اتوماتای یادگیر سلولی
بعنوان مدلی برای شبکه های تجارت
در فضایی از عاملها که با انجام دادن یاد می گیرند

محمدرضا میبدی، محمدرضا خجسته

مرکز تحقیقات انفورماتیک - آزمایشگاه محاسبات نرم

دانشگاه صنعتی امیرکبیر

دانشکدهٔ مهندسی کامپیوتر

تهران، ایران

email : mrkhojasteh@yahoo.com

چکیده

اتوماتای یادگیر سلولی که اخیرا پیشنهاد شده است[Meyb2000]، مدلی 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 فعل و انفعال 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 یا چند اتوماتای یادگیرمجهز می باشد که وضعیت این سلول را مشخص می کند. مانند اتوماتای سلولی، قانونی محلی در محیط حاکمّ است که تعیین می کند که آیا عمل انتخاب شده توسط یک اتوماتان در یک سلول بایستی پاداش داده شود و یا جریمه شود. عمل دادن جریمه ویا پاداش منجر به بروز درآوردن ساختار اتوماتای یادگیر سلولی بمنظور نیل به یک هدف مشخص میگردد. هدف از این مقاله بررسی تأثیر مدل اتوماتای یادگیر سلولی در مدلسازی تأثیرات شبکه های تجارت در فضایی از عاملها که "با انجام دادن یاد می گیرند" می باشد. این مدلسازی، قبلا در مقاله مک کین،[McCain99] توسط اتوماتای سلولی احتمالی بررسی شده است. در اتوماتای سلولی که مک کین استفاده کرده است هر عامل با احتمالی بالا شریک تجاری خود را از لیست شرکای تجاری خود انتخاب می کند و تنها گاهی اوقات با احتمالی ضعیف شریک تجاری خود را از خارج از این لیست بر می گزینند. سپس در صورتی که عامل فوق الذکر بتواند با شریک تجاری انتخاب شده تجارت موفقی داشته باشد با وی تجارت می کند و وی را در لیست خود نگاه می دارد و در غیر اینصورت وی را از لیست خود حذف می نماید. هر چند مک کین به صراحت فوق چگونگی حذف یا نگاهداری یک شریک تجاری را در لیست بیان نمی کند و همه جا از احتمال بالا یا پایین برای تجارت با شریکی در داخل یا خارج لیست صحبت می کند. به نظر می آید که این مدل نمی تواند بخوبی رابطه یک عامل با شرکای تجاری خود را در دنیای واقعی پیاده سازی کند. در دنیای واقعی یک عامل بر حسب سوابق تجاری خود با شرکای موجود در لیست خویش تصمیم می گیرد که آیا با عاملهای موجود در این لیست تجارت کند یا عاملی را از خارج از این لیست بر گزیند. انتخاب شریک تجاری از داخل یا خارج لیست بیکباره و احتمالی صورت نمی گیرد و با در نظر گرفتن توفیق در تجارتهای گذشته این انتخاب صورت می گیرد و سپس حاصل این انتخاب مورد ارزیابی قرار می گیرد. در این مقاله نشان داده می شود که مدل اتوماتای یادگیر سلولی می تواند مدل مناسبتری نسبت به مدل استفاده شده در[McCain99] باشد، هر چند که با استفاده از این مدل نیز نتیجه نهایی مقاله فوق الذکر تأیید می شود.

کلمات کلیدی: *اتوماتای سلولی، اتوماتای یادگیر، اتوماتای یادگیر سلولی، شبکه های تجارت*

۱- مقدمه

خیلی وقت پیش مایردال[1] [Myrdal57] بیان کرده بود که تجارت می تواند تأثیرات بد(عواقب) و یا خوب(توسعه) در گسترش اقتصادی داشته باشد. یکی از اثرات بد ممکن اختلاف در تخصص مناطق مختلف در تولید صنایعی است که یادگیری(تجربه) در آنها مؤثر است [Rosen72][Arrow62]که این امر، بنوبه خود باعث ایجاد اختلاف در آمد بین این مناطق می شود. در واقع این سؤال پیش می آید که آیا تجارت تمایل به دو قطبی شدن در توسعه را کم می کند یا افزایش می دهد؟

مک کین[2] در مقاله خود با عنوان "عواقب و توسعه: تأثیرات شبکه های تجارت در یک فضا از عاملهایی که با انجام دادن یاد می گیرند" با وارد کردن تجارت به یک مدل ازگسترش اقتصادی در فضا، در مقام پاسخ به این سؤال برآمد [McCain99] . در مدلی که وی مورد بررسی قرار داده است سرمایه انسانی همان تجربه ای است که از طریق "یادگیریهای توسط انجام دادن" بدست می آید.

در این مقاله علاوه بر شبیه سازی ساده ای از مدلی که مک کین مورد بررسی قرار داده است و علیرغم تأیید نتیجه ای که وی از شبیه سازی خود بدست آورده است، سعی شده است که شبیه سازی دیگری با گذر از مدل اتوماتای سلولی احتمالی (که در قسمتی از شبیه سازی وی دخیل است) به مدل اتوماتای یادگیر سلولی و با هدف واقعی تر شدن مدل انجام بگیرد و نتایج این شبیه سازی با مورد قبل مورد مقایسه قرار بگیرد.

در قسمت اول این مقاله به بررسی اجمالی اتوماتای یادگیر می پردازیم و سپس اتوماتای یادگیر سلولی را مورد بحث قرار خواهیم داد. پس از آن گذری بر آنچه که مک کین در شبیه سازی خود انجام داده است خواهیم داشت و سپس شبیه سازی خود را مورد بررسی قرار می دهیم. در شبیه

---

[1] Myrdal

[2] McCain

سازیهایی که ما انجام داده ایم، دو اتوماتای سلولی و یادگیر سلولی را در روند انجام شبیه سازی مک کین، مقایسه کرده ایم.

۲- اتوماتان یادگیر[۱]:

اتوماتاهای 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[Mars96][Nare89]. اتوماتاهای های یادگیر به دو گروه تقسیم می گردند:

آ- اتوماتای یادگیر با ساختار ثابت[۲]

ب- اتوماتای یادگیر با ساختار متغیر[۳]

محیط[۴]: محیط را می توان توسط سه تایی زیر تعریف نمود.

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

که

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

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

$c \equiv \{c_1, c_2, \cdots, c_r\}$ ≡ 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 اینکه عمل α_i نتیجه نامطلوب[۵] داشته باشد می باشد. در محیط پایدار[۶] مقادیر c_i بدون تغییر باقی می مانند، حال آنکه در محیط ناپایدار[۷] این مقادیر در طی زمان تغییر می کنند. شکل۱ ارتباط بین اتوماتای یادگیر و محیط را نشان می دهد.

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

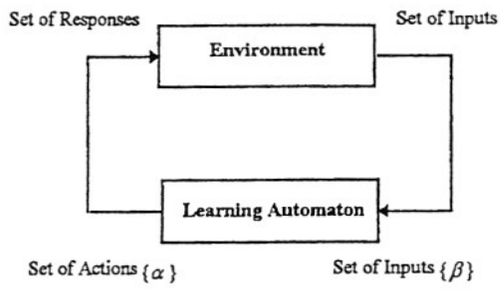
$\alpha \equiv \{\alpha_1, \alpha_2, \cdots, \alpha_r\}$ ≡ مجموعه عمل ها[۸]ی اتوماتا

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

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

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

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



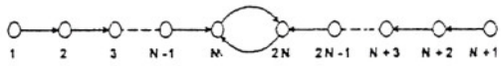
شکل ۱) ارتباط بین اتوماتان یادگیر و محیط

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

اتوماتای $L_{2N,2}$: این اتوماتا 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 اتوماتای مطابق شکل ۲ می باشد.



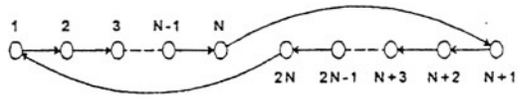
پاسخ مطلوب $\beta = 0$



پاسخ نا مطلوب $\beta = 1$

شکل ۲) نمودار تغییر وضعیت اتوماتای $L_{2N,2}$

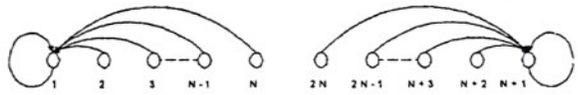
اتوماتای $G_{2N,2}$:در این اتوماتان بر خلاف $L_{2N,2}$ ، عمل α_2 حداقل N بار انجام می گردد (پس از گرفتن N جریمه) تا اینکه نهایتا عمل α_1 دوباره انتخاب شود. گراف تغییر وضعیت این اتوماتان برای پاسخ مطلوب مانند اتوماتان $L_{2N,2}$ بوده و برای پاسخ نامطلوب مطابق شکل۳ می باشد.



پاسخ نا مطلوب $\beta = 1$

شکل ۳) نمودار تغییر وضعیت اتوماتان $G_{2N,2}$

اتوماتای 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 اتوماتا $L_{2N,2}$ بوده و برای پاسخ مطلوب مطابق شکل۴ می باشد.



پاسخ مطلوب $\beta = 0$

شکل۴) نمودار تغییر وضعیت اتوماتای Krinsky

---

[۱] Learning Automaton

[۲] Fixed Structure

[۳] Variable Structure

[۴] Environment

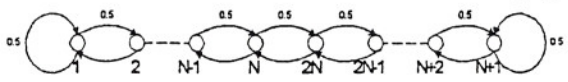
[۵] Unfavorable

[۶] Stationary

[۷] Non-Stationary

[۸] Actions

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



پاسخ نا مطلوب $\beta = 1$

شکل ۵) نمودار تغییر وضعیت اتوماتان Krylov

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

$\alpha \equiv \{\alpha_1, \alpha_2, \cdots, \alpha_r\}$ ≡ مجموعه عمل ها[1]ی اتوماتا

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

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

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

$c \equiv \{c_1, c_2, \cdots, c_r\}$ ≡ 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 الگوریتمهای 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} [2] مینامیم.

ب- زمانیکه b از a خیلی کوچکتر باشد، الگوریتم را $L_{R\varepsilon P}$ [3] مینامیم.

پ- زمانیکه b مساوی صفر باشد، الگوریتم را L_{RI} [4] مینامیم.

برای مطالعه بیشتر درباره اتوماتا های یادگیر می توان به [Laks81][Meyb82][Meyb84][Nare89] [Mars96]مراجعه نمود.

[1] Actions

[2] Linear Reward Penalty

[3] Linear Reward Epsilon Penalty

[4] Linear Reward Inaction

۳- اتوماتای یادگیر سلولی

اتوماتای یادگیر سلولی[5]، 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 آیا 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 درآوردن ساختار CLA بمنظور نیل به یک هدف مشخص میگردد.

یک CLA بصورت پنج تایی $< \Delta, A, \Omega, R, L >$ نشان داده می شود. $\Delta = \{\lambda_1, \lambda_2, \cdots, \lambda_s\}$ 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:

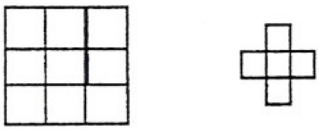
1) $\lambda_i \notin \Omega(\lambda_i) \quad \forall \lambda_i \in \Delta$

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

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:

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

دو نوع همسایگی مهم در اتوماتای سلولی عبارتند از همسایگی von Neumann و همسایگی Moore. در همسایگی Moore برای هر سلول مرکزی هشت سلول اطراف آن بعنوان همسایه در نظر گرفته می شود. در همسایگی von Neumann برای سلول مرکزی، چهارسلول در چهار جهت اصلی اطراف سلول، بعنوان همسایه های آن در نظر گرفته می شوند.(شکل ۷).



همسایگی von Neumann همسایگی Moore

شکل ۷) انواع همسایگی های مهم در اتوماتای سلولی

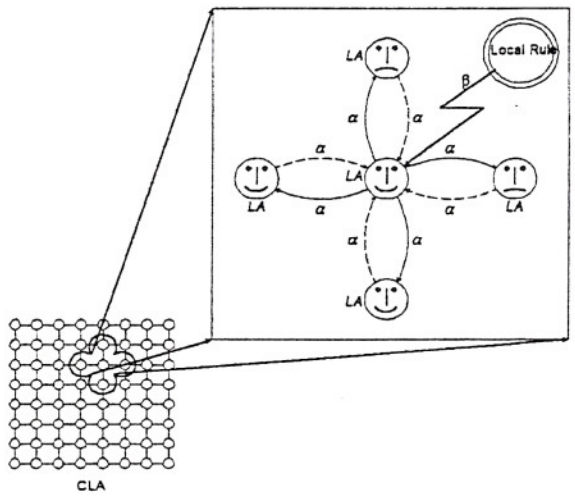
در این مقاله، همسایگی به شکل تصادفی در نظر گرفته شده است . به این معنی که همانند شبیه سازی مک کین، در ابتدای شبیه سازی هر عامل

[5] Cellular Learning Automata

دارای چند همسایه (به شکلی تصادفی) می شود. این همسایه ها، لیست شرکای تجاری عامل را تشکیل می دهند.

عملکرد اتوماتای یادگیر سلولی را می توان بصورت زیر شرح داد. در ابتدا هر اتوماتای 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 درآوردن تمام اتوماتاها در CLA می تواند بصورت همگام و یا غیرهمگام انجام گیرد (اگر بروز درآوردن سلولها بصورت همگام صورت گیرد، در آن صورت CLA را همگام و اگر بصورت ناهمگام صورت گیرد، CLA را غیرهمگام می نامیم. بعد از بروز درآوردن هر اتوماتان 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 درآوردن ساختار اتوماتا های موجود در CLA توسط الگوریتم یادگیری انجام میگیرد.

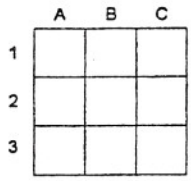
شکل ۸ اتوماتای یادگیر سلولی را نشان می دهد که در آن از همسایگی von Neumann استفاده شده است. در این شکل، اتوماتاهایی که خوشحال هستند در مرحله قبل پاداش و اتوماتا هایی که ناراحت هستند در مرحله قبل جریمه دریافت کرده اند.



شکل ۸) اتوماتای یادگیر سلولی (CLA)

همانند[1] اتوماتای سلولی[Wolf86][Mitc96] قوانین در اتوماتای یادگیر سلولی از سه نوع میتوانند باشند:*general*، *totalistic* و *outer totalistic*. در قوانین *general* مقدار یک سلول در مرحله بعدی به مقادیر همسایه های آن سلول بستگی دارد. در قوانین *totalistic* مقدار یک سلول تنها به مجموع همسایه ها ی آن سلول بستگی دارد و در قوانین *outer totalistic* مقدار هر سلول هم به مجموع سلولهای همسایه بستگی دارد و هم به خود سلول.

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



شکل ۹) نحوه نامگذاری سلولها

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

قانون *And All*: در این قانون زمانی به عمل انتخاب شده توسط اتوماتا پاداش داده می شود که خود اتوماتا و تمام ۸ همسایه اش عمل α_1را انتخاب کرده باشند و در غیر اینصورت عمل انتخاب شده توسط اتوماتا جریمه می شود. قانون*And All* *بصورت زیر بیان میشود.*

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

با توجه به اینکه ارزش عبارت منطقی فوق ورودی اتوماتا می باشد(برای ارزیابی عبارت منطقی فوق سلول پر TRUE و سلول خالی FALSE در نظر گرفته شده است) میتوان قانون فوق را بصورت دیگری نیز بیان کرد. بر اساس قانون فوق اگر یک اتوماتا در CLA عمل α_1 را انتخاب کند آن عمل قطعا جریمه خواهد شد. 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 پاداش خواهد گرفت و در غیر این صورت جریمه میگردد.

قانون *Or All*: در این قانون زمانی به عمل انتخاب شده توسط اتوماتان پاداش داده می شود اگرحداقل یکی از ۹ اتوماتان همسایه اش عمل α_1 را انتخاب کرده باشد و درغیر اینصورت آن عمل جریمه می شود. قانون *Or All* *بصورت زیر بیان میشود*

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 آن عمل قطعا پاداش خواهد گرفت .اگر یک اتوماتا در CLA عمل α_1را انتخاب کند و حداقل یکی از اتوماتاهای همسایه این اتوماتا عمل α_2 را انتخاب کرده باشد عمل انتخاب شده توسط این اتوماتا پاداش خواهد گرفت و در غیر اینصورت جریمه می شود.

قوانین Outer*Totalistic*: در این قوانین، معیار جریمه یا پاداش یک عمل تعداد اتوماتا های در همسایگی آن اتوماتا میباشد که آن عمل را انتخاب کرده باشند. اعداد سری اول معرف تعداد اتوماتاهایی است که باید این عمل را انتخاب کرده باشند تا به عمل انتخاب شده توسط اتوماتای مرکزی پاداش داده شود. اعداد سری دوم معرف تعداد اتوماتاهایی است که باید این عمل را انتخاب کرده باشند تا به عمل انتخاب شده توسط اتوماتای مرکزی جریمه داده شود.بطور مثال، قانون *Majority* بصورت 56789-01234 نشان داده می شود.

[1] Cellular Automata

ویژگی های اساسی اتوماتای یادگیر سلولی استفاده شده در این مقاله عبارتند از: فضا و زمان بصورت گسسته می باشند، بروز درآوردن اتوماتا های یادگیر در سلولها بشکل غیرهمگام صورت می پذیرد، اتوماتا های یادگیر تخصیص داده شده به سلولها یکسان می باشند و هر سلول دارای دو عمل میباشد. عمل اول، انتخاب شریک تجاری از لیست شرکای تجاری و دومین عمل، انتخاب شریک تجاری از خارج از لیست شرکای تجاری (برای هر سلول) می باشد. قوانین بطور قطعی اعمال می شوند و قانون در هر سلول فقط بستگی به اعمال انتخاب شده توسط همسایه های آن سلول دارد.

آنتروپی معیاری است برای اندازه گیری میزان اطلاعاتی که توسط یک منبع تولید می شود و یا توسط فرد شاهد دریافت می گردد.در مدل اتوماتای یادگیر سلولی، آنتروپی بعنوان معیاری برای سنجش میزان کارآیی و بررسی سیستم مورد استفاده قرار گرفته است. بدین صورت که وقتی اتوماتا های محیط قادر باشند که عمل بهینه را بیابند، احتمال انتخاب آن عمل بیشتر شده و در نتیجه آنتروپی اتوماتا ها و به طبع 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 [Meyb2000][Tahr2000] مراجعه نمود.

۴- شبیه سازی مک کین :

مک کین در مقاله خود ابتدا شبکه های تجارت را مورد بررسی قرار می دهد و سپس با مطرح کردن مدل توسعه "یادگیری توسط انجام دادن" تأثیرات وارد کردن شبکه های تجارت را در این مدل توسعه مورد بررسی قرار داده است.

پیش از این مایردال بیان کرده بود که تجارت می تواند تأثیرات بد(عواقب[1]) و نیز خوب(توسعه[2]) در گسترش و توسعه اقتصادی داشته باشد.بعنوان یک نمونه وی بیان کرده بود که در "یادگیری توسط انجام دادن"[3]،بعضی مناطق نقش پیشرو را در تولید صنایعی که یادگیری در آنها مؤثر است بدست می آورند.چنین مناطقی از طریق این نقش پیشرو، تجربه تولید بیشتری را در این صنایع بدست می آورند. در نتیجه، این مناطق، نقش صادر کننده را در این صنایع ایفا می کنند. این درحالی است که دیگر مناطق در صنایعی تخصص می یابند که یادگیری در آنها زیاد مؤثر نمی باشد. در نتیجه، شانس این که (از طریق یادگیری) تجربه ای را بدست آورند که امکان داشته باشد در آینده تولید آنها را در این صنایع افزایش دهد را از دست می دهند. این امر، خود باعث افزایش سوددهی مناطق پیشرو می شود و تمایل به اختلاف درآمد بین مناطق ایجاد می گردد.می توان نشان داد که در مدلهای توسعه با دادوستدهای محلی، مناطق پیشرو و عقب مانده در توسعه، خودبخود ظاهر می شوند[McCain98b] [McCain97b] [McCain97a] [McCain99]. این امر مخصوصا وقتی صورت می گیرد که سرمایه ما حاصل "یادگیری با انجام دادن" باشد[McCain98a] بنابر این این سؤال پیش می آید که:"آیا تجارت، این تمایل به دو قطبی شدن در توسعه را کم یا زیاد می کند؟".

مک کین در مقاله خود، با وارد کردن تجارت به یک مدل از گسترش اقتصادی در فضا، سعی در پاسخ دادن به این سؤال می کند.وی ابتدا شبکه های تجارت را، بصورت گسترشی از اتوماتای سلولی تعریف می کند. گسترشی که در آن، لزوما از ساختارهای منظمی جهت همسایگی برای هر سلول استفاده نمی شود.مک کین اشاره می کند که برای همسایه های هر سلول، از یک روند تصادفی (و حتی در اکثر مواقع، با در نظر گرفتن امتیازاتی برای همسایه های نزدیکتر، شبه تصادفی) استفاده کرده است. با توجه به این موارد، شبیه سازیهای براساس شبکه های تجارت، گسترشی از شبیه سازیهای مشابه بر روی اتوماتای سلولی هستند که اجازه تغییراتی در ساختار همسایگی را نیز داده اند.

فرآیند تجارت مک کین از یکسری تجارتهای گسسته تشکیل می شوند. در هر مرحله، یک سلول به شکل تصادفی برای شروع یک تجارت (دادوستد) انتخاب می شود. سپس عامل موجود در آن سلول یک شریک تجاری را برای خود انتخاب می کند. این انتخاب اختیاری است، بدین معنی که با احتمال بالایی شرکای تجاری موجود در لیست خود را مورد انتخاب قرار می دهیم . احتمال کوچکتری نیز برای تجارت با شرکای تجاری جدید (در خارج از لیست عامل) وجود دارد. در هر کدام از این دو حالت در صورتی که تجارت با عامل انتخاب شده باعث افزایش بهره وری بشود، این کار را انجام می دهیم و عرضه و تقاضای طرفین تجارت را برآورده می کنیم.مک کین اشاره می کند که یک شریک تجاری در صورت بهره وری کم می تواند از لیست حذف شود. مع الوصف هیچ اشاره مستقیمی به نحوه حذف از (یا اضافه به) لیست شرکای تجاری یک سلول نمی کند و همواره سخن از احتمالی (کم یا زیاد) در رابطه با تجارت با لیست یا خارج از لیست می باشد. این روند تجارت برای هر سلول در فضای مورد بررسی چند بار تکرار می شود. لازم به ذکر است که یک فرآیند مقداردهی اولیه، به صورتی شبه تصادفی (با امتیاز بیشتر برای سلولهای نزدیکتر) لیست شرکای تجاری را برای هر سلول مشخص می کند .

مک کین برای محاسبه بهره وری از تابع کوب_داگلاس[4] [McCain99] استفاده می کند و بیان می دارد که تجارت انجام می شود، اگر که باعث افزایش متقابل بهره وری برای هر دو سلول بشود.

وی در قسمت اول مقاله خود، شبکه های تجارت را در فضایی از عاملها مورد شبیه سازی قرار می دهد و مشاهده می کند که جامعه عاملها به سمت قانون "یک قیمتی" سوق داده می شود. سپس یک مدل جهت "یادگیری توسط انجام دادن" (که نوعی یادگیری غیر رسمی است) را مطرح می کند. در یک مدل یادگیری توسط انجام دادن، افزایش در سرمایه انسانی، با کالاهای قابل مصرف اندازه گیری می شود. بنابراین، این مدل با انواع مدلهای گسترش سرمایه های انسانی (که بر اساس یادگیری رسمی است) تفاوت می کند. در یک مدل یادگیری رسمی، سرمایه انسانی

---

[1] Backwash

[2] Spread

[3] Learning By Doing

[4] Cobb_Douglas

با کالاهای دارای خاصیت مالی افزایش می یابد.بنابراین افزایش در سرمایه تجربی محصول میزان خروجی در بخش یادگیری است. رشد این سرمایه تجربی نیز بیشتر خواهد بود، اگر نیروی کاری بیشتری به تولید در این بخش اختصاص داده شوند. سرمایه انسانی، نتیجه یادگیری از طریق انجام دادن است.

مک کین برای هر عامل دو پریود زندگی تعریف می کند و به هر عامل در پریود اول زندگی خود ده واحد پتانسیل کاری اعطاء می کند. هر عامل پس از کار و تولید در پریود اول زندگی خود به سراغ پریود دوم زندگی می رود و میدان کار و عمل را (با منابع اولیه به روز شده حاصل از درآمد خود در تجارت) به عامل جوان تر می سپرد و خود مصرف کننده می شود. در واقع ذخیره در یک سلول در یک پریود، باعث بوجود آمدن سرمایه فیزیکی برای آن سلول در پریود بعد می شود.

در شبیه سازیی که مک کین انجام داده است از عاملهایی استفاده کرده است که عمل یادگیری در چگونگی تخصیص منابع اولیه خود به کار و فراغت و ... ونیز چگونگی اختصاص در آمد حاصله از تولید به مصرف و ذخیره برا ی نسل آینده و ... را با الگوریتمهایی ژنتیک انجام می دهند.

مک کین در ادامه، مدل توسعه فوق را در دو حالت بدون تجارت و با تجارت مورد بررسی قرار می دهد.در حالت شبیه سازیهای بدون تجارت، وی پنج سری شبیه سازی را انجام می دهد و مشاهده می کند که شبیه سازیها به یک مسیر توسعه یکنواخت همگرا می شوند. مک کین مشاهده میکند که این شبیه سازیها، در واقع باعث ایجاد دو قطبی می شوند.وی برآن می شود که یک اندازه گیری عددی از این تمایل به دو قطبی شدن را تعریف نماید.وی معیار عددی دو قطبی شدن را به این شکل تعریف می کند: NMD[1] یا "درجه عددی دو قطبی شدن" یک اندازه گیری عددی از دو قطبی بودن در شبکه ای از سلولهاست که با تقسیم میزان انحراف استاندارد در کل سلولها بر انحراف مجذور میانگین یک سلول از هشت همسایه پیرامون خودش (در یک فضای دو بعدی) بدست می آید. واضح است که بر طبق این تعریف در یک فضای دو قطبی شده هر سلول بسیار شبیه به سلولهای همسایه خودش است ولی با سلولهای دوردست تر خیلی فرق می کند و بنابراین NMD زیاد می شود.

در قسمت بعدی مک کین، چند شبیه سازی را با در نظر گرفتن تجارت انجام می دهد. وی بین هر دور شبیه سازی، پس از آن که تولید انجام شد و قبل از مصرف و ذخیره، ۲۴۰۰ تجارت را (با شبکه های تجاری که توضیح آنها در بالا رفت) انجام می دهد. وی در بعضی سریهای مختلف شبیه سازی که انجام می دهد، در انتخاب شرکای نزدیکتر را با احتمالهای بیشتری در نظر می گیرد. وی در همگرایی این شبیه سازیها، تغییرات بسیار جزیی را مشاهده میکند. این تغییرات بسیار جزیی در همگرایی، بدلیل تفاوتهای جزیی در توسعه اقتصادی بین شبیه سازیهای با تجارت و بدون تجارت می باشند. در واقع مک کین با بررسی توسعه اقتصادی در دو حالت با در نظر گرفتن تجارت و بدون در نظر گرفتن تجارت متوجه تفاوت کمی در تغییر NMD و در نتیجه در تأثیر تجارت بر توسعه اقتصادی شد. در نتیجه، تأثیرات "عواقب و توسعه" تجارت آن اندازه نمی باشد که بتواند باعث تغییری در تمایل به سمت دو قطبی شدن بشود و قانون "یک قیمتی" مشاهده نمی شود. وی نتیجه گیری اصلی خود را بدین صورت بیان کرد که "دادوستدهای محلی در شکل گیری سرمایه های برا ی توسعه دو قطبی در دنیای مدرن کافی هستند" و نهایتا این که تجارت باعث تغییر بسیار کمی در تمایل به سمت دو قطبی شدن می شود.

مک کین در قسمت نتیجه گیری خود نیز بیان می کند که دادوستدهای محلی در "یادگیری توسط انجام دادن" برای توضیح "توسعه دو قطبی" در دنیای مدرن کافی هستند. در اینصورت دیگر هیچ دلیلی برای فکر کردن به این قضیه که همروندی تولید و تجارت، این تمایل را زیاد یا کم می کند، وجود ندارد.

۵- شبیه سازی مدل بر اساس PCA و CLA :

هدف ما شبیه سازی ساده ای (منتها با تغییر مدل به اتوماتای یادگیر) از مدل مک کین و مقایسه نتایج(با توجه به استفاده از اتوماتای یادگیر) بوده است. از آنجایی که ما عاملهای مذکور در مقاله مک کین و طرز رفتار آنها (به صورتی مشروح) ونیز الگوریتم ژنتیکی که وی (برای یادگیری) استفاده کرده است را در اختیار نداشتیم، در مواردی جزئی در شبیه سازی خود از نتایج و ارقام بهینه ای که وی بدست آورده است استفاده کرده ایم. باالطبع ما شبیه سازی ساده تری را نسبت به وی انجام داده ایم ولی این امر در مقایسه نتایج در قسمت مورد علاقه ما خللی وارد نمی کند. نیز مک کین در شبیه سازی خود چندین سری شبیه سازی را انجام داده است. در این مقاله، هدف تنها مقایسه دو مدل PCA و CLA در قسمتی از روند مراحل شبیه سازی می باشد (و قصد وارد کردن خللی در نتایج بدست آمده از شبیه سازیهای انجام گرفته توسط وی نمی باشد). لذا تنها از یکسری شبیه سازی (با مقدار اولیه ۵ شریک تجاری در لیست شرکای تجاری هر عامل) جهت مقایسه نتایج استفاده شده است.

در ابتدای شبیه سازی، فضای عاملها همانند مقاله مرجع بصورت ماتریسی از ۲۰ سطر و ۲۰ ستون (جمعا ۴۰۰ سلول) اختیار می شود. برای هر عامل لیستی از ۵ شریک تجاری (که انتخاب آنها بصورت تصادفی است) تهیه می گردد. منابع اولیه اعطا شده به هر سلول (باز هم مطابق مقاله مرجع به شکل تصادفی) بین کار و فراغت و معاش عامل موجود در آن سلول تقسیم می شود. سپس شبیه سازی با فاز تولید در سلولها شروع می شود.

پس از تولید و قبل از شروع پریود دوم زندگی عامل (و قبل از هر گونه ذخیره ای برای پریود دوم زندگی عامل)، یکسری تجارتهای گسسته بین سلولها انجام می گیرد. این تجارتها با توجه به میزان عرضه و تقاضا در سلولها و نیز قیمت هر سلول برای هر کالا (بر طبق شبیه سازی مرجع هر سلول دو نوع کالای قابل تجارت تولید می کند.) می باشد. ما در شبیه سازی خود (بصورت میانگین) تعداد ۱۲ تجارت را برای هر سلول در نظر گرفته ایم.لازم به تذکر است که هر تجارت در صورتی انجام شدنی است که برای طرفین آن تجارت بهره ور باشد. در شبیه سازی که ما انجام دادیم بهره وری را به معنای درآمد مثبت برای طرفین تجارت در نظر گرفته ایم. در شبیه سازی ما، سلولهای موجود در فضای ماتریسی بصورت پیمایش سطری، متوالیا برای یک تجارت احتمالی انتخاب می شوند و این پیمایش ۱۲ بار صورت می گیرد.

به دنبال این تجارتها هر سلول مقداری درآمد کسب می کند (در آمد منفی بمنزله بدهی برای سلول تلقی می شود). بر اساس در آمد حاصله از این تجارتها هر عامل مقداری را جهت مصرف خود در نظر می گیرد. هر عامل مقداری را نیز جهت استفاده نسل بعد و بعنوان افزونی بر منابع اولیه عامل جوان برای تولید آینده مورد ذخیره قرار می دهد. تنها در این گونه موارد بنابر دلایلی که شرح آن رفت از نتایج و مقادیر بهینه ای که مک

[1] Numerical Measure of Dichotomization

کین در شبیه سازیهای خود بدست آورده است استفاده شده است (بر این اسا س ما نصف درآمد عایده را مصرف و نیمی دیگر را ذخیره می کنیم).

نکتهٔ قابل توجه در مورد تجارتهای انجام شده در شبیه سازیهای ما آن است که در شبیه سازی اولی که ما انجام دادیم(مدل PCA)، یک عامل در ابتدا با احتمالی بالا به لیست شرکای تجاری خود نگاه می کند. در صورتی که با شروع از اول لیست خود، عاملی را در این لیست یافت که تجارت با وی برای هر دو طرف (بر اساس رابطه بهره وری کوب_داگلاس) بهره ور باشد، تجارت انجام می شود. سپس در سایه این تجارت منابع اولیه دو طرف جهت تجارتهای آینده به روز می شوند. در غیر اینصورت تجارت انجام نمی شود و شریک تجاری ناموفق از لیست خارج می شود. سپس عاملی ا ز خارج از لیست موجود شرکای تجاری بجای عامل حذف شده انتخاب می شود. ضمن آنکه احتمال ضعیفی وجود دارد که سلول شریک تجاری خود را از خارج از لیست خود انتخاب کند و سپس مراحل فوق الذکر را انجام دهد. در شبیه سازی ما این احتمال ضعیف بدین صورت تعبیر شده است : اگر برای یک عامل، تجارت با هیچیک از عاملهای موجود در لیستش بهره ور نباشد، این عامل بصورتی تصادفی، عاملی را از خارج از لیست خویش انتخاب می نماید.

با تعریف پارامتر عددی NMD (با تفاوتی جزئی نسبت به آنچه که مک کین در مقاله خود تعریف کرده است) و با مشاهده روند تغییرا ت این پارامتر، نتایج برگرفته از شبیه سازی ما، همان روند شبیه سازی مک کین را نشان می دهد. ما در شبیه سازی خود یکبار پس از اعطای منابع اولیه، NMD را ضبط می کنیم. سپس در چندین مرتبه متوالی، یکبار پس از تولید و انجام تجارتهای متوالی و یکبار پس از مصرف و ذخیره در آمد خود، NMD را ضبط می کنیم. همانگونه که نتایج نشان می دهند روند حرکت اقتصادی عاملها، بگونه ای است که نشان از دو قطبی شدن جامعه عاملها می دهد (نتایج در ادامه آمده اند).

در شبیه سازی دوم بدینصورت عمل نمودیم که در هنگام تجارت بجای استفاده از اتوماتای سلولی احتمالی مدل خود را به اتوماتای یادگیرنده سلولی از نوع $L_{2N,2}$ با عمق حافظه ۳ (n=3) تغییر دادیم. بدین صورت که برای لیست شرکای تجاری هر عامل حافظه ای با عمق ۳ (در حالت پیش فرض) تعریف شد. مقدار این عمق در هر لحظه، بیانگر درجه اعتقاد سلول (در همان لحظه) به موفقیت (در صورت تجارت با لیست خود) است.هر عامل با هر بار تجارت موفق با (حداقل یکی از عاملهای موجود در) لیست شرکای تجاری خود عمق حافظه را یکی افزایش می دهد (با توجه به عمق پیش فرض حافظه، حداکثر تا مقدار ۵). بهمین صورت، هرعامل با هر بار تجارت ناموفق با لیست شرکای تجاری خود عمق حافظه را یکی کاهش می دهد (حداقل تا مقدار ۰).

پس از انتخاب اتوماتای مناسب، نوبت به انتخاب قانون می رسد. برای انتخاب قانون باید نکته ای را در شبیه سازیهای ما مورد توجه قرارداد. همسایگی ما در این شبیه سازیها (با توجه به استفاده هایی که این شبیه سازیها از مدل اتوماتای سلولی می کنند) بنحوی نیست که از همسایگیهای متداول در اتوماتای سلولی باشد (و یک همسایگی پراکنده را تشکیل می دهند). در نتیجه ما قانون جدیدی را تعریف کردیم که مناسب این سری شبیه سازیها باشد. قانون ما بصورت "رأی اکثریت بر روی موفقیت آخرین تجارت عاملهای موجود در لیست تجاری" تعریف می شود.بدین معنی که هر عامل در هنگام تجارت خود، عاملهای موجود درلیست خود را (از نظر آخرین تجارتی که انجام داده اند)، مورد مشاهده قرار می دهد. در صورتی که تعداد عاملهایی (از عاملهای فوق الذکر) که آخرین تجارت خود را با موفقیت پشت سر گذاشته اند، از حداقل مورد نیاز برای رأی مثبت بیشتر باشد (با توجه به لیست ۵تایی هر عامل،بزرگتر یا مساوی با ۳)، عامل رأی به تجارت با شرکای موجود در این لیست می دهد. در غیر اینصورت عامل تصمیم می گیرد که تجارت خود را با عاملی در خارج از این لیست انجام دهد.

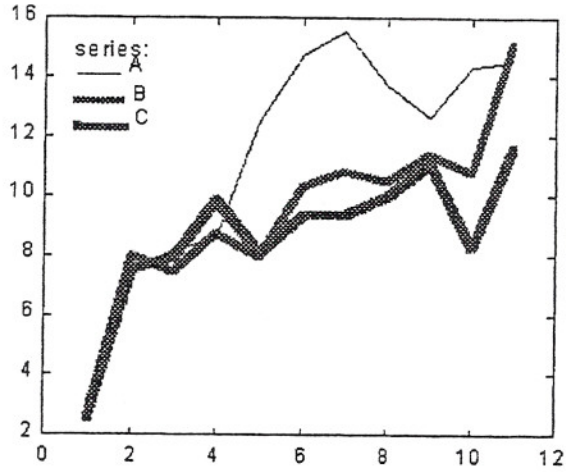
با تعریف این قانون به شکل زیبایی از حالت "انتخاب احتمالی شریک تجاری از داخل یا خارج از لیست" به حالت "انتخاب بهترین حالتی که با یادگیری بدست آمده است" تغییر موضع می دهیم. بنابراین، با توجه به اتوماتای انتخابی ما، عامل بر حسب عمقی از حافظه که در آن قرار دارد و نیز بر حسب قانون خویش، عمل ۱ (تجارت کردن با یکی از عاملهای موجود در لیست) یا عمل ۲ (تجارت کردن با یک عامل خارج از لیست) را انتخاب می کند. در سایه انجام عمل انتخابی، عامل، پاسخی از محیط دریافت می کند که بیانگر نتیجه انتخاب وی می باشد. این پاسخ که پاداش یا جزا می باشد، باعث می شود که عامل (بر حسب این که در کدام حالت قرار دارد) عمق حافظه خود را یکی کم یا یکی زیاد کند. در ضمن، عامل، نتیجه آخرین تجارت خود را نیز (شکست یا موفقیت) به روز می کند. این نتیجه، قابل توجه عاملهایی می باشد که این عامل در لیست شرکای تجاری آنها قرار دارد. لازم به تذکر است که چون تجارت یک رابطه دو طرفه است، تأثیر خود را (چه از نظر به روز کردن منابع و چه از نظر ثبت نتیجه) بر روی هر دو طرف درگیر در تجارت باقی می گذارد.

دلیل انتخاب اتوماتای $L_{2N,2}$ آن بود که هر عامل سوابق تجارت خود با(عاملهای موجود در) لیست خود را در نظر بگیرد. بدین ترتیب، عامل، در صورت داشتن چندین تجارت مثبت در گذشته (با عاملهای موجود در لیستش) بیکباره و یا بر اساس احتمال نظرش را در مورد انتخاب شریک تجاری خود عوض نمی کند.ضمن آنکه بر روی انجام تجارت با (عاملهای موجود در) لیست خود نیز، (بی دلیل) تعصب نمی ورزد. در واقع، با داشتن چنین اتوماتای یادگیری نظر هر عامل در مورد تجارت با لیست شرکای تجاری خود، (در صورت نیاز به تجدید نظر) بتدریج (و نه بصورت تصادفی) عوض می شود. بنظر می آید که برای کاربرد خاص ما و جهت شبیه سازی ما، این بهترین اتوماتا ی یادگیر ممکن است. در واقع بواسطه این اتوماتای انتخابی، با هر بار تجارت مثبت با لیست شرکای تجاری خود، یک قدم مثبت به سمت اعتقاد ما (در مورد داشتن لیست تجاری خوب و بهره ور) بر داشته می شود. ضمن آنکه با هر بار تجارت غیر بهره ور با (عاملهای موجود در) این لیست نیز، یک قدم از اعتقاد خود (در مورد داشتن لیست تجاری بهره ور) دور می شویم.

دلیل انتخاب قانون منحصر بفرد این شبیه سازی (که در بالا توضیح داده شد) نیز این بود که عامل با در نظر گرفتن نتیجه آخرین تجارتهای شرکای تجاری لیستش می تواند نتیجه گیری کند که در دور قبلی تجارت، عاملهای موجود در لیستش (مجموعا) تا چه حد موفق بوده اند. در نتیجه تجارت با (اعضای موجود در) لیست خود را در صورتی اختیار می کند که لیست وی، من حیث المجموع، تشکیل یک "ناحیه موفق اقتصادی" را بدهد. در غیر اینصورت، عامل مذکور با عاملی در خارج از لیست خویش (که آن را بطور تصادفی می یابد) وارد تجارت می شود. البته باید در نظر گرفت که در شبیه سازی ما، یک عامل (در صورتی که تصمیم به تجارت با لیست خود بگیرد)، همه عاملهای موجود در لیستش را (به ترتیب) جهت داشتن تجارتی بهره ور مورد ارزیابی قرار می دهد. در این حالت، عامل مورد بحث، با اولین عامل موجود در این لیست که بتواند تجارتی موفق

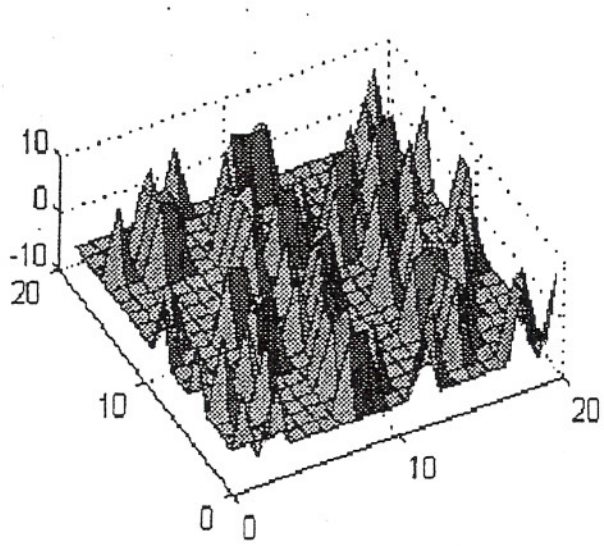
داشته باشد وارد تجارت می شود. در ضمن هر جایی که عامل مشاهده کند که عاملی در لیست وی وجود دارد که نمی تواند رابطه تجاری خوبی را با وی برقرار کند وی را از لیست خود حذف می کند. بدیهی است که عاملی دیگر (با انتخابی تصادفی) جایگزین عامل حذف شده می شود.

با توجه به موارد گفته شده، در شبیه سازی دوم ما نسبت به شبیه سازی اول نوعی یادگیری در بین است. بر این اساس هر عامل یاد می گیرد که بهتر است به چه طریقی تجارت کند که برای وی بهره ور باشد. واضح است که دیگر عمل تجارت به شکل احتمالی و کورکورانه صورت نمی گیرد. نتایج این شبیه سازی ها در اشکال و جداول زیر آورده شده اند.



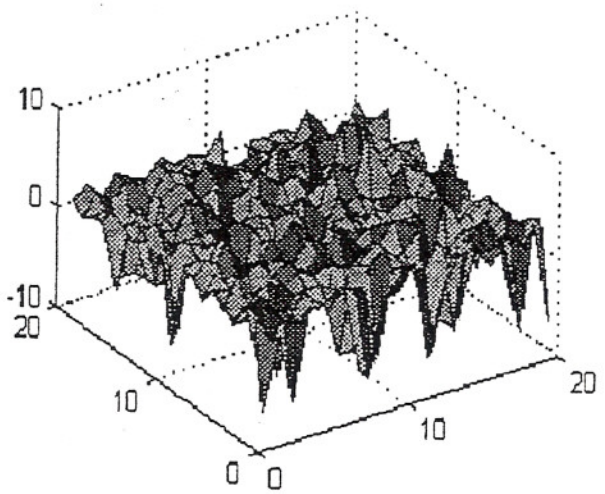
شکل ۱۰) تصویر نمو NMD در تولید در سه سری شبیه سازی با یادگیری

در شکل ۱۰ نحوه نمو NMD در تولید در سه سری شبیه سازی با یادگیری (سری های A,B,C) نشان داده شده است. تفاوت روند نمو NMD در شبیه سازی با یادگیری و بدون یادگیری با مقایسه این شکل و شکل ۱۶ که روند نمو NMD را در سه سری شبیه سازی بدون یادگیری نشان می دهد، نمایانگر می شود. همانگونه که دیده می شود در سری شبیه سازیهای بدون یادگیری، NMD رشد بیشتری را دارا می باشد که حاکی از دو قطبی شدن بی حد و حصر جامعه عاملهاست.



شکل۱۱)تصویر رویه ای از منابع اولیه ۴۰۰ سلول پس از ۱۲ بار تجارت در شبیه سازی با یادگیری

در شکل ۱۱ نمودار رویه[1] ای از منابع اولیه ۴۰۰ سلول پس از ۱۲ بار تجارت در شبیه سازی با یادگیری نشان داده شده است. تفاوت این نمودار با نمودار نظیر در شکل ۱۷ برای شبیه سازی بدون یادگیری ، بیانگر تأثیر یادگیری در مقدار منابع اولیه است.

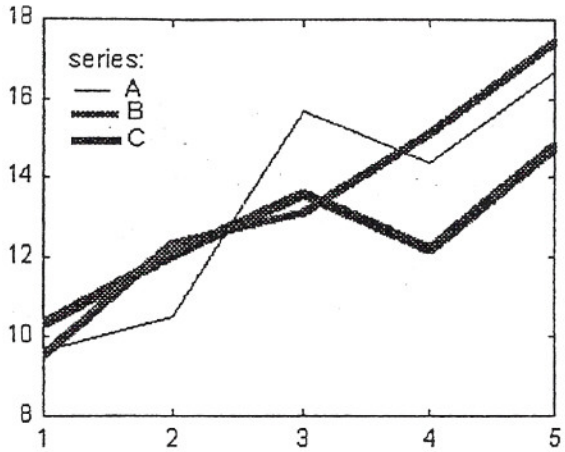


شکل۱۲)تصویر رویه ای از منابع اولیه ۴۰۰ سلول پس از ذخیره و قبل از شروع تجارت دوباره در شبیه سازی با یادگیری

شکل ۱۲ نمودار رویه ای از منابع اولیه ۴۰۰ سلول را پس از ذخیره در شبیه سازی با یادگیری نشان داده است. شکل ۱۸،نظیر این شکل در شبیه سازی بدون یادگیری است.

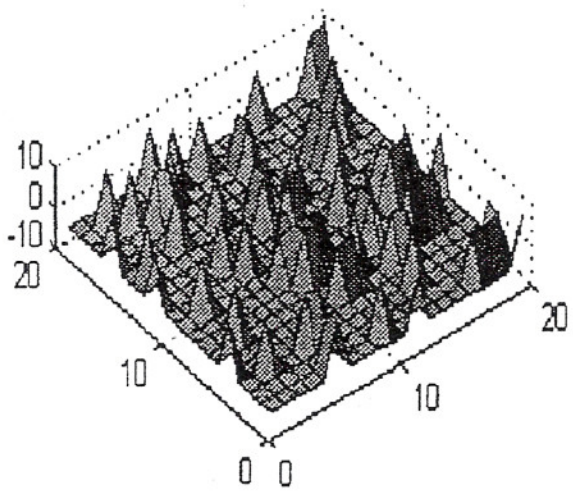
---

[1] surface



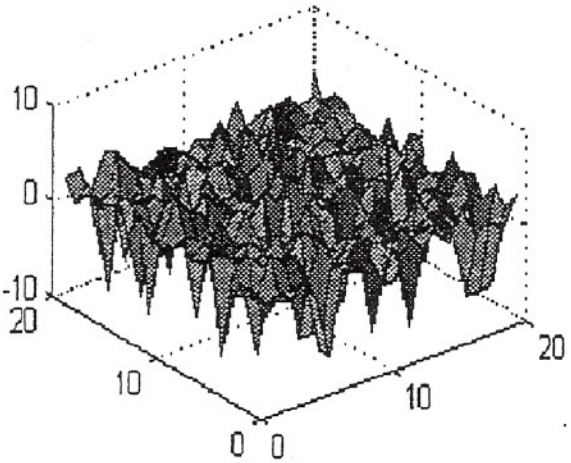
شکل۱۳) تصویر نمو NMD در درآمد در سه سری شبیه سازی با یادگیری

شکل ۱۳ تصویر نمو NMD در درآمد در سه سری شبیه سازی با یادگیری را نشان می دهد. با مقایسه این شکل و شکل ۱۹،تأثیر یاد گیری در رونـد نمو NMD در درآمد،مشخص می شود.



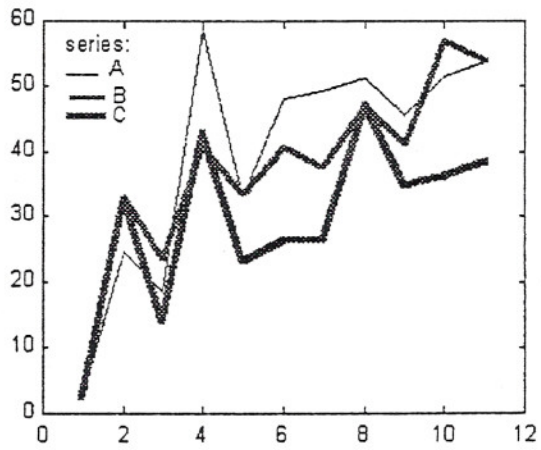
شکل۱۴) تصویر رویه ای از درآمد ۴۰۰ سلول پس از ۱۲ بار تجارت در شبیه سازی با یادگیری

شکل ۱۴ نمودار رویه ای از در آمد ۴۰۰ سـلول را پـس از ۱۲ بـار تجـارت نشان می دهد با مقایسه این شکل و شکل ۲۰ ،تآثیر یـادگیری در مـیزان درآمد عاملها در دو شبیه سازی با و بدون یادگیری مشخص است.

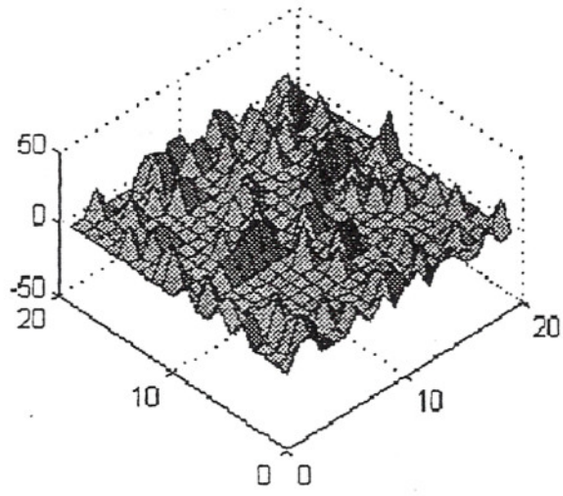


شکل۱۵) تصویر رویه ای از درآمد ۴۰۰ سلول پس از ذخیره و قبل از شروع تجارت دوباره در شبیه سازی با یادگیری

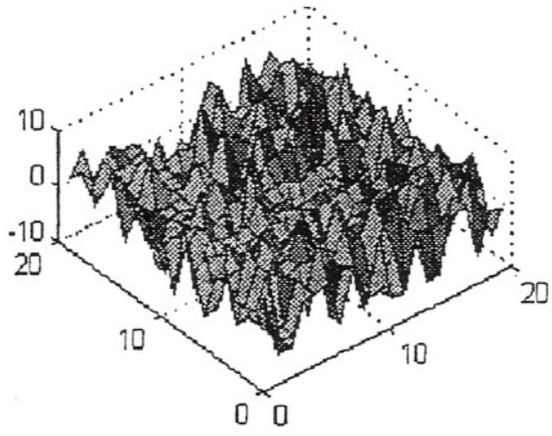
و بالاخره در شکل ۱۵ تصویر رویه ای از در آمد ۴۰۰ سلول پـس از ذخـیره و پیش از شروع تجارت دوباره در شبیه سازی با یادگیری نشان داده شـده است. نظیر این شکل در شبیه سازی بدون یادگیری شکل ۲۱ مـی باشـد. اشکال ۱۶ تا ۲۱ در ادامه آورده شده اند.



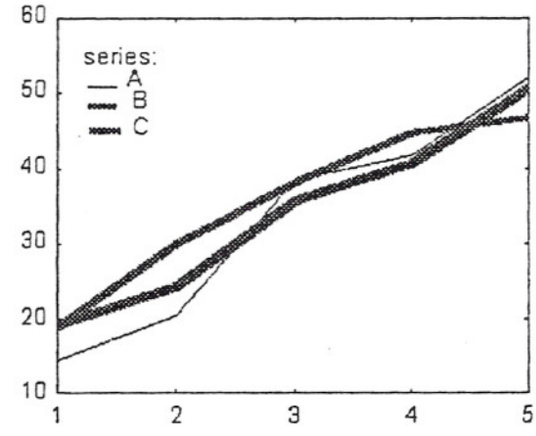
شکل۱۶) تصویر نمو NMD در تولید در سه سری شبیه سازی بدون یادگیری



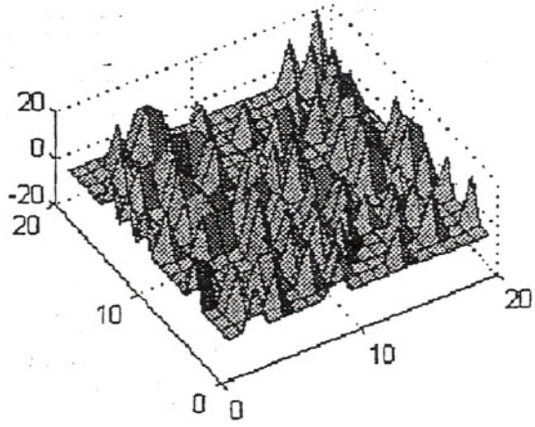
شکل۱۷) تصویر رویه ای از منابع اولیه ۴۰۰ سلول پس از ۱۲ بار تجارت در شبیه سازی بدون یادگیری



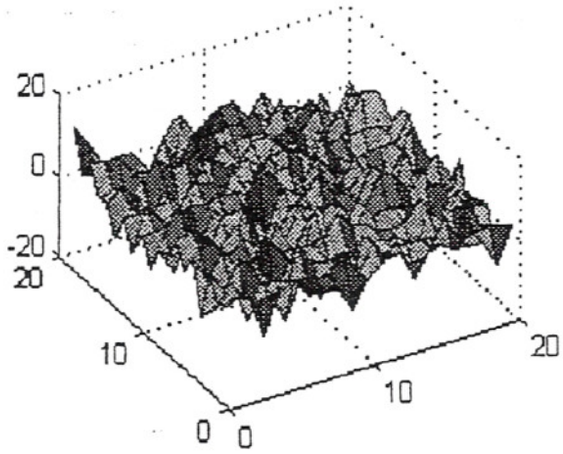
شکل۱۸) تصویر رویه ای از منابع اولیه ۴۰۰ سلول پس از ذخیره و قبل از شروع تجارت دوباره در شبیه سازی بدون یادگیری



شکل۱۹) تصویر نمو NMD در درآمد در سه سری شبیه سازی بدون یادگیری



شکل۲۰) تصویر رویه ای از درآمد ۴۰۰ سلول پس از ۱۲ بار تجارت در شبیه سازی بدون یادگیری



شکل۲۱) تصویر رویه ای از درآمد ۴۰۰ سلول پس از ذخیره و قبل از شروع تجارت دوباره در شبیه سازی بدون یادگیری

قبل از هر گونه تجارت	361.52928779906915
پس از ۱۲ بار تجارت اول	1.6711415049644748E31
پس از ذخیره اول	3.559386137128632E33
پس از ۱۲ بار تجارت دوم	4.950122923962815E58
پس از ذخیره دوم	0.047295047610005E55
پس از ۱۲ بار تجارت سوم	1.0261003163673381E51
پس از ذخیره سوم	9.394567583770358E57
پس از ۱۲ بار تجارت چهارم	1.9541711939703544E66
پس از ذخیره چهارم	3.0854859777016525E64
پس از ۱۲ بار تجارت پنجم	4.597943050483978E71
پس از ذخیره پنجم	8.617430667543082E71

جدول۱)نحوه نمو NMD در شبیه سازی بدون یادگیری

قبل از هر گونه تجارت	372.0723174093623
پس از ۱۲ بار تجارت اول	4.205040803675965E9
پس از ذخیره اول	1.867237236760913E8
پس از ۱۲ بار تجارت دوم	3.11559553719550 94E9
پس از ذخیره دوم	3.5226027640172266E11
پس از ۱۲ بار تجارت سوم	2.170574129166041E12
پس از ذخیره سوم	1.1540080952055537E11
پس از ۱۲ بار تجارت چهارم	1.753494426148245E12
پس از ذخیره چهارم	5.877652779038379E13
پس از ۱۲ بار تجارت پنجم	2.0400201605040004E11
پس از ذخیره پنجم	3.2717010648705975E14

جدول۲)نحوه نمو NMD در شبیه سازی با یادگیری

در جداول بالا در هر سری عدد اول نشانه NMD پیش از انجام گرفتن هر گونه تجارتی است (دقیقا پس از اختصاص اولیه منابع و اولین تولید).پس از آن در هر دو خط متوالی اولین عدد نشانه NMD پس از انجام گرفتن حداکثر ۱۲ تجارت برای هر سلول و دومین عدد نشانه NMD پس از تخصیص درآمد عایده به مصرف و ذخیره می باشد.در هر دو شبیه سازی این عمل (۱۲ بار تجارت و پس از آن به روز کردن منابع اولیه) را ۵ بار تکرار کرده ایم. همانگونه که نتایج و اشکال فوق نشان می دهند ،در هر دو شبیه سازی با توجه به رشد نرخ NMD جامعه عاملها به سمت دو قطبی شدن به پیش می رود ولی در شبیه سازی دوم به نحو بسیار جالبی این حرکت کندتر صورت می گیرد.دلیل این امر آنست که در شبیه سازی دوم عاملها یاد می گیرند که تجارت با چه عاملهایی برای آنها بهره ور است و در نتیجه کمتر پیش می آید که عاملی در تجارت خود ضرر کند و لهذا اختلاف د ر درآمد و به تبع آن اختلاف در منابع اولیه آینده جهت تولید و در نهایت اختلاف در فاصله دو قطب کمتر می شود.

مورد دیگری که جالب توجه می باشد آنست که انتظار می رود در هر سطر نسبت به سطر قبلی NMD افزایش داشته باشد. این مسأله در مورد شبیه سازی اول مشهودتر از شبیه سازی دوم است و این بدان دلیل است که در شبیه سازی دوم عاملها روند بهینه را یاد می گیرند و درنتیجه افزایش روند دوقطبی شدن اکیدا صعودی نخواهد بود.

۵- تأثیر عمق حافظه در یادگیری :

جهت مشاهده تأثیر عمق حافظه در روند یادگیری اتوماتای یادگیر سلولی در شبیه سازی انجام شده،عمق حافظه استفاده شده در یادگیری را از ۳ به ۴ و ۵ تغییر دادیم و نتایج بصورت جداول زیر بدست آمده است:

قبل از هر گونه تجارت	3.0918975386516642
پس از ۱۲ بار تجارت اول	1.567281528040233E8
پس از ذخیره اول	2501533.536186082
پس از ۱۲ بار تجارت دوم	1.2674125944526862E11
پس از ذخیره دوم	8.596539497919575E11
پس از ۱۲ بار تجارت سوم	3.490364749614696E12
پس از ذخیره سوم	4.26097772434467E12
پس از ۱۲ بار تجارت چهارم	1.3542035578622145E11
پس از ذخیره چهارم	6.961082769512189E11
پس از ۱۲ بار تجارت پنجم	1.9390691968391043E11
پس از ذخیره پنجم	1.0476865239309355E14

جدول۳)نحوه نمو NMD در شبیه سازی با یادگیری با عمق حافظه ۴

قبل از هر گونه تجارت	339.8560151422648
پس از ۱۲ بار تجارت اول	3.403263969977535E7
پس از ذخیره اول	2279296.6841786862
پس از ۱۲ بار تجارت دوم	1.6923964256914768E10
پس از ذخیره دوم	2.6813434602265176E8
پس از ۱۲ بار تجارت سوم	1.3380021491565208E9
پس از ذخیره سوم	8.109442181050405E7
پس از ۱۲ بار تجارت چهارم	2.2789410968317538E11
پس از ذخیره چهارم	1.3553840733562263E12
پس از ۱۲ بار تجارت پنجم	8.17063654121267E10
پس از ذخیره پنجم	1.6276271504247966E12

جدول۴)نحوه نمو NMD در شبیه سازی با یادگیری با عمق حافظه ۵

همانگونه که نتایج فوق نشان می دهند،با افزودن عمق حافظه،یادگیری عاملها(بگونه ای که نتایج نشان می دهند)، بهتر می شود. این بدان دلیل است که با افزودن حافظه، اولا، فراموش کردن شرکای تجاری خوب، دیرتر صورت می گیرد و ثانیا، یک شریک تجاری در صورتی موفق قلمداد می شود که تعداد بیشتری تجارت موفق انجام داده باشد.

۶- نتیجه گیری

اتوماتای یادگیر سلولی ، مدلی 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. هدف ما از این مقاله بررسی تأثیر مدل اتوماتای یادگیر سلولی در مدلسازی تأثیرات شبکه های تجارت در فضایی از عاملها که "با انجام دادن یاد می گیرند" بود. این مدلسازی، قبلا در مقاله مک کین.[McCain99] توسط اتوماتای سلولی احتمالی

بررسی شده است. مدل استفاده شده توسط وی نمی تواند بخوبی رابطه یک عامل با شرکای تجاری خود را در دنیای واقعی پیاده سازی کند. در این مقاله نشان داده شد که مدل اتوماتای یادگیر سلولی می تواند مدل مناسبتری نسبت به مدل استفاده شده در[McCain99] باشد، هر چند که با استفاده از این مدل نیز نتیجه نهایی مقاله فوق الذکر تأیید می شود.

مراجع

[Wolf86] Wolfrom, S., ***"Theory and Application of Cellular Automata"*****,** Singapore: World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd., 1986.

[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

[Meyb82] Meybodi, M.R. and Lakshmivarahan, S., *"$\mathcal{E}$ — Optimality of a General Class of Absorbing Barrier Learning Algorithms"*, Information Sciences, Vol. 28, pp. 1-20, 1982.

[Meyb84] 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.

[Meyb2000] Meybodi, M.R., Taherkhani, M. and Beigy, H., *"Cellular Learning Automata and it's applications"*, 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.

[McCain99] McCain, R.A., *"Backwash and Spread:Effects of Trade Networks in a Space of Agents who Learn by Doing",1999.*

[Myrdal57] Myrdal and Gunnar, *"Rich Land and Poor"*, (New York: Harper and Row),1957.

[Arrow62] Arrow and Kenneth, J., *"The Economic Implications of Learning by Doing"*, Review of Economic Studies, v.29, pp. 155-174, 1962.

[Rosen72] Rosen, Sherwin, *"Learning by Experience as Joint Production"*, Quarterly Journal of Economics, v. 84, no. 3(Aug.), pp. 366-382, 1972.

[McCain97a] McCain, Roger A., *"Localized Romer Externalities and Dichotomous Development: Simulations with a Cellular Genetic Automaton"*, Presented, Third Annual Conference on Computational Economics and Finance, Palo Alto, CA, 1997.

[McCain97b] McCain, Roger A., *"Localized Human Capital Externalities and Dichotomous Development: Simulations with a Cellular Genetic Automaton"*, Presented, Atlantic Economic Conference, Philadelphia, PA, 1997.

[McCain98a] McCain, Roger A., *"Learning by Doing and Dichotomous Development: A Simulation Model"*, Presented, Eastern Economic Association Conference, New york, April, 1998.

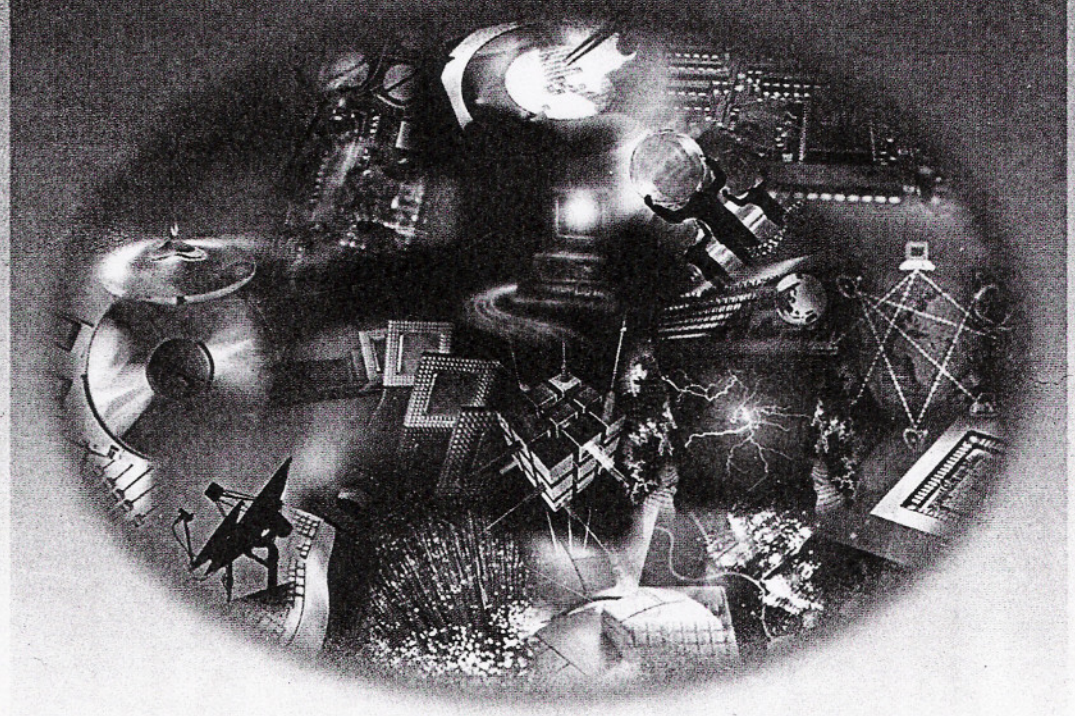
[McCain98b] McCain, Roger A., *"Substitution, Learning and Dichotomous Developement: Simulations with a Cellular Genetic Automaton"*, Presented, fourth international conference of the Society for Computational Economics, Cambridge, England, June, 1998.



انجمن کامپیوتر ایران
Computer Society of Iran

IEEE - IRAN

مجموعه مقالات
ششمین کنفرانس بین المللی سالانه
انجمن کامپیوتر ایران
گروه مهندسی کامپیوتر دانشگاه اصفهان



۲ الی ۴ اسفندماه ۱۳۷۹

