه به برخی از قوانین مورد استفاده در آزمایش ها اشاره می شود. قوانین عمومی: نحوه نامگذاری سلول ها در این قوانین براساس شکل ۱۰ است:

قوانین تعریف شده در زیر هر اتوماتا در CLA دارای دو رفتار است. اگر اتوماتا رفتار α_1 را انتخاب کند، سلول آن اتوماتا به صورت پُر و در غیر این صورت، به شکل توخالی نشان داده خواهد شد. **قانون And All:** در این قانون زمانی به رفتار انتخاب شده توسط اتوماتا پاداش داده می شود که خود اتوماتا و تمام ۸ همسایه اش رفتار α_1 را انتخاب کرده باشند؛ در غیر این صورت رفتار انتخاب شده توسط اتوماتا جریمه می شود. این قانون به صورت زیر بیان می شود:

$$AND(A_1, A_2, A_3, B_1, B_2, B_3, C_1, C_2, C_3)$$

با توجه به این که ارزش عبارت منطقی فوق ورودی اتوماتا (پاسخ محیط) است، برای ارزیابی عبارت منطقی سلول پُر «درست» و سلول خالی «غلط» در نظر گرفته شده است. می توان قانون فوق را به گونه ای دیگر نیز بیان کرد. براساس قانون فوق اگر یک اتوماتا در CLA رفتار α_1 را انتخاب کند، آن رفتار قطعاً جریمه خواهد شد و اگر یک اتوماتا در CLA رفتار α_1 را انتخاب کند و همچنین تمام اتوماتاهای همسایه ای این اتوماتا رفتار α_1 را انتخاب کرده باشند

A_1	A_2	A_3
B_1	B_2	B_3
C_1	C_2	C_3

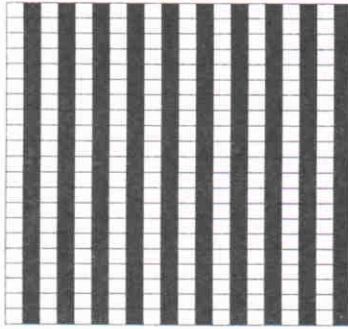
شکل ۱۰. نحوه نامگذاری سلول ها.

این قانون به صورت زیر تعریف می شود:

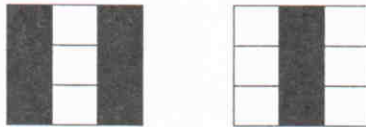
$$\text{OR}((\text{NOT}(A1), B1), \text{NOT}(C1), A2, \text{NOT}(B2), C2, \text{NOT}(A3), B3, \text{NOT}(C3)), (A1, \text{NOT}(B1), C1, \text{NOT}(A2), B2, \text{NOT}(C2), A3, \text{NOT}(B3), (C3)))$$

قانون خطوط افقی: هدف از این قانون آن است که اتوماتاها در طی زمان یاد بگیرند تا با شروع از یک الگوی بی نظم، الگویی مطابق شکل ۱۳ ایجاد کنند.

شکل ۱۴ الگوهای مطلوب برای تولید چنین الگویی را نشان می دهد.



شکل ۱۵. ساختار مطلوب نهایی قانون خطوط عمودی.

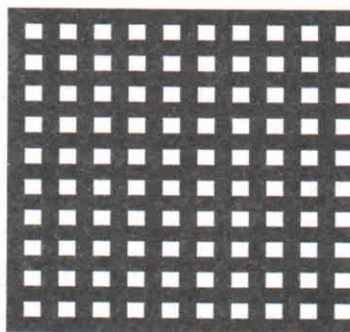


شکل ۱۶. الگوهای مطلوب در ساختار نهایی قانون خطوط عمودی.

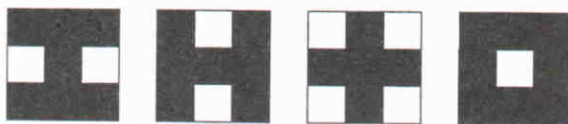
قانون خطوط عمودی به صورت زیر تعریف می شود:

$$\text{OR}((A1, A2, A3, \text{NOT}(B1), \text{NOT}(B2), \text{NOT}(B3), C1, C2, C3), (\text{NOT}(A1), \text{NOT}(A2), \text{NOT}(A3), B1, B2, B3, \text{NOT}(C1), \text{NOT}(C2), \text{NOT}(C3)))$$

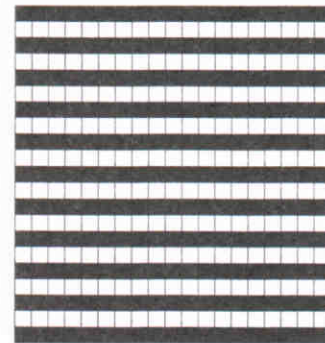
قانون شبکه‌ی چهارخانه: هدف ایجاد الگویی به شکل یک شبکه‌ی چهارخانه است (شکل ۱۷). الگوهای مطلوب برای تولید چنین الگویی در شکل ۱۸ نشان داده شده است.



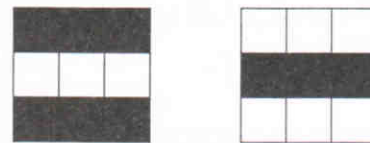
شکل ۱۷. ساختار مطلوب نهایی قانون شبکه‌ی چهارخانه.



شکل ۱۸. الگوهای مطلوب در ساختار نهایی قانون شبکه‌ی چهارخانه.



شکل ۱۳. ساختار مطلوب نهایی قانون خطوط افقی.



شکل ۱۴. الگوهای مطلوب در ساختار نهایی قانون خطوط افقی.

قانون خطوط افقی به صورت زیر تعریف می شود:

$$\text{OR}((A1, B1, C1, \text{NOT}(A2), \text{NOT}(B2), \text{NOT}(C2), A3, B3, C3), (\text{NOT}(A1), \text{NOT}(B1), \text{NOT}(C1), A2, B2, C2, \text{NOT}(A3), \text{NOT}(B3), \text{NOT}(C3)))$$

قانون خطوط عمودی: هدف از طرح این قانون ایجاد الگویی به شکل یک سری خطوط موازی و عمودی با فاصله‌ی واحد از یکدیگر مطابق شکل ۱۵ است.

الگوهای مطلوب برای تولید چنین الگویی در شکل ۱۶ نشان داده شده است.

قوانین فراگیر: این دسته از قوانین همانند نوع مشابه خود در اتوماتای سلولی اند با این تفاوت که از نتیجه‌ی قانون برای دادن نشان پاداش یا جریمه استفاده می‌شود. این قانون به صورت $N-M$ داده می‌شود که $M = \{M_1, M_2, \dots\}$ و $N = \{N_1, N_2, \dots\}$ و به صورت زیر تفسیر می‌شود:

اگر اتوماتای سلول مرکزی رفتار α_1 را انتخاب کند و تعداد اتوماتاهای همسایه که رفتار α_1 را انتخاب کرده‌اند متعلق به مجموعه‌ی M باشد، به اتوماتای مرکزی جریمه و در غیر این صورت پاداش تعلق خواهد گرفت. اگر اتوماتای سلول مرکزی رفتار α_2 را انتخاب کند و تعداد اتوماتاهای همسایه که رفتار α_1 را انتخاب کرده‌اند متعلق به مجموعه‌ی N باشد، به اتوماتای مرکزی جریمه و در غیر این صورت پاداش تعلق خواهد گرفت. مثلاً در ادامه به چند قانون فراگیر اشاره می‌شود:

قانون ۸۹-۱۲۳۴۵۶۷: این قانون را می‌توان چنین بیان کرد: اگر اتوماتای مرکزی رفتار α_1 را انتخاب کند و تعداد اتوماتاهای همسایه که رفتار α_1 را انتخاب کرده‌اند بزرگ‌تر یا مساوی ۸، و متعلق به مجموعه‌ی M باشد، به اتوماتای مرکزی جریمه و در غیر این صورت پاداش تعلق خواهد گرفت. اگر اتوماتای سلول مرکزی رفتار α_2 را انتخاب کند و تعداد اتوماتاهای همسایه که رفتار α_1 را انتخاب کرده‌اند کوچک‌تر یا مساوی ۷ و متعلق به مجموعه‌ی N باشد، به اتوماتای مرکزی جریمه و در غیر این صورت پاداش تعلق خواهد گرفت.

قانون ۹- این قانون را می‌توان چنین بیان کرد: اگر اتوماتای مرکزی رفتار α_1 را انتخاب کند و ۸ اتوماتای همسایه رفتار α_1 را انتخاب کنند، به اتوماتای مرکزی جریمه و در غیر این صورت پاداش داده خواهد شد. اگر اتوماتای مرکزی رفتار α_2 را انتخاب کند پاداش دریافت می‌کند (این بدین دلیل است که مجموعه N تهی است). آزمایش‌های انجام شده در این نوشتار، طی شرایط زیر انجام شده است:

الف) اتوماتای یادگیری با ساختار ثابت: پارامترهای مورد استفاده در آزمایش‌های انجام شده با اتوماتای یادگیری با ساختار ثابت به شرح زیر هستند:

۱. اتوماتای سلولی به کار گرفته شده دارای 35×35 سلول است مگر در مواردی که باید تعداد سطرها و ستون‌های اتوماتای سلولی زوج باشد؛ مانند قانون اقلیت با اتوماتای کریلوف که بایستی اتوماتای سلولی با مرز تناوبی باشد که اتوماتای یادگیر سلولی با 34×34 سلول در نظر گرفته شده است.

۲. در برخی از آزمایشات ساختار اولیه تنها شامل یک سلول پر در

لذا قانون شبکه‌ی چهارخانه به صورت زیر تعریف می‌شود:

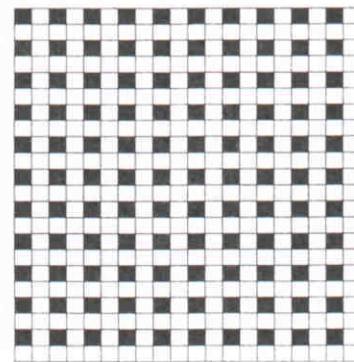
$$\text{OR}(\text{AND}(\text{NOT}(A_1), B_1, \text{NOT}(C_1)), A_2, B_2, C_2, \text{NOT}(A_3), B_3, \text{NOT}(C_3)), \text{AND}(A_1, \text{NOT}(B_1), C_1, A_2, B_2, C_2, A_3, \text{NOT}(B_3), C_3), \text{AND}(A_1, B_1, C_1, A_2, \text{NOT}(B_2), C_2, A_3, B_3, C_3), \text{AND}(A_1, B_1, C_1, \text{NOT}(A_2), B_2, \text{NOT}(C_2), A_3, B_3, C_3))$$

قانون جداکننده: هدف از این قانون ایجاد الگویی است که در آن هیچ دو اتوماتایی که رفتار α_1 را انتخاب کرده باشند در کنار یکدیگر قرار نگیرند (شکل ۱۹).

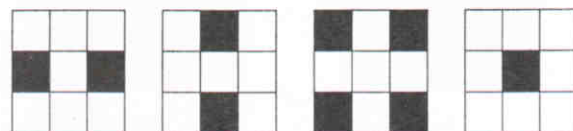
با توجه به این قانون الگوهای مطلوب در ساختار نهایی در شکل ۲۰ ارائه شده است.

لذا قانون جداکننده به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\text{OR}((\text{NOT}(A_1), \text{NOT}(B_1), \text{NOT}(C_1), \text{NOT}(A_2), B_2, \text{NOT}(C_2), \text{NOT}(A_3), \text{NOT}(B_3), \text{NOT}(C_3)), (A_1, \text{NOT}(B_1), C_1, \text{NOT}(A_2), \text{NOT}(B_2), \text{NOT}(C_2), A_3, \text{NOT}(B_3), C_3), (\text{NOT}(A_1), B_1, \text{NOT}(C_1), \text{NOT}(A_2), \text{NOT}(B_2), \text{NOT}(C_2), \text{NOT}(A_3), B_3, \text{NOT}(C_3)), (\text{NOT}(A_1), \text{NOT}(B_1), \text{NOT}(C_1), A_2, \text{NOT}(B_2), C_2, \text{NOT}(A_3), \text{NOT}(B_3), \text{NOT}(C_3)))$$



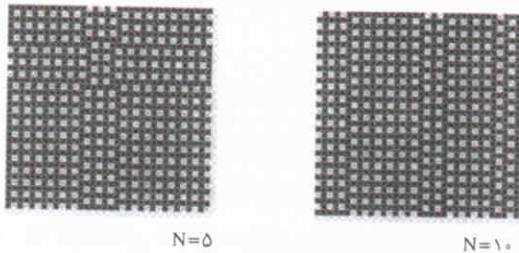
شکل ۱۹. ساختار مطلوب نهایی قانون جداکننده.



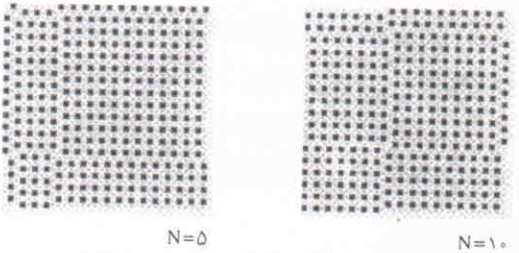
شکل ۲۰. الگوهای مطلوب در ساختار نهایی قانون جداکننده.

می‌شود. در حالت $N=1$ نیز تا حدودی این الگو ایجاد می‌شود. این قانون در اتوماتای سلولی الگوی مطلوب در قانون همگن را ایجاد می‌کند. شکل ۲۳ برخی از نتایج به دست آمده از این آزمایش‌ها را نشان می‌دهد.

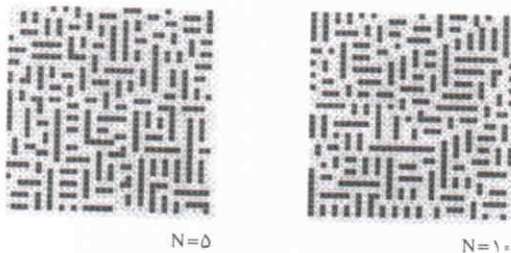
قانون اکثریت (۱۲۳۴-۵۶۷۸۹): در صورت استفاده از اتوماتاهای مختلف و با شروع از حالت اولیه تصادفی با چگالی $p_0=0.5$ ، الگوهایی به شکل جزیره ایجاد می‌شود به طوری که در آنها لبه‌های تیز وجود ندارد. در اتوماتاهای با ساختار متغیر با افزایش پارامتر a جزایر کوچک‌تر می‌شوند و تعدادشان افزایش می‌یابد. این قانون در CA نیز چنین الگویی را ایجاد می‌کند. شکل ۲۴ برخی از نتایج حاصل از آزمایشات با این قانون را نشان می‌دهد. از نتایج این



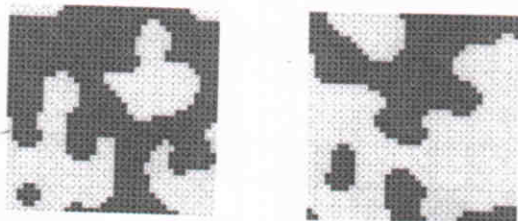
شکل ۲۱. نتایج حاصل از قانون ۱۲۳۴۵۶۷-۸۹ و اتوماتای کریلوف.



شکل ۲۲. نتایج حاصل از قانون ۱۲۳۴۵۶۷۸۹-۲۳۴۵۶۷۸-۹۱ و اتوماتای کریلوف.



شکل ۲۳. نتایج حاصل از قانون صلیبی و اتوماتای کریلوف.



شکل ۲۴. نتایج حاصل از قانون اکثریت.

مرکز اتوماتای یادگیر سلولی است (سلول مرکزی رفتار α_1 را انتخاب و بقیه سلول‌ها در CLA عمل α_2 را انتخاب کرده باشد).
۳. در برخی از آزمایشات با اتوماتای کریلوف ساختار اولیه با چگالی $p_0=0$ (همه سلول‌ها سفید هستند) و در برخی ساختار اولیه با چگالی $p_0=0.5$ در نظر گرفته شده است.

۴. در صورت استفاده از اتوماتای کریلوف، آزمایش تا رسیدن به ساختار پایدار نهایی ادامه پیدا می‌کند. در سایر اتوماتاها آزمایش تا نسل ۲۰۰۰ ادامه پیدا می‌کند.

(ب) اتوماتای یادگیر با ساختار متغیر: پارامترهای مورد استفاده در آزمایش‌ها با اتوماتای یادگیر با ساختار متغیر بدین شرح‌اند:

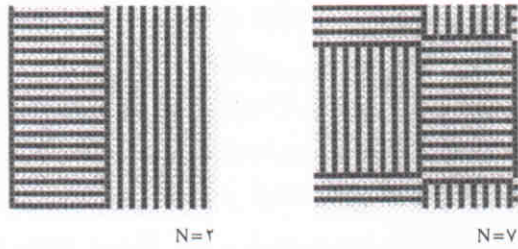
۱. اتوماتای سلولی به کار گرفته شده دارای 35×35 سلول است، مگر در مواردی که باید تعداد سطرها و ستون‌های اتوماتای سلولی زوج باشد (مانند قانون جداکننده که بایستی اتوماتای سلولی با مرز تناوبی باشد) اتوماتای یادگیر سلولی با 34×34 سلول در نظر گرفته شده است.
۲. احتمال اولیه‌ی انتخاب رفتارهای هر اتوماتا مساوی 0.5 در نظر گرفته شده است.

۳. آزمایش زمانی متوقف می‌شود که میانگین آنتروپی به حدود صفر رسیده باشد یا برای مدتی ثابت باقی مانده باشد.

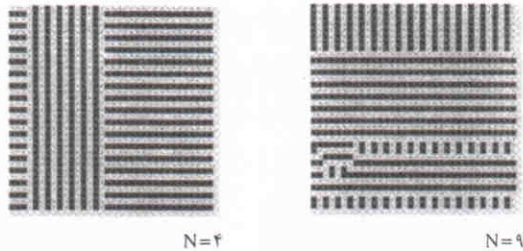
قانون ۱۲۳۴۵۶۷-۸۹-۹۱: شکل زیر الگوی تولید شده توسط این قانون را نشان می‌دهد. در صورت استفاده از اتوماتای کریلوف و با شروع از حالت اولیه تصادفی با چگالی اولیه $p_0=0.5$ ، الگوهای ایجاد می‌شود که در آنها اتوماتاهای انجام دهنده‌ی رفتار α_2 در کنار هم قرار ندارند. الگوهای حاصل شباهت بسیار زیادی به الگوی مطلوب در قانون شبکه‌ی چهارخانه دارند. در حالت $N=1$ به الگوی مطلوب نهایی نمی‌رسیم و اتوماتاها دائماً تغییر وضعیت می‌دهند (شکل ۲۱).

قانون ۱۲۳۴۵۶۷۸۹-۲۳۴۵۶۷۸-۹۱: در صورت استفاده از اتوماتای کریلوف و با شروع از حالت اولیه تصادفی با چگالی اولیه $p_0=0.5$ ، الگوهای ایجاد می‌شود که در آنها اتوماتاهای انجام دهنده‌ی رفتار α_1 در کنار هم قرار ندارند. الگوهای حاصل شباهت بسیار زیادی به الگوی مطلوب در قانون جداکننده دارند. در حالت $N=1$ اتوماتای یادگیر سلولی همگرا نمی‌شود اتوماتاها دائماً تغییر وضعیت می‌دهند. شکل ۲۲ برخی از نتایج به دست آمده از این آزمایش‌ها را نشان می‌دهد.

قانون صلیبی: در صورت استفاده از اتوماتای کریلوف و با شروع از حالت اولیه با چگالی اولیه $p_0=0$ ، الگوهای مارپیچی ایجاد



شکل ۲۶. نتایج حاصل از قانون اقلیت پائین و اتوماتای کریلوف.



شکل ۲۷. نتایج حاصل از قانون اقلیت بالا و اتوماتای کریلوف.

به طوری که در نقاط تلاقی خطوط با هم در تماس اند. برای حالت $N=1$ الگوی خاصی ایجاد نمی شود. در صورت استفاده از اتوماتای L_{REP} با پارامتر $a = 0/90$ و با ابعاد زوج، نیز به این ساختارهای می رسمیم.

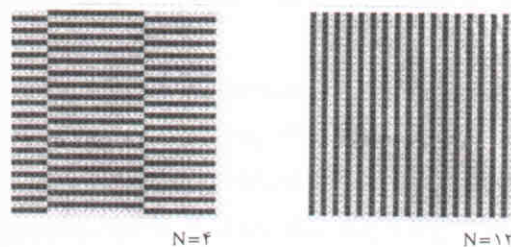
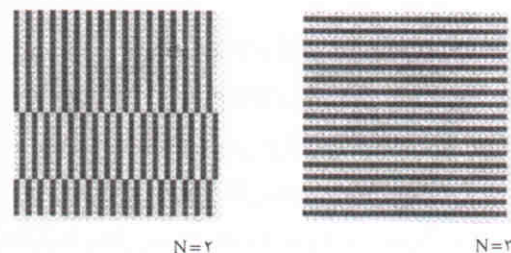
در صورت استفاده از اتوماتای L_{RI} ساختارهایی مارپیچی تولید می شود ولی کانال های ایجاد شده اکثراً مسدود و کوتاه ترند. با افزایش پارامتر a طول کانال ها کوتاه تر می شود. در شکل ۲۶ برخی از نتایج حاصل از آزمایشات با قانون اقلیت پائین و اتوماتای کریلوف آورده شده است.

قانون اقلیت بالا (۴۵۶۷۸۹-۱۲۳۰): در صورت استفاده از اتوماتای کریلوف و با شروع از حالت اولیه تصادفی با چگالی اولیه $p_0 = 0.5$ ، الگوهای به صورت دسته خطوط موازی (عمودی یا افقی) یا چند دسته خطوط موازی عمود بر هم ایجاد می کنند به طوری که در نقاط تلاقی، خطوط با هم در تماس نیستند. برای حالت $N=1$ الگوی خاصی ایجاد نمی شود، فقط در حالت $N=9$ در ساختار نهایی الگویی حاصل می شود که در آن اتوماتاهای واقع در ناحیه مرزی به طور متناوب تغییر حالت می دهند. در صورت استفاده از اتوماتای L_{REP} با پارامتر $a = 0/90$ و با ابعاد زوج، نیز به این ساختارهای می رسمیم. در صورت استفاده از اتوماتا L_{RI} به ساختارهایی که شباهت کامل به مارپیچ دارند می رسمیم که با افزایش پارامتر a کانال ها در مارپیچ کوتاه تر می شوند. شکل ۲۷ برخی نتایج حاصل از آزمایش ها با قانون اقلیت بالا و اتوماتای کریلوف را نشان می دهد.

آزمایش در مدل سازی شایعه توسط CLA استفاده شده است. [۵] قانون اقلیت (۱۲۳۴-۰۵۶۷۸۹): در صورت استفاده از اتوماتای کریلوف و با شروع از حالت اولیه تصادفی با چگالی اولیه $p_0 = 0.5$ ، الگوهای به صورت دسته خطوط موازی (عمودی یا افقی) ایجاد می شود. الگوهای حاصل گاهی شبیه به الگوی مطلوب در قانون خطوط افقی، و گاهی شبیه به الگوی مطلوب در قانون خطوط عمودی اند. گاهی نیز شکستگی هایی به صورت جابه جایی قسمتی از دسته خطوط مشاهده می شود. چنانچه از اتوماتای L_{REP} با پارامتر $a = 0/90$ و محیط با ابعاد زوج استفاده کنیم نیز به این ساختارها می رسمیم. در صورتی که از اتوماتای L_{RI} استفاده کنیم، به ساختارهایی مارپیچی می رسمیم که با افزایش پارامتر a شباهت الگوهای ایجاد شده به الگوی مورد نظر تا حدودی کم تر می شود. بدین صورت که طول کانال ها کوتاه تر می شود. این امر را می توان چنین توجیه کرد که زمانی که پارامتر a افزایش می یابد، سرعت همگرایی اتوماتاها بیشتر شده و لذا احتمال رفتارها سریع تر به مقدار نزدیک می شود. در نتیجه فرصت کم تری برای یافتن الگوی مطلوب وجود خواهد داشت.

در شکل ۲۵ برخی از نتایج حاصل از آزمایشات با قانون اقلیت و اتوماتای کریلوف ارائه شده است. از نتایج این آزمایش برای کاربرد CLA در پردازش تصاویر استفاده شده است. [۵]

قانون اقلیت پائین (۶۷۸۹-۱۲۳۴۵-۰): در صورت استفاده از اتوماتای کریلوف و با شروع از حالت اولیه تصادفی با چگالی $p_0 = 0.5$ ، الگوهای به صورت دسته خطوط موازی (عمودی یا افقی)، یا دو یا چند دسته خطوط موازی و عمود بر هم ایجاد می کنند



شکل ۲۵. نتایج حاصل از قانون اقلیت و اتوماتای کریلوف.

قانون بازی زندگی (۱۲۵۶۷۸۹-۳): شکل زیر الگوی تولید شده توسط این قانون را نشان می‌دهد. در صورت استفاده از اتوماتای L_{RI} ، با افزایش پارامتر a جمعیت نهایی زیاد می‌شود. تعداد نسل‌های سپری شده در $a = 0/02$ تقریباً نصف شده و از آن پس به آرامی و با نوسان کاهش می‌یابد. در صورت استفاده از اتوماتای L_{REP} با پارامتر $a = 0/08$ به الگوهایی می‌رسیم که ابتدا رشد می‌کنند و سپس دائماً در حال تغییرند. قبلاً عنوان شد که چنانچه از اتوماتای با ساختار ثابت (به غیر از اتوماتای کریلوف) و با عمق حافظه‌ی $N=1$ استفاده کنیم، اتوماتای یادگیر سلولی، رفتارهای اتوماتای سلولی را از خود نشان می‌دهند. بنابراین، می‌توان گفت که اتوماتای یادگیر سلولی دارای ویژگی جهان محاسباتی هستند.^{[۱۰] (شکل ۳۱)}

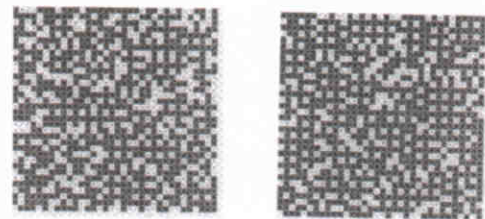
قانون **And All**: در صورت استفاده از اتوماتاهای L_{RI} و L_{REP} ، در تمام موارد، محیط به حالتی یکنواخت می‌رسد به طوری که تمام اتوماتاها رفتار α_1 را انجام می‌دهند. با افزایش پارامتر a ، نمودار جمعیت خطی موازی محور عمق حافظه می‌شود. تعداد نسل‌های سپری شده تا رسیدن به ساختار نهایی نیز به صورت نمایی کاهش می‌یابد که علت آن سرعت بیشتر همگرایی اتوماتاهای L_{RI} و L_{REP} به دلیل افزایش پارامتر a است.

قانون **Or All**: در صورت استفاده از اتوماتاهای L_{RI} و L_{REP} ، در تمام موارد، محیط به حالتی یکنواخت می‌رسد به طوری که برای هر سلول حداقل در یکی از همسایگانش یک اتوماتا وجود دارد که رفتار α_1 را انجام دهد. با افزایش پارامتر a تعداد نسل‌های سپری شده تا رسیدن به ساختار نهایی به صورت نمایی کاهش می‌یابد که علت آن سریع‌تر شدن همگرایی اتوماتاهای L_{RI} و L_{REP} بر اثر افزایش پارامتر a است.

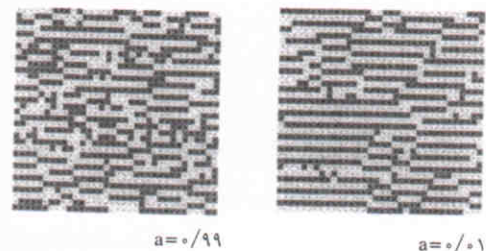
قوانین $02468-02468-13579,02468-02468-35789,02468-02468-13579$: این قوانین به همراه اتوماتاهای با ساختار ثابت (به غیر از کریلوف) در صورت شروع با یک سلول پر در مرکز CLA (اگر سلول مرکزی CLA رفتار α_1 و بقیه‌ی سلول‌ها رفتار α_2 را انتخاب کرده باشند) معمولاً ساختارهای زیبایی ایجاد می‌کنند. نمونه‌هایی از این ساختارها در شکل‌های ۳۲ تا ۳۶ آمده است. [۲۲ و ۱۵]

با توجه به نتایج به دست آمده در مورد قوانین عمومی می‌توان گفت که اتوماتای L_{REP} با پارامتر $a = 0/90$ مستقل از ساختار اولیه‌اش، توانایی رسیدن به ساختار مورد نظر را دارد. اتوماتای L_{RP} و همچنین اتوماتای با ساختار ثابت چنین توانایی را ندارند. اتوماتای L_{RI} تنها در دو مورد یعنی قوانین **And All** و **Or All**، چنین

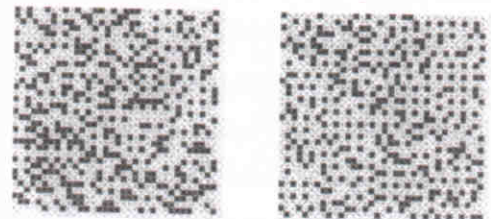
قانون همگن، جداکننده، شبکه‌ی چهارخانه، خطوط افقی و خطوط عمودی: شکل‌های ۲۸ تا ۳۰ الگوهای تولید شده توسط این قانون‌ها را نشان می‌دهد. در صورت استفاده از اتوماتای L_{RI} به ساختارهای مورد نظر نزدیک می‌شویم. با افزایش پارامتر a (یا کم شدن عمق حافظه در اتوماتاهای با ساختار ثابت) شباهت ساختارهای ایجاد شده با ساختار مورد نظر کم‌تر می‌شود یعنی خطوطی با طول کوتاه‌تر ایجاد می‌شود. این امر را می‌توان چنین توجیه کرد که با افزایش پارامتر a سرعت همگرایی اتوماتاها بیشتر می‌شود و در نتیجه فرصت کمتری برای یافتن الگوی مطلوب وجود خواهد داشت. چنانچه از اتوماتای L_{REP} با پارامتر $a = 0/90$ و محیط با ابعاد زوج استفاده کنیم، دقیقاً به ساختارهای مورد نظر می‌رسیم.



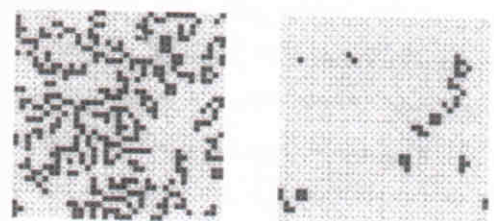
شکل ۲۸. نتایج حاصل از قانون شبکه‌ی چهارخانه و اتوماتای L_{RI}



شکل ۲۹. نتایج حاصل از قانون خطوط افقی و اتوماتای L_{RI}



شکل ۳۰. نتایج حاصل از قانون جداکننده و اتوماتای L_{RI}



شکل ۳۱. نتایج حاصل از قانون بازی زندگی و اتوماتای L_{RI}

توانایی را دارد. در اتوماتای L_{RI} هرچه مقدار پارامتر a کوچک تر باشد، ساختارهای به دست آمده به ساختار مطلوب شباهت بیشتری پیدا می کند ولی تعداد نسل های سپری شده برای رسیدن به ساختار نهایی بیشتر می شود. در مرز دو ناحیه که با هم تطابق ندارند، همیشه تغییر در وضعیت اتوماتاها مشاهده می شود بدون آنکه هیچ یک از گروه ها عقب نشینی کنند.

در مورد قوانین فراگیر، چنانچه از اتوماتای با ساختار ثابت (به غیر از اتوماتای کریلوف) استفاده کنیم، به ساختارهای متقارن و زیبایی می رسیم. در دیگر قوانین، نظیر انواع قوانین اقلیت چنانچه از اتوماتای کریلوف استفاده کنیم، به بعضی از ساختارهای مطلوب در قوانین عمومی می رسیم.

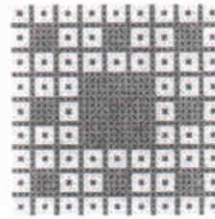
چون در صورت استفاده از اتوماتاهای با ساختار ثابت (به غیر از اتوماتای کریلوف) و با عمق حافظه ی مساوی ۱، اتوماتای یادگیر سلولی رفتار اتوماتای سلولی را از خود نشان می دهد و نیز چون در اتوماتای تستلین G افزایش عمق حافظه اثر تأخیر را دارد می توان نتیجه گرفت که اتوماتای یادگیرنده ی سلولی در برگیرنده ی اتوماتای سلولی است و نتیجتاً دارای ویژگی جهان محاسباتی است.

کاربرد CLA در مدل سازی انتشار شایعه

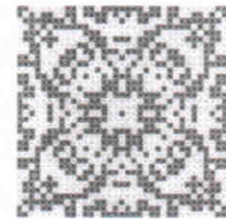
پدیده ی انتشار در سیستم های اجتماعی نظیر انتشار شایعه، اخبار و یا ابداعات در سه دهه ی گذشته توسط دانشمندان علوم اجتماعی، جغرافی دانان، اقتصاددانان و نیز مدیران مورد بررسی قرار گرفته است. ما در اینجا از اصطلاح عمومی انتشار شایعه برای کلیه ی موارد فوق استفاده می کنیم.

انتشار شایعه معمولاً به عنوان فرایندی تعریف می شود که در آن شایعه از طریق کانال هایی در طی زمان بین اعضای یک سیستم اجتماعی مبادله می شود. در بسیاری از موارد این کانال ارتباطی برد کمی دارد. به عنوان مثال، ما در تصمیم گیری بیشتر تحت تأثیر دوستان، فامیل و همکاران قرار می گیریم و از افراد غریبه یی که در شهرهای دور دست زندگی می کنند، کم تر اثر می پذیریم.

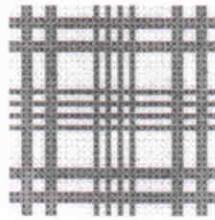
این ویژگی محلی بودن تأثیر متقابل، اتوماتای سلولی، اتوماتای سلولی احتمالی و نیز اتوماتای یادگیر سلولی را به عنوان مدل های مناسبی مطرح می سازد. در ساده ترین شکل، هر سلول با یک عضو جامعه اشغال شده است. اعضای جامعه یکی از دو حالت ممکن، یعنی موافق و یا مخالف، را می توانند اختیار کنند. حالت موافق را با ۱ و حالت مخالف را با ۰ نمایش می دهیم. در ادامه مدل های پیشنهادی توسط بوکارا برای مدل سازی انتشار شایعه با استفاده از اتوماتای سلولی و اتوماتای سلولی احتمالی را بررسی می کنیم [۱۷] و سپس



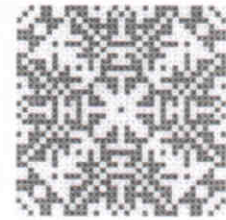
شکل ۳۲. نتایج حاصل از قانون $2468 - 2468$. تستلین - ج $N=15$



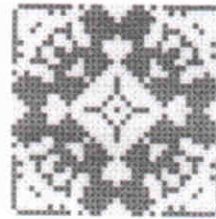
شکل ۳۲. نتایج حاصل از قانون $2468 - 2468$. تستلین - ل $N=29$



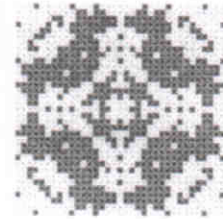
شکل ۳۳. نتایج حاصل از قانون $2468 - 13579$. تستلین - ج $N=7$



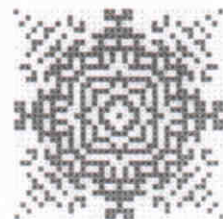
شکل ۳۳. نتایج حاصل از قانون $2468 - 13579$. کریسکی $N=25$



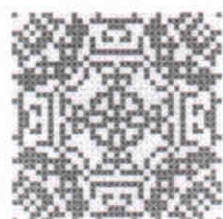
شکل ۳۴. نتایج حاصل از قانون $35789 - 12469$. بونومارف $L=1, M=5$



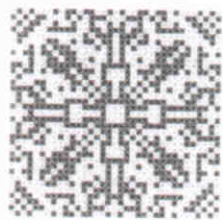
شکل ۳۴. نتایج حاصل از قانون $35789 - 12469$. کریسکی $N=6$



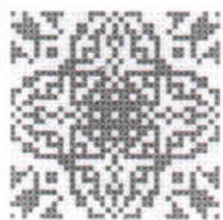
شکل ۳۵. نتایج حاصل از قانون $489 - 269$. تستلین - ج $N=17$



شکل ۳۵. نتایج حاصل از قانون $489 - 269$. کریسکی $N=1$



شکل ۳۶. نتایج حاصل از قانون $13579 - 13579$. تستلین - ج $N=2$



شکل ۳۶. نتایج حاصل از قانون $13579 - 13579$. بونومارف $L=2, M=2$

به تشریح کاربرد اتوماتای یادگیرنده سلولی در مدل سازی انتشار شایعه می پردازیم.

برای بررسی انتشار شایعه توسط اتوماتای سلولی، ابتدا از یک اتوماتای سلولی یک بعدی با شعاع ۱ استفاده می کنیم. فرض می کنیم که هر گاه یک عضو موافق شد، موافق باقی می ماند. می خواهیم چگالی موافق ها یعنی $\rho(t)$ را در زمان t محاسبه کنیم، با این فرض که از یک ساختار اولیه نامنظم با چگالی $\rho_0 = \rho(0)$ شروع کرده باشیم. برای این منظور، فرض می کنیم که یک فرد در جامعه موافق می شود اگر حداقل یک همسایه موافق داشته باشد.

ساختار اولیه را به صورت دسته هایی از ۱ که به وسیله دسته هایی از ۰ جدا شده اند، در نظر می گیریم. تنها سلول های مخالف که نزدیک به دسته هایی از ۱ هستند تغییر می کنند. در صورتی که سایر سلول های مخالف، مخالف می مانند. بنابراین، طول l از هر دسته از صفرها در هر مرحله 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 است. پس خواهیم داشت:

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

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

چگالی صفرها در زمان t را که با $\theta(t)$ نشان می دهیم، از فرمول زیر به دست می آید:

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

نهایتاً چگالی یک ها از رابطه ی زیر حاصل می شود:

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

همان طور که ملاحظه می شود، چگالی یک ها به صورت نمایی به عدد $\rho(\infty)$ نزدیک می شود. اما در یک سیستم اجتماعی واقعی چنین نیست و از یک منحنی S مانند یا منطق نمادی تبعیت می کند.^[۱۷] برای عمومی تر کردن مدل ساده ی فوق، از اتوماتای سلولی احتمالی استفاده می کنیم با این شرط که حالت سلول i در زمانه ی t یعنی $s(i, t)$ ، به حالت سلول i در زمان $t+1$ یعنی $s(i, t+1)$ و نیز 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 ی انتشار شایعه چنین تعریف می شود. 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، مانند مدل قبلی، زمانی که 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:

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

$$p(s(i, t+1)=1) = 1 - (1-s(i, t))(1-\delta(i, t))$$

احتمال انتقال وضعیت a به b ($P_{b \leftarrow a}$) به صورت زیر تعریف می شود:

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

و بیانگر احتمال تغییر وضعیت یک سلول از a به b در یک مرحله ی زمانی است. در این مدل، ماتریس احتمال به صورت زیر است:

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

به عنوان اولین تقریب، $\delta(i, t)$ را چنین 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 این صورت $\delta(i, t)$ چگالی محلی^{۱۱} موافق ها در زمان t روی $2R$ همسایه ی نزدیک سلول i است. انتخاب $\delta(i, t)$ اگر چه تا حدودی ساده است، برخی از ویژگی های سیستم های اجتماعی واقعی را در بر می گیرد. تعداد همسایه های تحت تأثیر قرار گرفته محدودند این همسایه ها همه در شعاع مشخص R قرار دارند. همچنین عقیده ی همه ی همسایه ها را با وزن یکسان در نظر گرفته ایم که ممکن است واقعی نباشد، اما به عنوان یک تقریب اولیه می تواند خوب باشد. حال $\rho(t)$ را به عنوان چگالی عمومی^{۱۲} 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 یاد شده به طوری که:

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

اگر با چگالی اولیه ی کوچک ρ_0 از افراد موافق که به طور تصادفی پراکنده اند، آغاز کنیم، $\rho(t)$ از خصوصیات منحنی S شکل تبعیت خواهد کرد. شیب منحنی با افزایش R تندتر شده و چنانچه R به

اتوماتاهای یادگیر ذکر شده در این نوشتار نمی شود. با توجه به شرایط حاکم در جامعه اتوماتای یادگیر و قانون محلی خاص آن شرایط می تواند طراحی شود.

افراد نوع تستلین - ل: در صورتی که افراد اجتماع از این نوع باشند، مطابق نمودار این اتوماتا، با هر بار شنیدن شایعه بیشتر به آن اعتقاد پیدا کرده تا این که نهایتاً آن را کاملاً قبول می کنند. همچنین با هر بار شنیدن خبر نقض شایعه، به آن کم تر اعتقاد پیدا می کنند تا اینکه نهایتاً کاملاً با آن مخالف می شوند.

افراد نوع تستلین - ج: این نوع افراد مطابق نمودار، تا حدودی مانند افراد نوع تستلین - ل عمل می کنند با این تفاوت که هنگامی که به مرز درست یا نادرست بودن شایعه می رسند، با یک بار شنیدن نظر مخالف خود، به یکباره کاملاً به نظر مخالف اعتقاد پیدا می کنند. به عبارت دیگر، این گونه افراد هنگامی که می خواهند از نظر خود برگردند بسیار خوش بینانه عمل می کنند. در اینجا نیز عمق حافظه با اثر پذیری افراد رابطه ی عکس دارد.

افراد نوع کریسکی: این گونه افراد همیشه در انتظار شنیدن خبر موافق با عقیده ی خود هستند و با شنیدن اولین خبر موافق عقیده ی خود، هر گونه شک و شبهه یی را در خود از بین می برند. در مقابل، با شنیدن خبر مخالف با عقیده ی خود کم کم از عقیده ی خود دور می شوند. چنین افرادی باید دقیقاً N بار متوالی عقیده ی مخالف را بشنوند تا آن را قبول کنند. هر چه عمق حافظه بیشتر باشد، این افراد دیر تر از عقیده ی خود بر می گردند.

افراد نوع کریلوف: این گونه افراد مانند افراد نوع تستلین - ل، با شنیدن شایعه یی که به آن اعتقاد دارند، اعتقادشان بیشتر می شود. اما هر بار که خبر مخالف را می شنوند، کاملاً آن را باور ندارند و با احتمال $5/0$ آن را قبول یا رد می کنند. به عبارت دیگر، این گونه افراد نسبت به خبر مخالف عقیده ی خود با تردید بیشتری عمل می کنند و به راحتی آن را نمی پذیرند. در اینجا نیز عمق حافظه با اثر پذیری افراد رابطه عکس دارد.

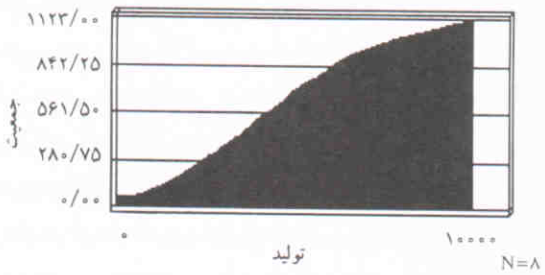
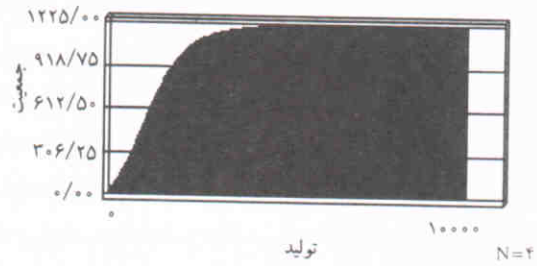
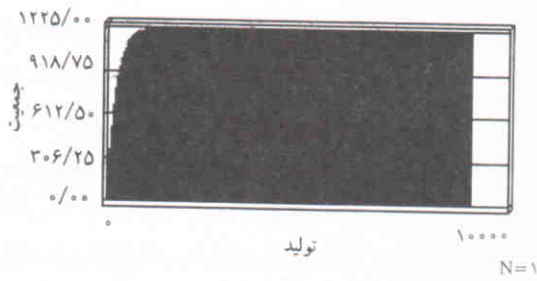
افراد نوع پونومارف: این گونه افراد مطابق نمودار، از راهکار زیر برای پذیرش یا رد شایعه استفاده می کنند. زمانی که عقیده ی خود را تأیید شده می بینند، عقیده ی مخالف را هم تجربه می کنند (با این انتظار که قاعداً باید در جامعه رد شود). در صورت رد شدن یا تأیید عقیده ی مخالف دوباره به عقیده ی قبلی خود بازمی گردند با این تفاوت که میزان اعتقاد در حالت اول بیشتر می شود. پس از گذشتن چند مرحله، زمانی که احساس کردند که عقیده ی مخالف غلط است، به عقیده ی خود کاملاً یقین پیدا می کنند و چون این اعتقاد را قبلاً ارزیابی کرده اند، حتی پس از چندین بار رد شدن آن نیز از عقیده ی خود بر نمی گردند.

اندازه ی کافی بزرگ باشد، پس از گذشت فقط چند مرحله، چگالی بسیار زیاد (حدود $0/99$) می شود.

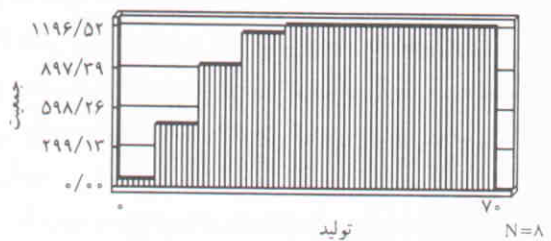
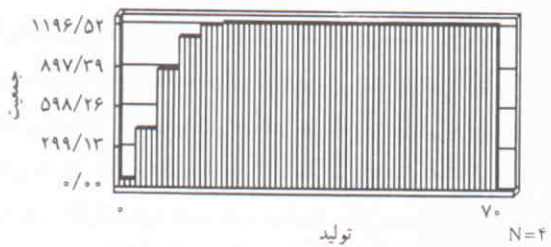
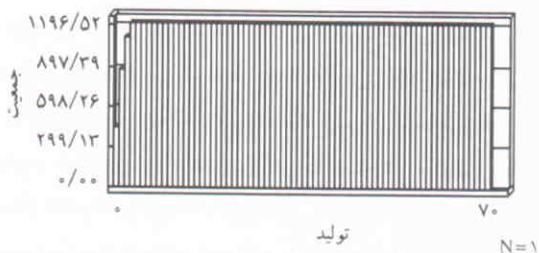
عمومی تر کردن مدل: یکی از فرض ها در دو مدل قبلی این است که هنگامی که فردی شایعه یی را قبول کرد، عقیده اش را هرگز عوض نمی کند. این فرض در واقعیت صادق نیست. در عمل، هر فناوری یا محصولی یک دوره عمر کوتاه دارد. برای برخی محصولات، مانند تلویزیون، این دوره نسبتاً طولانی است حال آنکه برای برخی دیگر، مانند نرم افزار، بسیار کوتاه تر است. یک روش برای منظور کردن این پدیده در مدل سازی آن است که فرض کنیم که در هر مرحله ی زمانی، هر فرد موافق می تواند با یک احتمال P با شایعه مخالف شود. حتی مدل می تواند به واقعیت نزدیک تر شود اگر ما فرض کنیم که احتمال موافق شدن افراد مختلف با هم مساوی نیستند بلکه بستگی به چگالی محلی موافقین دارد.^[17] دو مدل فوق نیز کاملاً با واقعیت مطابقت ندارد. تغییر حالت ناگهانی نمی تواند به خوبی رفتار افراد جامعه را شبیه سازی کند. افراد در پذیرفتن یک شایعه یا در رد آن معمولاً به صورت ناگهانی عمل نمی کنند بلکه هر بار که یک شایعه را می شنوند، آن شایعه برای آنها بیشتر عینیت پیدا می کند و هر بار که آن شایعه نقض می شود، صحت آن برای آنها کم تر می شود.

اینجاست که ایده ی استفاده از اتوماتای یادگیر سلولی به ذهن می رسد. هر فرد جامعه در طی زمان بر اساس نظرات موافق و مخالفی که می شنود، ذهنیتی نسبت به شایعه پیدا می کند. این اعتقاد به صورت درصد در نظر گرفته می شود. هر چه اعتقاد فرد بیشتر باشد، این درصد بزرگ تر، و هر چه اعتقاد او کمتر باشد این درصد نیز کوچک تر می شود. عمق در اتوماتاهای یادگیر با ساختار ثابت و یا بردار احتمال اقدام ها در اتوماتاهای یادگیر با ساختار متغیر می تواند این درصد (ذهنیت) را پیاده سازی کند. می توان یک پارامتر به نام پارامتر اثر پذیری برای هر فرد تعریف کرد که رابطه ی معکوس با عمق حافظه دارد. هر چه عمق حافظه را کم تر کنیم، اثر پذیری افراد بیشتر شده و زود تر تحت تأثیر جامعه ی اطراف خود قرار می گیرند؛ به طوری که وقتی عمق حافظه را مساوی 1 در نظر می گیریم، افراد کاملاً مطیع جامعه ی اطراف خود شده یا به عبارت دیگر دمدمی مزاج می شوند. هر چه عمق حافظه (یا پارامتر a یا b در اتوماتاهای با ساختار متغیر) را زیاد تر کنیم، اثر پذیری افراد کمتر شده و محافظه کار تر می شوند و در تصمیم گیری دقت بیشتری می کنند. این گونه افراد هنگامی که می خواهند عقیده ی خود را عوض کنند، بسیار با احتیاط عمل می کنند.

با توجه به نوع اتوماتای استفاده شده در مدل، می توان افراد اجتماع را به شکل زیر طبقه بندی کرد. نوع افراد جامعه محدود به



شکل ۳۷. نمودارهای چگالی موافق‌ها با استفاده از افراد نوع کریلوف.



شکل ۳۸. نمودارهای چگالی موافق‌ها با استفاده از افراد نوع کرینسکی.

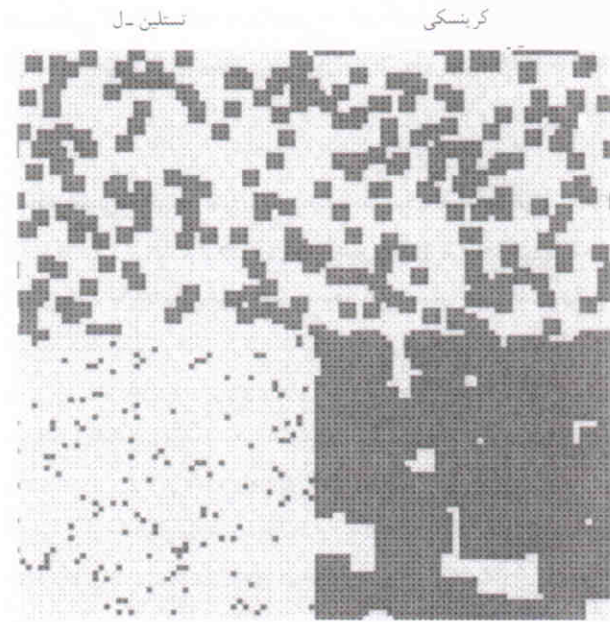
افراد نوع L_{RP} : این‌گونه افراد معمولاً ابتدا نسبت به یک شایعه نظر بی تفاوت دارند. با هر بار شنیدن شایعه اعتقادشان نسبت به آن بیشتر شده و بر عکس با هر بار شنیدن خبر تقض شایعه، اعتقادشان نسبت به آن کم‌تر می‌شود. چنین افرادی تا زمانی که به شایعه اعتقاد کامل پیدا نکرده‌اند یا کاملاً با آن مخالف نشده‌اند، گاهی اوقات در جامعه با آن موافقت و گاهی اوقات نیز مخالفت می‌کنند. البته میزان موافقت و یا مخالفت بستگی به میزان اعتقادشان دارد. هرچه میزان اعتقادشان بیشتر باشد، بیشتر مواقع با آن موافقت می‌کنند و بر عکس.

افراد نوع L_{RI} : این‌گونه افراد نسبت به نظر مخالف بی اعتنا هستند و عقیده‌ی مخالف تأثیری بر عقیده‌ی آنها ندارد. مانند نوع L_{RP} ، این اشخاص نیز با شنیدن شایعه اعتقادشان نسبت به آن بیشتر می‌شود و تا زمانی که به شایعه اعتقاد کامل پیدا نکرده‌اند یا کاملاً با آن مخالف نشده‌اند، بسته به اعتقادشان گاهی اوقات در جامعه با آن موافقت و گاهی اوقات نیز مخالفت می‌کنند.

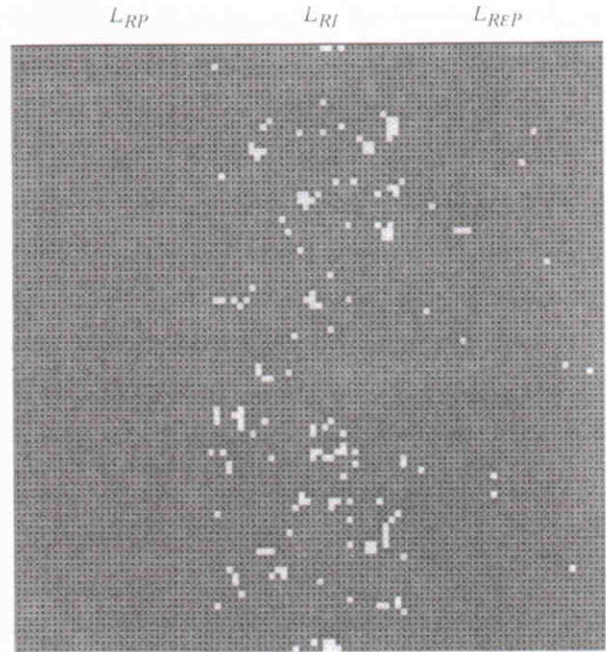
افراد نوع L_{REP} : این‌گونه افراد نظر موافق را خیلی بهتر از نظر مخالف قبول می‌کنند. به طوری که نظر مخالف نسبت به نظر موافق تأثیر بسیار کم‌تری بر عقیده‌ی آنها دارد. مانند افراد نوع L_{RP} این اشخاص نیز با شنیدن شایعه اعتقادشان نسبت به آن بیشتر می‌شود و تا زمانی که به شایعه اعتقاد کامل پیدا نکرده‌اند یا کاملاً با آن مخالف نشده‌اند، بسته به اعتقادشان گاهی اوقات در جامعه با آن موافقت و گاهی اوقات نیز مخالفت می‌کنند.

موارد ذکر شده‌ی فوق صرفاً مثال‌هایی هستند از برخی افراد جامعه که با کمک اتوماتاهای یادگیر گزارش شده شبیه‌سازی شده‌اند. می‌توان با در نظر گرفتن روان‌شناسی افراد، اتوماتاهای یادگیر و قوانین محلی جدیدی تعریف کرده و از آنها در شبیه‌سازی استفاده کرد.

برای شبیه‌سازی‌ها از قانون محلی Or All، که قبلاً به آن اشاره شده است، استفاده می‌کنیم. در این حالت، هر فرد در جامعه زمانی که شایعه را از حداقل یکی از افراد واقع در همسایگی خود بشنود، با توجه به پارامتر اثرپذیری خود اعتقادش به آن بیشتر و در غیر این صورت کم‌تر می‌شود. نمودار تعداد افراد موافق S شکل خواهد بود و هرچه پارامتر اثرپذیری (عکس عمق حافظه) افراد بیشتر باشد، شیب منحنی افراد موافق بیشتر شده است. در این آزمایش‌ها چگالی اولیه $\rho(0) = 5$ در نظر گرفته شده است. در اتوماتاهای با ساختار ثابت عمق حافظه ۵، و در اتوماتاهای با ساختار متغیر این عمق $a = p_1 = p_2 = 0/50$ در نظر گرفته شده است. شکل‌های ۳۷ و ۳۸ نمودارهای چگالی افراد موافق را برای جمعیت‌هایی متشکل از افراد کریلوف و کرینسکی نشان می‌دهند.



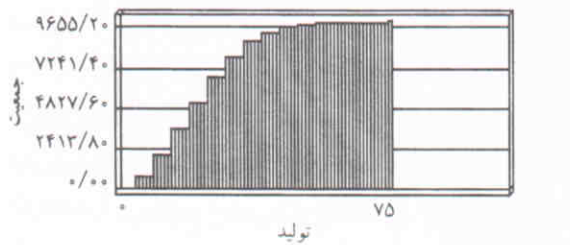
شکل ۴۰. پخش شایعه بین افراد نوع تستلین - ل، کرینسکی، کریلوف، پونومارف.



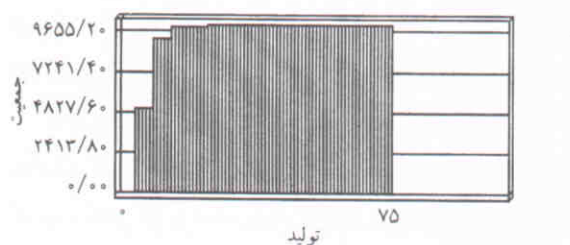
شکل ۳۹. پخش شایعه بین افراد نوع L_{RP} ، L_{RI} و L_{REP} .

پخش شایعه در بین جمعیت‌های مختلف

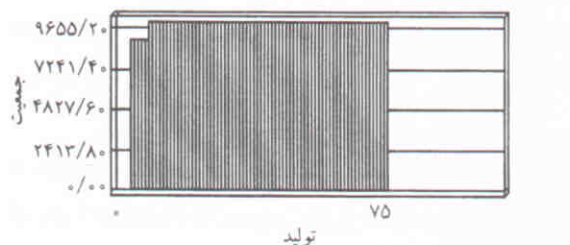
افراد نوع L_{RP} ، L_{RI} و L_{REP} : در بین این سه گروه، پخش شایعه در بین افراد نوع L_{RP} از همه سریع‌تر است. پس از آنها افراد نوع L_{REP} قرار دارند. افراد نوع L_{RI} نیز با احتیاط بیشتری نسبت به دو گروه قبل عمل می‌کنند. علت این امر نیز خصوصیت ذکر شده‌ی این‌گونه افراد است که به عقیده‌ی مخالف خود اعتنایی نمی‌کنند. شکل ۳۹ پخش یک شایعه طبق قانون Or All را بین جمعیتی شامل این سه گروه نشان می‌دهد. پارامتر اثرپذیری در بین افراد یکسان در نظر گرفته شده است ($a=0/50$).



R=1



R=4



R=8

شکل ۴۱. نمودارهای چگالی موافق‌ها با تغییر شعاع همسایگی.

افراد نوع تستلین - ل، کرینسکی، کریلوف و پونومارف: پخش شایعه در بین افراد نوع تستلین - ل، تستلین - ج و کرینسکی در صورت مساوی بودن پارامتر اثرپذیری آنها یکسان است. در صورت مساوی بودن پارامتر اثرپذیری، افراد نوع پونومارف از همه زودتر و افراد نوع کریلوف از همه دیرتر شایعه را قبول می‌کنند. شکل ۴۰ جمعیتی شامل افراد نوع تستلین - ل، کرینسکی، کریلوف و پونومارف را نشان می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود، در حالی که تقریباً تمام افراد نوع پونومارف شایعه را قبول کرده‌اند، هنوز شایعه در بین افراد نوع کریلوف به‌طور کامل پخش نشده است.

تأثیر شعاع همسایگی: همان‌گونه که قبلاً بررسی شد، افزایش شعاع همسایگی تأثیر مستقیمی بر افزایش سرعت پخش شایعه در جامعه دارد. در شکل ۴۱ نمودارهای چگالی افراد موافق با تغییر شعاع

همسایگی R نشان داده شده است. در این آزمایش ها $p = 1$ است. افراد جامعه نیز از نوع تستلین - ل با پارامتر اثرپذیری $\frac{1}{5}$ (عمق حافظه 5) هستند.

نتیجه گیری: برای بررسی پخش شایعه در یک جمعیت، می توان از CA احتمالی استفاده کرد؛ یعنی هر عضو موافق یا مخالف جامعه ممکن است با احتمالی تغییر عقیده دهد. این تغییر حالت ناگهانی نمی تواند به خوبی رفتار افراد جامعه را شبیه سازی کند. افراد در پذیرفتن یک شایعه و نیز در رد آن معمولاً به صورت 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 شود صحت آن نیز برای ما کم تر می شود. لذا مدل اتوماتای یادگیر سلولی مدل مناسب تری نسبت به مدل های اتوماتای سلولی و اتوماتای سلولی احتمالی است. چرا که رفتار هر فرد را می توان به نحو بهتری با اتوماتاهای یادگیر شبیه سازی کرد. [۲۳ و ۲۲]

کاربرد اتوماتای یادگیر سلولی در پردازش تصاویر

عملیات منطقی سلولی 13 (CLO) به صورت رقمی بر روی آرایه یی از اطلاعات $P(I, J)$ عمل کرده و آن را به آرایه یی جدید $P'(I, J)$ تبدیل می کنند. مقدار هر عضو در آرایه جدید براساس مقدار آن در آرایه ی قبلی، و نیز مقدار قبلی نزدیک ترین همسایه هایش به دست می آید. CLO ها را می توان بر اساس نوع دنباله های CLO به سه دسته طبقه بندی کرد:

I. دنباله هایی که فقط یک بار اعمال می شوند.

II. یک CLO را چندین بار تکرار می کنند.

III. به طور متناوب چند دنباله از CLO ها را تکرار می کنند.

گاهی دنباله ها پس از تعدادی تکرار که از پیش تعیین شده است، خاتمه می یابند که در این صورت به آنها عملیات مستقل از داده 14 گوئیم و گاهی نیز بر اساس یک آزمایش بر روی محتویات آرایه خاتمه می یابند که در این صورت نیز به آنها عملیات وابسته به داده 15 گفته می شود. از آنجا که در مدل اتوماتای یادگیر سلولی همیشه یک قانون ثابت اعمال می شود، فقط دسته های *I* و *II* در این جا بررسی خواهند شد.

● **عملیات مستقل از داده:** در عملیات مستقل از داده تعداد دفعاتی که یک CLO باید اعمال شود مستقل از داده است. بعضی از عملیات بررسی شده ی مستقل از داده به شرح زیر است:

عملیات محاسباتی. این عملیات از دسته ی *I* بوده و فقط نیاز به مقادیر

خود سلول ها دارند. بنابراین، می توان گفت که شعاع همسایگی در آنها صفر است. به عنوان مثال می توان عمل آستانه یی 16 را نام برد که در آن، مقادیری که بیشتر از مقدار مشخص θ هستند به ۱، و مقادیری که کمتر از آن هستند به صفر تبدیل می شوند.

عملیات برچسب گذاری و نشانه گذاری: این عملیات نیز از دسته ی *I* بوده و از آنها برای تعیین نقاطی که شرایط مرزی خاص دارند استفاده می شود. مهم ترین مثال از این گروه، عملیات یافتن لبه 17 است.

عملیات انقباض و انبساط: این عملیات نیز از دسته ی *II* بوده که در آنها عمل برچسب گذاری برای تمام عضوهای ۱ متعلق به هسته و با شرایط مرزی زیر اعمال می شود:

$$d_{xy} = \begin{cases} 1 & \text{if } \sum A_{xy} = 8 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

که در آن $\sum A_{xy}$ مجموعه مقادیر سلول های همسایه (x, y) است و d_{xy} مقدار سلول (x, y) است که می تواند یک یا صفر باشد.

واضح است که وقتی تعداد یک ها کاهش می یابد، تعداد صفرها افزایش می یابد. بنابراین هر عمل انقباض یک عمل انبساط متناظر با خود دارد. با تغییر شرایط آستانه یی، ویژگی های غالب دیگری به دست می آید که در قسمت قوانین استفاده شده به آنها خواهیم پرداخت.

عملیات هموار سازی: این عملیات از دسته ی *III*، و ترکیبی از عملیات انقباض و انبساط هستند. از ترکیب این دو عملیات، برای از بین بردن قسمت های بی قاعده 18 ، مانند انحنا دادن به لبه های تیز، استفاده می شود.

● **عملیات وابسته به داده:** در عملیات وابسته به داده تعداد دفعاتی که یک CLO باید اعمال شود وابسته به داده است. در بعضی شرایط، برخی از ویژگی های خاص تصویر بایستی آزمایش شود و اگر این آزمایش با موفقیت انجام شود، دنباله ی بعد آغاز می شود و چنانچه آزمایش با موفقیت انجام نشود، باعث از بین رفتن اطلاعات می شود. واضح است که عملیات دسته ی *I* وابسته به داده نیستند. از آنجا که به دنبال هر CLO (یا گروهی از CLO ها) CLO های مربوط به آزمودن شرایط پایانی قرار دارند، تمام عملیات وابسته به داده از دسته ی *III* هستند. بعضی از عملیات وابسته به داده ی بررسی شده در این نوشتار به شرح زیر است:

عملیات ظریف سازی: به طور کلی می توان گفت که در عملیات ظریف سازی به مرور پهنای تصویر کاهش می یابد تا به مقدار واحد برسد. در ضمن دقت می شود تا یک شیء، چند تکه نشود و چند شیء

(د) گروه چهارم قوانینی هستند که تصویر را منقبض می کنند:

۶۷۸۹-۰۱۲۳۴۵

۷۸۹-۰۱۲۳۴۵۶

۸۹-۰۱۲۳۴۵۶۷

۹-۰۱۲۳۴۵۶۷۸

ها) گروه پنجم شامل قانون ۴۵- است که در صورت استفاده از این قانون با اتوماتای کریلوف ساختارهایی شبیه به اسکلت به دست می آید.

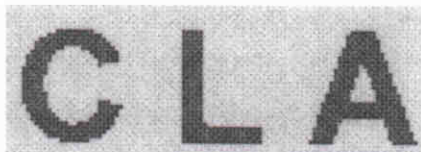
نتایج حاصل از آزمایشات پردازش تصویر: در اکثر آزمایشات انجام شده تصاویر اولیه مطابق شکل ۴۲ هستند.

دو گروه آزمایش انجام گرفته است: گروه اول با استفاده از اتوماتای سلولی و گروه دوم با استفاده از اتوماتای یادگیر سلولی. در صورت استفاده از اتوماتای سلولی نتایج زیر به دست آمده است.

الف) در قوانین گروه اول، لبه ی تصویر در یک مرحله به دست می آید. ب) در مجموعه قوانین گروه دوم، هر چه به سمت پایین حرکت کنیم، داخل منحنی ها زودتر منبسط می شود و هر چه به سمت بالا حرکت کنیم، تصویر به صورت یکنواخت منبسط می شود (با حفظ خصوصیات ظاهری آن).

پ) در قوانین گروه سوم، تصویر هموار می شود.

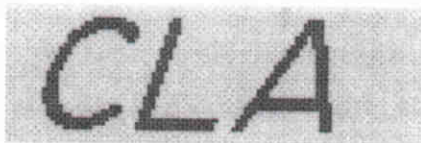
ت) در مجموعه قوانین گروه چهارم، هر چه به سمت پایین حرکت کنیم، تصویر به صورت یکنواخت منقبض می شود (با حفظ خصوصیات ظاهری آن)، و هر چه به سمت بالا حرکت کنیم، قسمت بیرونی تصویر زودتر منقبض می شوند.



(الف)



(ب)



(ج)

شکل ۴۲. تصاویر اولیه برای آزمایشات انجام شده.

به هم متصل نشوند. این عملیات وابسته به داده اند چرا که باید زمانی متوقف شوند که دیگر نقاط داخلی وجود نداشته باشند.

عملیات اسکلت بندی: در این عملیات تقاطی تشکیل می شوند که از حداقل دو نقطه ی روی لبه ی شیء به یک فاصله باشند. از مزایای این عملیات، کاهش حجم اطلاعات ذخیره شده برای تصویر است.

در ادامه ی این بخش، کاربرد اتوماتای یادگیر سلولی در پردازش تصاویر مورد بررسی قرار می گیرد. نشان داده خواهد شد که چگونه عملیات مختلف در پردازش تصاویر نظیر عملیات ظریف سازی، اسکلت بندی، انقباض، هموارسازی، انبساط و حذف اغتشاش توسط اتوماتای یادگیر سلولی انجام می گیرد. برای سادگی، فرض می شود که تصویر مورد آزمایش از نقاط سیاه و سفید تشکیل شده باشد. به منظور پردازش، در ابتدا تصویر مورد نظر در CLA حفظ می شود. هر اتوماتا در CLA یک پیکسل از تصویر را دریافت می کند. اگر پیکسل داده شده به یک اتوماتا سیاه یا سفید باشد، آن اتوماتا کار خود را با رفتار α_1 آغاز می کند.

قوانین استفاده شده برای پردازش تصویر: به طور کلی قوانین استفاده شده در آزمایشات بر روی تصاویر را می توان به پنج گروه زیر تقسیم کرد:

الف) این گروه شامل قانون ۹- است که برای یافتن لبه استفاده می شود. طبق این قانون اگر هر ۹ اتوماتا در یک ناحیه ی 3×3 در تصویر رفتار α_1 را انتخاب کرده باشد (سیاه باشد) رفتار اتوماتای مرکزی جریمه می شود و در غیر آن صورت به رفتار اتوماتای مرکزی که می تواند α_1 یا α_2 باشد پاداش داده می شود (به این دلیل که مجموعه ی N تهی است).

ب) این گروه قوانینی هستند که تصویر را منبسط می کنند:

۱۲۳۴۵۶۷۸۹-۰

۲۳۴۵۶۷۸۹-۰۱

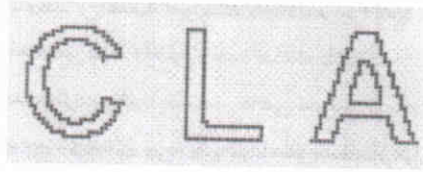
۳۴۵۶۷۸۹-۰۱۲

۴۵۶۷۸۹-۰۱۲۳

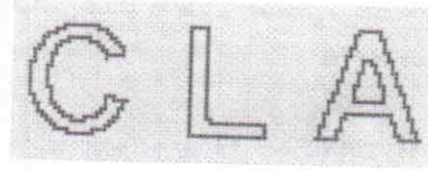
آخرین قانون در گروه فوق بدین معنی است که اگر بین ۴ تا ۹ اتوماتا در یک ناحیه ی 3×3 در تصویر رفتار α_1 انتخاب کرده باشد (سیاه باشد) به رفتار اتوماتای مرکزی پاداش داده می شود، و اگر کم تر یا مساوی ۳ باشد، اتوماتا رفتار α_2 را انتخاب کرده است (سفید است) و رفتار اتوماتای مرکزی جریمه می شود.

ج) گروه سوم شامل قانون اکثریت است که از آن برای هموارسازی و همچنین بر طرف کردن اغتشاش استفاده می کنیم:

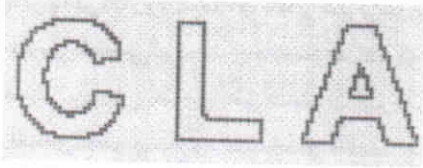
۵۶۷۸۹-۰۱۲۳۴



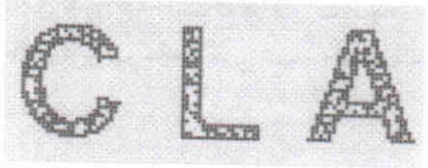
$L=1, M=1$, تولید پونومارف $= 2$



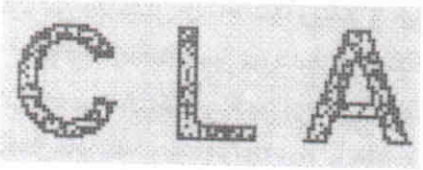
تولد $CA = 1$



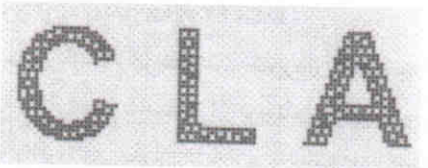
$L=1, M=1$, تولید پونومارف $= 3$



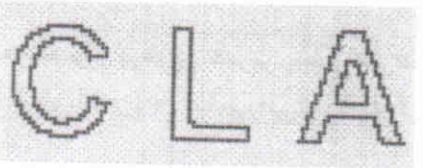
$N=1$, تولید کریلوف $= 4$



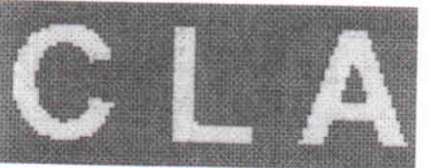
$a=0/50$, تولید $LRP = 21$



$N=5$, تولید کریلوف $= 142$



$a=0/99$, تولید $LRP = 1$



$L=1, M=1$, تولید پونومارف $= 1$

شکل ۴۳. تصاویر حاصل از آزمایشات انجام شده با قانون ۹-.

در ادامه به بررسی آزمایش‌های انجام گرفته توسط اتوماتای یادگیر سلولی می‌پردازیم. برای آزمایش‌هایی که با CLA انجام گرفته است در صورت استفاده از اتوماتاهای با ساختار متغیر، احتمال اولیه رفتارها برای نقاط سیاه $p1=0/9999$ و $p2=0/0001$ و برای نقاط سفید $p1=0/0001$ و $p2=0/9999$ است.

آزمایشات انجام گرفته نشان داده است که اتوماتای LRP برای پردازش تصاویر مناسب نیست. اتوماتاهای تستلین - ل، تستلین - ج و کریسکی نیز رفتاری مشابه با اتوماتای سلولی دارند و افزایش عمق حافظه در آنها صرفاً بر تعداد نسل‌های سپری شده بین دو تصویر متوالی می‌افزاید.

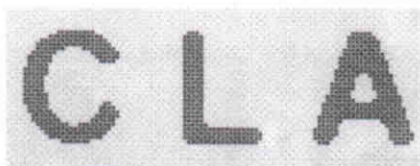
برای قوانین گروه اول، در صورت استفاده از اتوماتا کریلوف قسمت‌های تیره‌ی تصویر به صورت ترکیبی از سلول‌های تیره و روشن در می‌آیند که با افزایش عمق حافظه، سلول‌های روشن تصویر در همسایگی هم قرار نمی‌گیرند. البته افزایش عمق حافظه باعث بیشتر شدن تعداد نسل‌های سپری شده بین دو تصویر متوالی می‌شود. در صورت استفاده از اتوماتای پونومارف، در مرحله اول حاصل از این آزمایش‌ها در شکل ۴۳ آمده است.

برای قوانین گروه دوم چنانچه از اتوماتای پونومارف استفاده کنیم، قانون در مورد تصویر اعمال می‌شود و عکس آن در مورد نگاتیو تصویر اعمال می‌شود. در این اتوماتا افزایش L و M باعث افزایش تعداد نسل‌های سپری شده بین دو تصویر متوالی می‌شود. افزایش M باعث افزایش تعداد نسل‌های سپری شده بین دو تصویر متوالی و افزایش L باعث افزایش تعداد نسل‌های سپری شده بین دو تصویر متوالی در نگاتیو می‌شوند. سیستم به تصویر نهایی همگرا نمی‌شود و دائماً منبسط می‌شود. نتایج حاصل از آزمایشات برای قانون ۰-۱۲۳۴۵۶۷۸۹ در شکل ۴۴ آمده است.

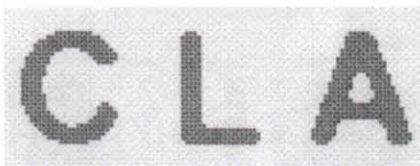
در ادامه به بررسی آزمایش‌های انجام گرفته توسط اتوماتای یادگیر سلولی می‌پردازیم. برای آزمایش‌هایی که با CLA انجام گرفته است در صورت استفاده از اتوماتاهای با ساختار متغیر، احتمال اولیه رفتارها برای نقاط سیاه $p1=0/9999$ و $p2=0/0001$ و برای نقاط سفید $p1=0/0001$ و $p2=0/9999$ است.

آزمایشات انجام گرفته نشان داده است که اتوماتای LRP برای پردازش تصاویر مناسب نیست. اتوماتاهای تستلین - ل، تستلین - ج و کریسکی نیز رفتاری مشابه با اتوماتای سلولی دارند و افزایش عمق حافظه در آنها صرفاً بر تعداد نسل‌های سپری شده بین دو تصویر متوالی می‌افزاید.

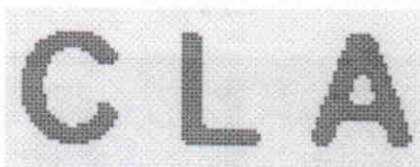
برای قوانین گروه اول، در صورت استفاده از اتوماتا کریلوف قسمت‌های تیره‌ی تصویر به صورت ترکیبی از سلول‌های تیره و روشن در می‌آیند که با افزایش عمق حافظه، سلول‌های روشن تصویر در همسایگی هم قرار نمی‌گیرند. البته افزایش عمق حافظه باعث بیشتر شدن تعداد نسل‌های سپری شده بین دو تصویر متوالی می‌شود. در صورت استفاده از اتوماتای پونومارف، در مرحله اول



توليد $\gamma = CA$



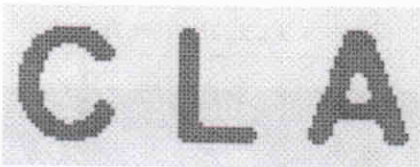
$N=1$, توليد كريلوف $\gamma = 12$



توليد L_{RP} $a = 0/01$ $\gamma = 400$



توليد L_{RP} $a = 0/50$ $\gamma = 6$



توليد L_{RP} $a = 0/99$ $\gamma = 3$

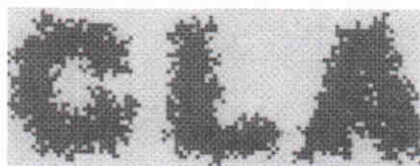
شکل ۴۵. تصاویر حاصل از آزمایشات انجام شده با قانون اکثریت.

پارامتر $N=1$ به خوبی اغتشاش را حذف نمی‌کند. با افزایش عمق حافظه نتایج بهتری به دست آمد. نتایج حاصل از حذف اغتشاش 30% در شکل ۴۷ آورده شده است.

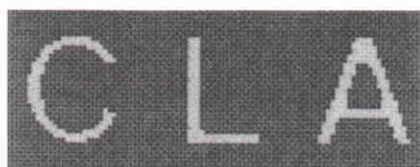
برای گروه چهارم قوانین نیز آزمایشاتی با اتوماتاهای مختلف انجام شده است. در این گروه نیز چنانچه از اتوماتای پونومارف استفاده کنیم، قانون در مورد تصویر اعمال و عکس آن در مورد نگاتیو تصویر اعمال می‌شود. همچنین در این اتوماتا افزایش L و M باعث افزایش تعداد نسل‌های سپری شده بین دو تصویر متوالی می‌گردد، افزایش M باعث افزایش تعداد نسل‌های سپری شده بین دو تصویر متوالی و افزایش L باعث افزایش تعداد نسل‌های سپری شده بین دو تصویر متوالی در نگاتیو می‌شوند. سیستم به تصویر نهایی همگرا نمی‌شود و دائماً منقبض می‌شود. نتایج حاصل از آزمایشات برای قانون $012345-6789$ در شکل ۴۸ آورده شده است.



توليد $\gamma = CA$



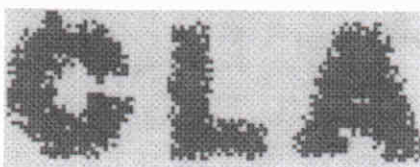
$N=1$, توليد كريلوف $\gamma = 10$



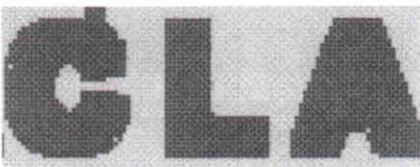
توليد پونومارف $\gamma = 3$, $L=1$, $M=1$



توليد پونومارف $\gamma = 4$, $L=1$, $M=1$



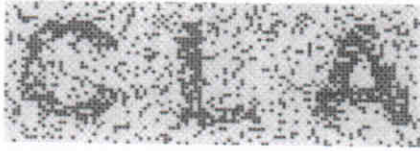
توليد L_{RP} $a = 0/50$ $\gamma = 3$



توليد L_{RP} $a = 0/99$ $\gamma = 3$

شکل ۴۴. تصاویر حاصل از آزمایشات انجام شده با قانون $0123456789-10$.

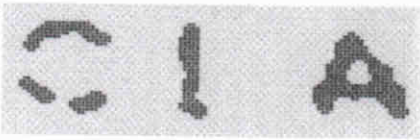
مطابق شکل ۴۵ تمام اتوماتاها توانایی حذف لبه‌های تیز را با استفاده از قانون اکثریت (گروه سوم قوانین) دارند. در تمام موارد سیستم به تصویر نهایی همگرا شده است. همچنین از قانون اکثریت برای حذف اغتشاش گوسی در تصاویر استفاده شد. در تمام موارد سیستم به تصویر نهایی همگرا شده است. در شکل ۴۶ تصاویر حاصل از حذف اغتشاش 15% ارائه شده است. در حذف اغتشاش 30% مشاهده شد که اتوماتای کریلوف با



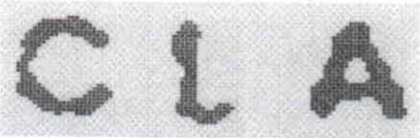
تصویر اولیه (دارای اغتشاش ۳۰٪)



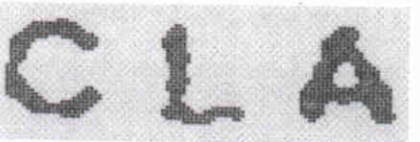
تولید $CA = 4$



$N=1$, تولید کریلوف $= 40$



$N=10$, تولید کریلوف $= 998$



$L=2, M=2$, تولید پونومارف $= 12$



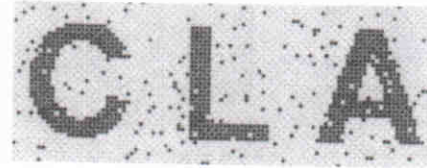
$L=2, M=2$, تولید پونومارف $= 2$



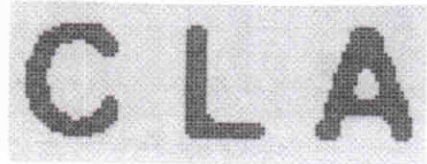
تولید $LRP = 40$, $a = 0/50$



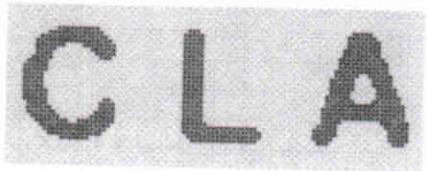
تولید $LRP = 4$, $a = 0/99$



تصویر اولیه (دارای اغتشاش ۱۵٪)



تولید $CA = 4$



$N=1$, تولید کریلوف $= 19$



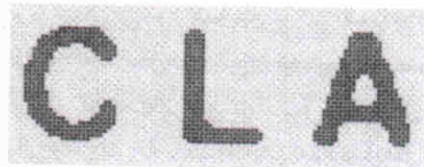
$L=2, M=2$, تولید پونومارف $= 10$



$L=2, M=2$, تولید پونومارف $= 2$



تولید $LRP = 9$, $a = 0/50$



تولید $LRP = 5$, $a = 0/99$

شکل ۴۷. تصاویر حاصل از آزمایشات انجام شده با قانون اکثریت برای حذف اغتشاش ۳۰٪.

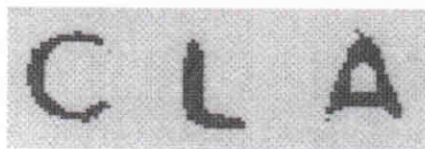
شکل ۴۶. تصاویر حاصل از آزمایشات انجام شده با قانون اکثریت برای حذف اغتشاش ۱۵٪.



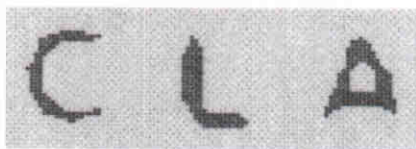
$L=1, M=1$, تولید بونومارف = ۱۱



تولید $CA=5$



$a=0/50$, تولید $LRP=10$



$N=1$, تولید کریلوف = ۱۳

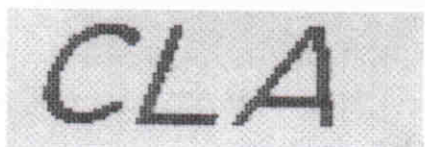


$a=0/99$, تولید $LRP=6$

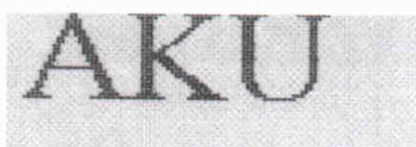


$L=1, M=1$, تولید بونومارف = ۱۰

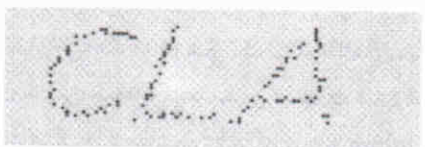
شکل ۴۸. تصاویر حاصل از آزمایشات انجام شده با قانون $0-12345-6789$.



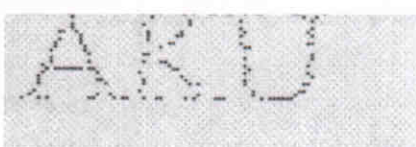
تصویر اولیه



تصویر اولیه



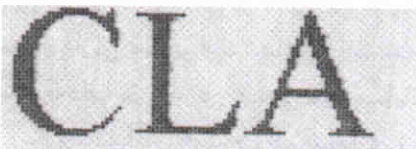
$N=5$, تولید کریلوف = ۴۱۶



$N=5$, تولید کریلوف = ۴۸۷



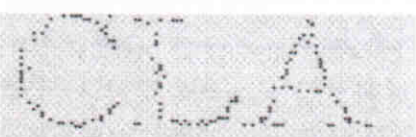
تصویر اولیه



تصویر اولیه

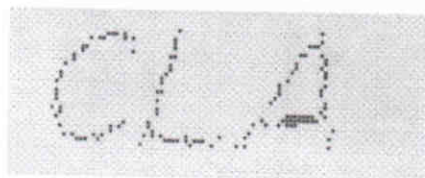


$N=5$, تولید کریلوف = ۶۷۵

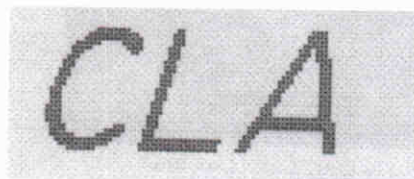


$N=5$, تولید کریلوف = ۶۴۳

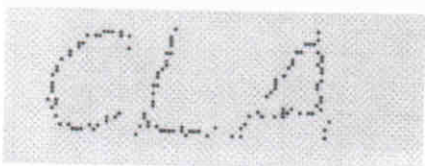
شکل ۴۹. تصاویر حاصل از آزمایشات انجام شده با قانون $45-0$ و اتوماتای کریلوف.



$N=1$, تولید کریلوف = 400



تصویر اولیه



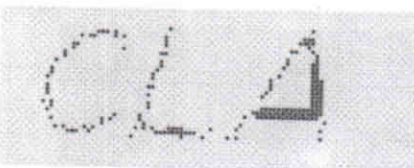
$N=1$, تولید کریلوف = 500



$N=1$, تولید کریلوف = 100



$N=1$, تولید کریلوف = 600



$N=1$, تولید کریلوف = 200



$N=1$, تولید کریلوف = 800



$N=1$, تولید کریلوف = 300

شکل ۵۰. نمایش همگرایی آزمایش انجام شده با اتوماتای کریلوف و قانون ۴۵-

شده است که برای پرهیز از طولانی شدن به آنها اشاره‌ی نمی‌شود.

نتیجه‌گیری

در این نوشتار مدل جدیدی تحت عنوان اتوماتای یادگیر سلولی معرفی شد و رفتار آن از طریق شبیه‌سازی رایانه‌ی مورد مطالعه و ارزیابی قرار گرفت. همچنین دو کاربرد این مدل در زمینه‌ی انتشار شایعه و پردازش تصاویر ارائه شد. نشان داده شده است که چگونه عملیات مختلف در پردازش تصاویر نظیر عملیات اسکلت‌بندی، هموارسازی، انقباض، انبساط، ظریف‌سازی و حذف اغتشاش می‌تواند توسط اتوماتای یادگیر سلولی انجام گیرد.

نتایج ارائه شده این امید را می‌دهد که *CLA* بتواند مدل مناسبی برای پردازش تصویر، به‌خصوص در شرایطی که اغتشاش وجود داشته باشد، فراهم کند. همچنین نشان داده شد که اتوماتای یادگیر سلولی می‌تواند مدل مناسب‌تری نسبت به مدل‌های گزارش شده برای انتشار شایعه باشد. برای اتوماتای یادگیر سلولی می‌توان کاربردهای دیگری نیز متصور شد. [۲۷، ۲۶، ۲۴]

اتوماتای کریلوف با قانون گروه پنجم یعنی قانون ۴۵-، رفتاری از خود نشان می‌دهند که در هیچ یک از اتوماتاهای دیگر و همچنین اتوماتای سلولی مشاهده نشد. بدین صورت که رفتاری مشابه ظریف‌سازی از خود نشان می‌دهند که هر چه ضخامت تصویر کمتر باشد تصویر نهایی به تصویر اولیه شباهت بیشتری پیدا می‌کند، و همگرا می‌شود.

در شکل ۴۹ برخی از آزمایشات انجام شده با تصاویر مختلف ارائه شده است. مشاهده می‌شود که تصویر به دست آمده از تصاویر آخر شباهت کمتری به آن دارد. همگرایی به تصویر نهایی در آزمایش شکل ۵۰ آمده است.

هدف در این نوشتار معرفی مدل اتوماتای یادگیر سلول بوده است و کاربردهای ذکر شده بیشتر در جهت تفهیم مدل و همچنین قابل استفاده بودن مدل طرح شده‌اند. با این وجود، مطالعات گسترده‌تری درباره‌ی کاربرد اتوماتای یادگیر سلولی در پردازش تصویر در حال انجام است. [۲۵، ۲۳] در این گزارش‌ها روش‌های پیشنهادی با روش‌های کلاسیک مقایسه و برتری آنها نشان داده

پانویس

* قسمتی از این پروژه با حمایت مالی مرکز تحقیقات فیزیک نظری و ریاضیات (IPM) انجام گرفته است.

1. Cellular learning Automata (CLA)
2. Learning Automata (LA)
3. disjunctive normal form
4. chaotic
5. unfavorable hence
6. stationary environment
7. non-stationary environment
8. learning automata with fixed structure
9. action
10. learning automata with variable structure
11. local density
12. global density
13. cellular logic operation
14. data independent
15. data dependent
16. thresholding
17. edge detection
18. irregularities

منابع

1. Von Neumann, J. *Theory of self-reproducing automata*, University of Illinois Press (1966).
2. Von Neumann, J. "The general logical theory of automata", *Cerebral Mechanisms in Behavior-The Hixon Symposium*, (1951).
3. Liu, Y., "Fractals, neural networks, cellular automata, formal language and coding theory", *Systems, Man and Cybernetics, IEEE International Conference on*, 2, pp 1663-1669 (1992a).
4. Liu, Y., "Two pattern learning algorithms using dynamical systems", *Intelligent Robots and Systems, Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on* (1992b).
5. 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).
6. Adamatzky, A. *Identification of Cellular Automata*, Taylor & Francis Ltd., (1994).
7. Wolfram, S. "Universality and complexity in cellular automata", *Physica D*, 10, pp 1-35 (1984a).
8. Wolfram, S. "Statistical mechanics of cellular automata", *Review of Modern Physics*, 55, pp 601-644 (1983).
9. Wolfram, S. "Twenty problems in the theory of cellular automata", *Physica Scripta*, T9, pp 170-183 (1985).
10. Mitchell, M. "Computation in cellular automata: A selected review", Technical Report, Santa Fe Institute, Santa Fe, U.S.A. (1996).
11. Adami, C. *Introduction to artificial life*, Springer Verlag, New York, Inc., (1998).
12. Wolfram, S. *Theory and applications of cellular automata*, Singapore: World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd. (1986a).
13. Wolfram, S. *Theory and applications of cellular automata*,

- Singapore: World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd., (1986a).
14. Sasidhar, K., Chattopadhyay, S. and Chaudhuri, P. "CAA decoder for cellular automata based byte error correcting code", *IEEE Transactions on Computers*, 45 (9) (1996).
15. Srisuchinwong, B., York, T.A. and Tsalides, Ph. "A Symmetric cipher using autonomous and non-autonomous cellular automata", *Global Telecommunications Conference*, 2, pp 1172-1177 (1995).
16. Nandi, S., Kar, B.K., and Chaudhuri, P. "Theory and applications of cellular automata in cryptography", *IEEE Transactions on Computers*, 43, (12) (1994).
17. Boccara, N. and Fuks, H. "Modeling diffusion of innovations with probabilistic cellular automata", <http://WWW.uic.edu/~boccara/publications.html>, (1999).
18. Sahota, P., Daemi, M.F., and Elliman, D.G. "Training genetically evolving cellular automata for image processing", *International Symposium on Speech, Image Processing and Neural Networks*, (1994).
19. Preston, K.J.R., Duff, M.J.B., Levialdi, S., Norgren, P.E., and Toriwaki, J.-I. "Basics of cellular logic with some applications in medical image processing", *Proceedings of the IEEE*, 67 (5) (1979).
20. Narendra, K.S. and Thathachar, M.A.L. *Learning automata: An introduction*, Prentice Hall, Inc. (1989).
21. 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).
22. Meybodi, M. R. "Experiments with cellular learning automata", Technical Report, Amirkabir University of Technology, Computer Engineering Department, (August 2000), (in persian).
23. Meybodi, M. R., Beigy, H., and Taherkhani, M. "Cellular learning automata and its applications", Technical Report, Amirkabir University of Technology, Computer Engineering Department (March 2000) (in persian).
24. Meybodi, M.R., Kharazmi, M.R., "An algorithm based on cellular learning automata for image restoration" *Proceedings of The First Iranian Conference on Machine Vision & Image Processing*, University of Birjand, 7-9, pp 244-254 (March 2001), (in persian).
25. Kharazmi, M. R. and Meybodi, M. R. "Feature extraction using cellular learning automata", Computer Engineering Department Technical Report KM2, Amirkabir University of Technology (2001).
26. Meybodi, M.R., Mehdipour, F. and Sahebozamani, M. "Cellular learning automata and its application to placement problem in VLST", Computer Engineering Department Technical Report MMS1, Amirkabir University of Technology, (2001), (in persian).
27. Meybodi, M.R., and Khojasteh, M.R. "Cellular learning automata as a model for commerce networks", *Proceedings of 6th Annual CSI Computer Conference*, CE Department, University of Isfahan, 20-22, pp 284-295 (Feb 2001), (in persian).