

کاربرد اتوماتای یادگیر سلولی دارای ورودی در جاییابی مدارهای مجتمع متراکم

محمد رضا میبدی^{۱*}، فرهاد مهدی پور^۲

۱- استاد دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات، دانشگاه صنعتی امیرکبیر

۲- دانشجوی دوره دکترای دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات، دانشگاه صنعتی امیرکبیر

*تهران، صندوق پستی ۴۴۱۳-۱۵۸۷۵

{meybodi,mehdipur}@ce.aut.ac.ir

(دریافت مقاله: مرداد ۱۳۸۱، پذیرش مقاله: دی ۱۳۸۲)

چکیده- در این مقاله کاربرد اتوماتای یادگیر سلولی در جاییابی مدارهای مجتمع متراکم ارائه می‌شود. اتوماتای یادگیر سلولی که در این مقاله برای اولین بار معرفی شده از دو جنبه با اتوماتای یادگیر سلولی استاندارد متفاوت است. اتوماتای یادگیر سلولی پیشنهادی، دارای ورودی و همچنین دارای شعاع همسایگی متغیر است. از اتوماتای یادگیر سلولی دارای ورودی برای حل مسأله جاییابی در مدارهای مجتمع استفاده شده است. تغییر شعاع همسایگی در ضمن اجرای فرایند موجب بهبود در کیفیت پاسخ‌ها می‌شود. مدل پیشنهادی بر روی نمونه‌های آزمایشی مختلف آزمایش و با الگوریتم‌های موجود مقایسه شده است. نتایج به دست آمده نشان می‌دهد که الگوریتم پیشنهادی از نظر کارایی با روشهای موجود قابل مقایسه است. همچنین ساختار پردازش موازی سلول‌ها، آن را برای پیاده‌سازی سخت‌افزاری بسیار مناسب می‌سازد که در این صورت زمان اجرای فرایند جاییابی نسبت به روشهای مهم موجود - که اغلب دارای ماهیت سریال می‌باشند - به نحو قابل توجهی بهبود می‌یابد.

کلید واژگان: اتوماتای یادگیر، اتوماتای یادگیر سلولی، جاییابی، مدارهای مجتمع با تراکم بسیار بالا، آرایه گیت.

۱- مقدمه

خود را به روز در آورد تا بدین طریق کارایی خود را بهبود بخشد. اتوماتای یادگیر بر اساس یک الگوریتم یادگیری عمل کرده و با گذشت زمان یاد می‌گیرد که چگونه از طریق فعل و انفعال با محیط، بهترین عملکرد را انتخاب نماید. مدل اتوماتای یادگیر سلولی^۳ بر اساس ترکیب دو مدل فوق پیشنهاد شده که در آن هر سلول در اتوماتای سلولی مجهز به یک اتوماتای یادگیر است که تعیین کننده وضعیت سلول است [۱۰-۱۲]. اتوماتای سلولی یادگیر، کاربردهای متعددی از جمله مدل‌سازی انتشار شایعه [۱۳] مدل‌سازی شبکه‌های تجارت [۱۴] و

اتوماتای سلولی^۱ در اواخر دهه ۱۹۴۰ به عنوان مدلی برای بررسی رفتار سیستم‌های پیچیده پیشنهاد شد [۱-۵]. اتوماتای سلولی متشکل از شبکه‌ای منظم از سلول‌ها است که هر سلول می‌تواند چند مقدار مختلف داشته باشد. اتوماتای یادگیر^۲ نیز در اوایل دهه ۱۹۶۰ توسط ستلین در شوروی سابق مطرح شد [۶-۹]. یک اتوماتای یادگیر در محیطی تصادفی عمل کرده و می‌تواند بر اساس ورودی‌های دریافت شده از محیط، احتمال انجام عملیات

1 Cellular Automata

2. Learning Automata

3. Cellular Learning Automata

پردازش تصاویر [۱۵-۱۸] دارد.

در این مقاله کاربرد اتوماتای یادگیر سلولی در جایابی مدارهای مجتمع متراکم ارائه می‌شود. اتوماتای یادگیر سلولی که در این مقاله برای اولین بار معرفی شده از دو جنبه با اتوماتای یادگیر سلولی استاندارد متفاوت است. اولاً اتوماتای یادگیر سلولی پیشنهادی دارای ورودی است. به عبارتی برای هر سلول، علاوه بر تأثیری که از محیط اطراف خود می‌گیرد، تأثیر یک عامل خارجی نیز در انتخاب عمل مناسب و یادگیری توسط آن در نظر گرفته می‌شود. ثانیاً شعاع همسایگی متغیر دارد، بدین معنا که شعاع دریافت پاداش یا جریمه در ابتدای فرایند بزرگ بوده و در طول فرایند یادگیری بتدریج کاهش می‌یابد. الگوریتم پیشنهادی بر روی مسائل مختلفی آزمایش و با الگوریتم‌های موجود مقایسه شده است. نتایج به دست آمده نشان می‌دهد که الگوریتم پیشنهادی از نظر کارایی قابل مقایسه با روشهای موجود است.

مقاله به صورت زیر سازماندهی شده است. در بخشهای ۲، ۳ و ۴ به ترتیب به معرفی اتوماتای سلولی اتوماتای سلولی یادگیر و اتوماتای یادگیر سلولی خواهیم پرداخت. بخش ۵ به معرفی اتوماتای سلولی با ورودی و شعاع همسایگی متغیر می‌پردازد. در بخش ۶ الگوریتم مبتنی بر اتوماتای یادگیر سلولی برای حل مسأله جایابی ارائه می‌شود. بخش ۷ به ارائه نتایج و مقایسه با روشهای موجود می‌پردازد. در بخش آخر مقاله نتیجه‌گیری آورده می‌شود.

۲- اتوماتای سلولی

اتوماتای سلولی مدلی ریاضی برای سیستم‌هایی است که در آنها چندین مؤلفه ساده برای تولید الگوهای پیچیده‌تر با یکدیگر همکاری می‌کنند. در اتوماتای سلولی مجموعه‌ای منظم از سلول‌ها وجود دارد که هر یک می‌توانند با چند مقدار متفاوت مقداردهی شوند. این

سلول‌ها به طور همگام و در زمانهایی گسسته بر طبق نوعی قانون محلی^۱ بهنگام سازی می‌شوند. در تعیین مقدار جدید برای هر سلول، مقادیر سلول‌های همسایه نیز تأثیرگذار است. شبکه مربوط به سلول‌ها می‌تواند به صورت یک بعدی، دو بعدی و غیره باشد. با توجه به تعداد مقداری که سلول‌ها می‌توانند اختیار کنند، اتوماتای سلولی به دو نوع دودویی و چند مقداری تقسیم می‌شود. شکل همسایگی در اتوماتای سلولی ممکن است پرودیک یا غیر پرودیک باشد. قوانین مختلف بهنگام‌سازی، انواع متفاوتی از اتوماتای سلولی را به وجود می‌آورد؛ قانون ممکن است از نوع قطعی یا احتمالاتی باشد. قانون مورد استفاده در اتوماتای سلولی را می‌توان به شکلهای مختلفی نمایش داد. شیوه معمول نمایش قوانین، استفاده از یک شماره برای هر قانون است. در این روش، شماره قانون برابر با معادل دهمی مقدار جدید سلول مرکزی به ازای تمامی ترکیبات مختلف سلول‌های همسایه است. به عنوان مثال در اتوماتای سلولی یک بعدی، شماره قانون ۵۴ به صورت "۰۰۱۱۰۱۱۰" بیان شده و مطابق با شکل ۱ موجب به‌روزرسانی مقادیر هر سلول مرکزی $a_i(t)$ نسبت به دو سلول همسایه خود یعنی $a_{i+1}(t)$ و $a_{i-1}(t)$ می‌شود. شکل کلی این قوانین که قوانین عمومی^۲ نامیده می‌شوند، به صورت زیر است:

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

برای اطلاعات بیشتر درباره اتوماتای سلولی به [۲-۵] رجوع شود.

۳- اتوماتای یادگیر

اتوماتای یادگیر مدلی انتزاعی است که تعداد محدودی عمل را می‌تواند انجام دهد. هر عمل انتخاب شده توسط محیطی احتمالی ارزیابی شده و پاسخی به اتوماتای یادگیر

1. Local Rule
2. General

$(a_{i-1}(t), a_i(t), a_{i+1}(t))$	(1,1,1)	(1,1,0)	(1,0,1)	(1,0,0)	(0,1,1)	(0,1,0)	(0,0,1)	(0,0,0)
$a_i(t+1)$	0	0	1	1	0	1	1	0

شکل ۱ نحوه اعمال قانون در اتوماتای سلولی

می‌پردازیم.

اتوماتای یادگیر با ساختار متغیر: اتوماتای یادگیر با ساختار متغیر توسط چهارتایی $\{\alpha, \beta, p, T\}$ نشان داده می‌شود که در آن $\alpha \equiv \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r\}$ مجموعه عمل‌های اتوماتا، $\beta \equiv \{\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_m\}$ مجموعه ورودی‌های اتوماتا، $p \equiv \{p_1, p_2, \dots, p_r\}$ بردار احتمال انتخاب هر یک از عمل‌ها و $p(n+1) = T[\alpha(n), \beta(n), p(n)]$ الگوریتم یادگیری است. در این نوع از اتوماتاها، اگر عمل α_i در مرحله n ام انتخاب شود و پاسخ مطلوب از محیط دریافت شود، احتمال $p_i(n)$ افزایش یافته و سایر احتمالات کاهش می‌یابند. و برای پاسخ نامطلوب، احتمال $p_i(n)$ کاهش یافته و سایر احتمالات افزایش می‌یابند. در هر حال، تغییرات به گونه‌ای صورت می‌گیرد تا حاصل جمع $p_i(n)$ ها همواره ثابت و برابر با یک باقی بماند. الگوریتم زیر نمونه‌ای از الگوریتمهای یادگیری خطی در اتوماتای با ساختار ثابت است [۹].

الف- پاسخ مطلوب

$$p_i(n+1) = p_i(n) + a[1 - p_i(n)] \quad (2)$$

$$p_j(n+1) = (1-a)p_j(n) \quad \forall j \neq i \quad (3)$$

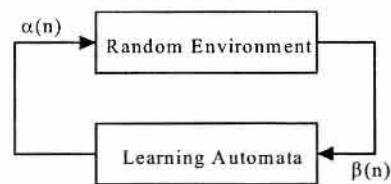
ب- پاسخ نامطلوب

$$p_i(n+1) = (1-b)p_i(n) \quad (4)$$

$$p_j(n+1) = \frac{b}{r-1} + (1-b)p_j(n) \quad \forall j \neq i \quad (5)$$

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. زمانی که a و b با یکدیگر برابر باشند،

داده می‌شود. اتوماتای یادگیر از این پاسخ استفاده کرده عمل خود را برای مرحله بعدی انتخاب می‌کند [۶-۹]. شکل ۲ ارتباط بین اتوماتای یادگیر و محیط را نشان می‌دهد.

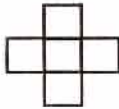


شکل ۲ ارتباط بین اتوماتای یادگیر و محیط

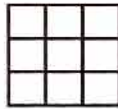
محیط: محیط را می‌توان توسط سه تایی $E \equiv \{\alpha, \beta, c\}$ نشان داد که در آن $\alpha \equiv \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r\}$ مجموعه ورودی‌ها، $\beta \equiv \{\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_m\}$ مجموعه خروجی‌ها و $c \equiv \{c_1, c_2, \dots, c_r\}$ مجموعه احتمالهای جریمه است. هر گاه β مجموعه‌ای دو عضوی باشد، محیط از نوع P است. در چنین محیطی $\beta_1 = 1$ به عنوان جریمه و $\beta_2 = 0$ به عنوان پاداش در نظر گرفته می‌شود. در محیط از نوع Q، $\beta(n)$ می‌تواند به طور گسسته یک مقدار از مقادیر محدود در فاصله [۰ و ۱] را به خود بگیرد. در محیط از نوع S، $\beta(n)$ متغیر تصادفی در فاصله [۰ و ۱] است.

c_i احتمال نتیجه نامطلوب^۲ برای عمل α_i است. در محیط ثابت^۳ مقادیر c_i بدون تغییر می‌مانند، حال آنکه در محیط غیر ثابت^۴ این مقادیر با گذشت زمان تغییر می‌کنند. اتوماتای یادگیر به دو گروه با ساختار ثابت و با ساختار متغیر تقسیم می‌شود. در ادامه به شرح مختصر اتوماتای یادگیر با ساختار متغیر که در این مقاله استفاده شده

1. Environment
2. Unfavorable
3. Stationary
4. Non-Stationary



ب



الف

شکل ۳ دو نوع همسایگی در CA دوبعدی الف- همسایگی ون نیومن ب- همسایگی مور

سلول در اتوماتای یادگیر سلولی است که دارای دو خاصیت زیر باشد:

$$1) i \in v_i \quad \forall i \in L \quad (6)$$

$$2) i \in v_i \quad \text{iff} \quad j \in v_i \quad \forall i, j \in L \quad (7)$$

در این صورت v_i را همسایگی i می‌نامند. در اتوماتای یادگیر سلولی از ساختارهای مختلفی برای همسایگی می‌توان استفاده کرد. در حالت کلی هر مجموعه مرتب از سلول‌ها را به عنوان همسایه می‌توان در نظر گرفت، اما معمول‌ترین آنها همسایگی ون نیومن^۴ و همسایگی مور^۵ است که به نزدیکترین همسایگان مشهورند. این همسایگی‌ها در شکل ۳ نشان داده شده است.

۴-۲- عملکرد اتوماتای یادگیر سلولی

عملکرد اتوماتای یادگیر سلولی را به صورت زیر می‌توان شرح داد. در ابتدا هر اتوماتای یادگیر در اتوماتای یادگیر سلولی، یکی از اعمال را از مجموعه اعمال خود انتخاب می‌کند. این عمل بر اساس مشاهدات قبلی یا به صورت تصادفی انتخاب می‌شود. عمل انتخاب شده - با توجه به اعمال انتخاب شده توسط سلول‌های همسایه و قانون حاکم بر اتوماتای یادگیر سلولی - پاداش داده یا جریمه می‌شود. با توجه به اینکه عمل انتخاب شده پاداش گرفته یا جریمه شده، ساختار داخلی اتوماتا به روز می‌شود. عمل به روزآوری تمام اتوماتاها در اتوماتای یادگیر سلولی به صورت همزمان انجام می‌شود. بعد از به روزآوری هر یک از اتوماتاها در اتوماتای یادگیر سلولی، دوباره یک

الگوریتم را L_{RP} می‌نامیم. زمانی که b از a بسیار کوچکتر باشد، الگوریتم را L_{REP} می‌نامیم و زمانی که b برابر صفر باشد، الگوریتم را L_{RI} می‌نامیم.

۴- اتوماتای یادگیر سلولی

اتوماتای یادگیر سلولی که بتازگی پیشنهاد شده [۱۰-۱۲]، یک مدل برای سیستم‌هایی است که از اجزای ساده‌ای تشکیل شده و رفتار هر جزء بر اساس رفتار همسایگان و نیز تجربیات گذشته آن تعیین و اصلاح می‌شود. اجزای ساده تشکیل دهنده این مدل، از طریق کنش و واکنش با یکدیگر می‌توانند رفتار پیچیده‌ای را از خود نشان دهند. هر اتوماتای یادگیر سلولی، از یک اتوماتای سلولی تشکیل شده که هر سلول آن به یک یا چند اتوماتای یادگیر مجهز است که وضعیت این سلول را مشخص می‌سازد. مانند اتوماتای سلولی [۶] یک قانون محلی در محیط حاکم است تعیین می‌کند آیا عمل انتخاب شده توسط اتوماتا در سلول باید پاداش داده شود یا جریمه شود. عمل دادن پاداش یا جریمه، منجر به روزآوری ساختار اتوماتای یادگیر سلولی به منظور نیل به هدف مشخص می‌شود.

اتوماتای یادگیر سلولی به صورت پنج‌تایی $\langle L, V, Q, \Omega, \Phi \rangle$ نشان داده می‌شود. $L = \{l_1, l_2, \dots, l_n\}$ مجموعه سلول‌های موجود در اتوماتای یادگیر سلولی است که در یک شبکه‌ای کارتیزین قرار گرفته‌اند $V = \{v_i, i \in L\}$ مجموعه سلول‌های همسایه سلول در اتوماتای یادگیر سلولی است. $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_k\}$ مجموعه اعمال مجاز اتوماتای ساکن در هر سلول و $\Omega = \{x: L \rightarrow Q\} = Q^N$ فضای حالت و Φ قانون حاکم بر اتوماتای یادگیر سلولی است.

۴-۱- همسایگی

مجموعه $V = \{v_i, i \in L\}$ در صورتی سلولهای همسایه

4- Von-Neumann
5- Moor

1. Linear Reward Pealty
2. Linear Reward Epsilon Penalty
3- Linear Reward Inaction

	A	B	C
1			
2			
3			

شکل ۵ نحوه نامگذاری همسایگی

برای قوانین **general** تعریف شده در زیر هر اتوماتا در **CLA** دارای دو عمل است. اگر اتوماتا عمل α_1 را انتخاب کند سلول آن اتوماتا به صورت پر و اگر اتوماتا عمل α_2 را انتخاب کند سلول آن اتوماتا به صورت خالی نشان داده می‌شود. برای آشنایی با **general** چند نمونه از این قوانین در زیر آمده است.

قانون And All: در این قانون زمانی به عمل انتخاب شده توسط اتوماتا پاداش داده می‌شود که خود اتوماتا و تمام هشت همسایه‌اش عمل α_1 را انتخاب کرده باشند و در غیر این صورت عمل انتخاب شده توسط اتوماتا جریمه می‌شود. قانون **And All** به صورت زیر بیان می‌شود.

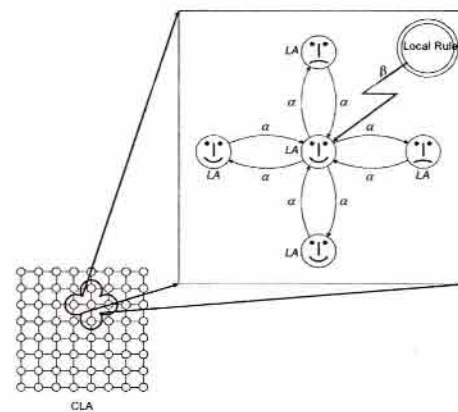
$$AND(A1,A2,A3,B1,B2,B3,C1,C2,C3) \quad (۸)$$

با توجه به اینکه ارزش عبارت منطقی فوق ورودی اتوماتا است، قانون فوق را به صورت دیگری نیز می‌توان بیان کرد. بر اساس قانون فوق اگر اتوماتا در **CLA** عمل α_2 را انتخاب کند، آن عمل قطعاً جریمه خواهد شد و اگر اتوماتا در **CLA** عمل α_1 را انتخاب کند و همچنین تمام هشت همسایه این اتوماتا عمل α_1 را انتخاب کرده باشند، عمل انتخاب شده توسط این اتوماتا، یعنی عمل α_1 پاداش خواهد گرفت و در غیر این صورت جریمه می‌شود.

لازم است ذکر شود که برای قوانین **general**، مقدار **True** برای قانون به عنوان پاسخ مناسب محیط در نظر گرفته می‌شود.

قانون Or All: در این قانون زمانی به عمل انتخاب شده توسط اتوماتا پاداش داده می‌شود که خود اتوماتا یا

عمل را از مجموعه اعمال خود انتخاب و انجام می‌دهد. نتیجه عمل منجر به دادن پاداش یا جریمه به آن عمل می‌شود. فرایند انتخاب عمل و دادن پاداش یا جریمه تا زمانی که سیستم به یک حالت پایدار برسد یا معیار از قبل تعریف شده‌ای برقرار شود ادامه می‌یابد. عمل بروز در آوردن ساختار اتوماتای یادگیر سلولی توسط الگوریتم یادگیری در هر سلول انجام می‌شود. شکل ۴ اتوماتای یادگیر سلولی را نشان می‌دهد که در آن از همسایگی ون نیومن استفاده شده است. در این شکل، اتوماتاهایی که خوشحال هستند در مرحله قبل پاداش و اتوماتاهایی که ناراحت هستند در مرحله قبل جریمه شده‌اند.



شکل ۴ اتوماتای یادگیر سلولی (CLA)

۴-۳- قوانین

در اتوماتای یادگیر سلولی، قوانین، به سه دسته **general**، **totalistic** و **outer totalistic** تقسیم می‌شوند [۱۰-۱۲]. در قوانین **general** مقدار هر سلول در مرحله بعدی به مقادیر همسایه‌های آن سلول بستگی دارد. در قوانین **totalistic** مقدار سلول فقط به مجموع همسایه‌های آن سلول بستگی دارد و در قوانین **outer totalistic** مقدار سلول در مرحله بعدی، هم به مقادیر سلول‌های همسایه آن و هم به خود سلول بستگی دارد.

قوانین General: برای بیان قوانین **general** از همسایگی ون نیومن استفاده کرده و همسایه‌ها را به صورتی که در شکل ۵ نشان داده شده نامگذاری می‌کنیم.

در اتوماتای یادگیر سلولی استاندارد، شعاع همسایگی ثابت بوده و در طول زمان یادگیری تغییر نمی‌کند. در حالی که استفاده از شعاع همسایگی متغیر می‌تواند در حل برخی از مسائل، کیفیت پاسخ‌های حاصل را بهبود بخشد. در این بخش ابتدا مروری بر اتوماتای یادگیر سلولی با ورودی خواهیم و داشت در ادامه مفهوم همسایگی با شعاع متغیر را در اتوماتای یادگیر سلولی معرفی می‌کنیم.

5-1- اتوماتای یادگیر سلولی دارای ورودی

در اتوماتای یادگیر سلولی استاندارد، بر مبنای عمل انجام شده توسط هر سلول و همسایه‌های آن و نیز قانون محلی حاکم بر اتوماتای یادگیر سلولی، وضعیت سلول‌ها به روز می‌شود. تعیین وضعیت هر سلول به وسیله اتوماتای یادگیر موجود در آن تعیین می‌شود. در اتوماتای یادگیر سلولی دارای ورودی، علاوه بر این که وضعیت جاری هر سلول و همسایه‌های آن بر انتخاب عمل جدید تأثیر می‌گذارد، یک عامل خارجی نیز - که ورودی اتوماتاست - در این انتخاب مؤثر است. میزان این تأثیر می‌تواند در کاربردهای مختلف متفاوت باشد. بنابراین اتوماتای یادگیر سلولی دارای ورودی را می‌توان به صورت شش‌تایی $\langle L, V, Q, \Omega, \Phi, I \rangle$ بیان کرد. در مورد پنج‌تای اول در بخش 4 توضیحات کافی داده شد. $I = \{I_1, I_2, \dots, I_n\}$ مجموعه ورودی‌های اتوماتای یادگیر سلولی است.

در اتوماتای یادگیر سلولی با ورودی فرض می‌شود که بهنگام رسانی سلول‌ها به صورت همگام انجام می‌شود. به عبارت دیگر در لحظات گسسته زمانی، برای هر سلول و همسایه‌های آن با توجه به عملی که هر یک انتخاب کرده‌اند و نیز با توجه به ورودی اعمال شده به سلول، پاداش یا جریمه در نظر گرفته می‌شود. سپس بر اساس پاداش یا جریمه در نظر گرفته شده برای هر یک از سلول‌ها، انتخاب عمل بعدی بر اساس یکی از الگوریتم‌های یادگیری انجام می‌شود. اتوماتای یادگیر مورد استفاده در این سلول‌ها می‌تواند دارای ساختار ثابت

یکی از هشت همسایه اش عمل α_1 را انتخاب کرده باشند و در غیر این صورت عمل انتخاب شده توسط اتوماتا جریمه می‌شود. قانون Or All به صورت زیر بیان می‌شود.

$$OR(A_1, A_2, A_3, B_1, B_2, B_3, C_1, C_2, C_3) \quad (9)$$

به بیان دیگر بر اساس این قانون اگر اتوماتا در CLA عمل α_1 را انتخاب کند آن عمل قطعاً پاداش خواهد گرفت. و اگر اتوماتا در CLA عمل α_2 را انتخاب نکند و حداقل یکی از هشت همسایه این اتوماتا عمل α_1 را انتخاب کرده باشند عمل انتخاب شده توسط این اتوماتا پاداش خواهد گرفت و در غیر این صورت جریمه می‌شود.

قوانین Totalistic: این دسته از قوانین مانند نوع مشابه خود در اتوماتای سلولی هستند با این تفاوت که از نتیجه قانون برای پاداش یا جریمه استفاده می‌شود. این قوانین به صورت $N-M$ نشان داده می‌شوند که $N = \{N_1, N_2, \dots\}$ و $M = \{M_1, M_2, \dots\}$ است و به صورت زیر تفسیر می‌شوند. اگر اتوماتای سلول مرکزی در CLA عمل α_1 را انتخاب کند و تعداد اتوماتاهای همسایه‌ای که عمل α_1 را انتخاب کرده باشند متعلق به مجموعه M باشد، اتوماتای مرکزی جریمه شده و در غیر این صورت پاداش داده خواهد شد. اگر اتوماتای سلول مرکزی در CLA عمل α_2 را انتخاب کند و تعداد اتوماتاهای همسایه‌ای که عمل α_1 را انتخاب کرده باشند متعلق به مجموعه N باشد اتوماتای مرکزی جریمه و در غیر این صورت پاداش داده خواهد شد.

5-2- اتوماتای یادگیر سلولی دارای ورودی

در این بخش به معرفی نوع جدیدی از اتوماتای یادگیر سلولی می‌پردازیم. در این نوع اتوماتای یادگیر سلولی، مفهوم ورودی - که معادل با تأثیر عامل خارجی بر اتوماتاست - ارائه شده است. همچنین می‌توان از شعاع همسایگی متغیر در اتوماتای یادگیر سلولی استفاده کرد.

شده) برسد. با استفاده از شعاع همسایگی متغیر، سمت‌گیری سلول‌ها نسبت به انتخاب ورودی‌ها به جای تکرارهای میانی (که شعاع همسایگی کاهش یافته) صورت می‌گیرد و از این طریق انتخاب عمل توسط سلول‌ها به نحو مناسب‌تری انجام می‌شود. آزمایش‌های انجام شده حاکی از این است که استفاده از شعاع همسایگی متغیر گاهی بیش از ۶ درصد بهبود را ایجاد می‌کند.

۶- ارائه روشی برای حل مسأله جایابی

در این بخش نحوه به کارگیری اتوماتای یادگیر سلولی پیشنهاد شده را برای حل مسأله جایابی ارائه می‌کنیم. در ابتدا به مسأله جایابی بلوکها در فرایند طراحی فیزیکی^۱ مدارهای مجتمع متراکم^۲ و خلاصه ای از روشهای موجود برای حل آن می‌پردازیم.

۶-۱- مسأله جایابی

در فرایند طراحی مدارات مجتمع، ساختار داخلی مدار بر حسب بلوک‌های منطقی به صورت یک نت لیست^۳ به دست می‌آید و با اجرای مرحله طراحی فیزیکی بر روی نت لیست موجود، جزئیات هندسی لایه‌های مختلف مدار مجتمع مشخص می‌شود. طرح نهایی به دست آمده از این مرحله چپ‌نشین نامیده می‌شود. مسأله جایابی، شامل قرار دادن تعدادی بلوک به نحوی است که یک تابع هدف که عمدتاً مجموع طول اتصالات است حداقل شود. ورودی این مسأله، مشخصه طرح موجود است. این مشخصه، یک نت لیست از اتصالات میان بلوک‌ها است که اغلب به شکل ماتریسی بیان می‌شود. این ماتریس با عنوان ماتریس اتصالات^۴ نامیده می‌شود. در طراحی مدارهای مجتمع یکی از سبک‌های طراحی، سبک آرایه گیت^۵ است. در این

(مانند $L_{2N,2}$) یا دارای ساختار متغیر (مانند L_{RP}) باشد.

۵-۲- اتوماتای یادگیر سلولی با شعاع همسایگی

متغیر

تغییر دیگری که در اتوماتای یادگیر استاندارد به وجود آمده و در این مقاله ارائه می‌شود، استفاده از شعاع همسایگی متغیر در طول فرایند یادگیری است. در اتوماتای یادگیر سلولی، انتخاب وضعیت اولیه سلول‌ها، معمولاً به صورت تصادفی انجام شده و در ادامه فرایند، سلول‌ها به شکل همگام، عمل جدید خود را انتخاب می‌کنند. برای هر سلول، با توجه به عمل انجام شده در آن و نیز عمل انتخاب شده در سلول‌های همسایه، دریافت پاداش یا جریمه انجام می‌شود. معمولاً در اتوماتاهای یادگیری که از ساختار متغیر (مانند L_{RP}) استفاده می‌کنند، دریافت پاداش نسبت به جریمه با درجه بیشتری انجام می‌شود ($a \gg b$). از این رو در اولین تکرارها، هر سلولی که پاداش دریافت کرده و یک عمل خاص را انتخاب می‌کند، احتمال انجام این عمل در تکرارهای بعدی فرایند یادگیری افزایش می‌یابد. در این حالت ممکن است اتوماتای یادگیر سلولی در ادامه فرایند به سمت وضعیت خاصی که سلول‌ها در ابتدای فرایند برگزیده‌اند یا به سمت وضعیت‌هایی مشابه با آن پیش به رود. وقوع چنین پدیده‌ای در برخی از آزمایشها نیز مشاهده شده است که موجب کاهش کارایی عملکرد اتوماتای یادگیر سلولی و نیز کاهش کیفیت پاسخ‌های حاصل از آن می‌شود. با توجه به اینکه لازم است در ابتدای فرایند، سلول‌ها تحت شرایط یکسان، اعمال اولیه خود را انتخاب کنند و در ادامه فرایند نیز شانس انجام عمل‌های مختلف را داشته باشند، پیشنهاد می‌شود که از شعاع همسایگی متغیر در فرایند یادگیری استفاده شود. به این ترتیب که در ابتدای فرایند یادگیری، اتوماتای یادگیر سلولی دربرگیرنده تمامی سلول‌ها بوده و در طول فرایند، شعاع همسایگی کاهش یافته و به حداقل اندازه آن (که در اتوماتای یادگیر سلولی استاندارد تعریف

1- Physical Design

2- Very Large Scale Integration(VLSI)

3- Netlist

4- Connectivity Matrix

5- Gate Array

که بر اتوماتای یادگیر سلولی مبتنی است. برای این که هدف کاهش طول اتصالات میان بلوک‌ها - که به عنوان یکی از مهمترین اهداف در حل مسأله جایابی در نظر گرفته‌ایم - تحقق یابد، باید بلوک‌هایی از مدار که دارای قدرت اتصالاتی بیشتری هستند، حتی‌الامکان به یکدیگر نزدیک‌تر شوند. برای این منظور روشی را برای حل مسأله جایابی ارائه می‌دهیم که مبتنی بر اتوماتای یادگیر سلولی دارای ورودی است. این روش در دو مرحله اجرا می‌شود. در مرحله اول، بردارهای ورودی محاسبه شده و در مرحله دوم از این بردارهای ورودی برای آموزش اتوماتای یادگیر سلولی استفاده می‌شود. در بخش زیر به ارائه جزئیات این دو مرحله پرداخته‌ایم.

مرحله اول (محاسبه بردارهای ورودی): از روشی مشابه با روش [۲۰] که توسط صاحب‌زمانی و هلسترند^۱ ارائه شده، برای محاسبه بردارهای ورودی استفاده می‌کنیم. در این روش از بردارهای فاصله^۲ و شبکه خودسازمانده^۳ استفاده شده و متناظر با هر بلوک، یک بردار فاصله محاسبه می‌شود. بردارهای فاصله بر اساس اتصالات میان بلوک‌ها تعیین می‌شوند. برای هر دو بلوکی که با یکدیگر دارای اتصالات کمتری هستند، فاصله اقلیدسی میان بردارهای فاصله متناظر با این بلوک‌ها بیشتر و برای هر دو بلوکی که قدرت اتصالاتی کمتری دارند، بردارهای فاصله به گونه‌ای محاسبه می‌شوند که دارای فاصله اقلیدسی کمتری نسبت به یکدیگر باشند. تعیین بردارهای فاصله در [۲۰] با روش مقیاس‌بندی چندبعدی^۴ انجام شده است. در روش مقیاس‌بندی چندبعدی، برای تعدادی نقطه که فواصل آنها مشخص شده باشد، یک فضا با حداقل ابعاد ممکن - که نقاط مزبور در آن واقع می‌شوند - جستجو می‌شود (یک کاربرد مقیاس‌بندی چند بعدی، یافتن محل مجموعه‌ای از شهرها بر روی یک نقشه

سبک طراحی، چینش مدار شامل سلول‌هایی یکسان است که به صورت منظم به شکل آرایه‌ای دو بعدی در طرح قرار می‌گیرند. هر سلول شامل مجموعه‌ای از چند گیت برای پیاده‌سازی توابع منطقی است. تمامی سلول‌ها دارای عرض و ارتفاع یکسان هستند. بنابراین در این نوع سبک طراحی مدار، مسأله جایابی شامل تخصیص بهینه مجموعه‌ای از بلوک‌های منطقی مدار به مجموعه‌ای از شکافها (سلول‌های ارائه گیت) در فضای دو بعدی است [۱۹].

مسأله جایابی جزو مسائل دشواری است که با پیچیدگی زمانی چند جمله‌ای قابل حل نیست و به همین دلیل الگوریتم‌های تقریبی متعددی برای حل آن پیشنهاد شده است. روشهای مبتنی بر شبیه‌سازی رویدادهای طبیعی از قبیل Simulated Annealing (SA) و الگوریتم ژنتیک از جمله روش‌هایی هستند که برای حل مسأله جایابی استفاده قرار شده‌اند [۲۱، ۲۰]. در این میان روش اول (SA) از جمله بهترین و موفق‌ترین روش‌های موجود بوده است [۲۱]. مشکل این روش زمان بالای اجرای آن است. در سالهای اخیر استفاده از شبکه‌های عصبی مانند شبکه‌های هاپفیلد و کوهونن برای حل این مسأله پیشنهاد شده است. شبکه عصبی به علت برخورداری از ساختار موازی اساساً می‌تواند امکان حل مسأله جایابی را در زمان کمتری فراهم نماید [۲۱، ۲۰]. یکی از مهمترین اهداف در مسأله جایابی، کاهش مجموع طول اتصالات است. کاهش طول اتصالات میان بلوک‌ها به معنی کاهش تاخیر مدار و افزایش کارایی است. کاهش طول اتصالات زمانی تحقق می‌یابد که بلوک‌های با اتصالات بیشتر، با فاصله کمتری نسبت به یکدیگر قرار گیرند.

۶-۲- حل مسأله جایابی به وسیله اتوماتای

یادگیر سلولی با ورودی

در این بخش روشی برای حل مسأله جایابی ارائه می‌شود

1 - Hellestrand, SahebZamani

2- Distance Vectors

3- Self-organizing map

4- MultiDimensional Scaling

انجام می‌شود، با فرض اینکه C_{ij} قدرت اتصالاتی بین سلول‌های i و j و D_{ij} فاصله بین سلول‌های i و j باشد:

$$\begin{cases} D_{ij} = 1/C_{ij} \\ D_{ij} = \text{shortest path between } i, j \end{cases} \quad (11)$$

• با استفاده از الگوریتم مقیاس‌بندی چندبعدی [۲۲] بردارهای فاصله محاسبه می‌شوند. بردارهای حاصل، بعد p دارند که p تعداد مقادیر ویژه ماتریس فاصله است. اکنون اگر بتوانیم خصوصیات موجود در فضای بردارهای ورودی را - که به نحوی بیانگر ارتباط میان بلوک‌ها است - بر روی سلول‌های اتوماتای یادگیر سلولی منعکس کنیم، در این صورت قادر به حل مسأله جایابی خواهیم بود. در ادامه، روشی برای رسیدن به این هدف پیشنهاد می‌شود.

مرحله دوم (نگاشت مجموعه بردارهای ورودی بر روی مجموعه سلول‌های اتوماتای یادگیر سلولی): برای حل مسأله جایابی، یک اتوماتای یادگیر سلولی متناظر با فضای ارائه گیت در نظر می‌گیریم. هر سلول متناظر با یک شکاف از آرایه گیت است که بلوک‌های مدار بر روی آن قرار می‌گیرند. هدف این است که خصوصیات موجود در بردارهای فاصله (بردارهای ورودی)، بر روی سلول‌های اتوماتای یادگیر منتقل شود. به این ترتیب که هر بردار ورودی را بر روی یکی از سلول‌ها نگاشت می‌کنیم. این کار به گونه‌ای انجام می‌شود که بردارهای ورودی با فاصله کمتر بر روی سلول‌هایی نگاشت شوند که از نظر توپولوژیکی در فاصله کمتری نسبت به یکدیگر قرار گرفته‌اند و بعکس، یعنی بردارهای ورودی با فاصله بیشتر مربوط به سلول‌هایی هستند که از یکدیگر فاصله بیشتری دارند. برای رسیدن به این هدف، از اتوماتای یادگیر سلولی دارای ورودی به صورت زیر استفاده می‌کنیم.

یک اتوماتای یادگیر سلولی متناظر با فضای آرایه گیت در نظر می‌گیریم. مثلاً اگر جایابی در آرایه گیت 3×3 انجام می‌شود، اتوماتای سلولی 3×3 را برای جایابی استفاده می‌کنیم. فرض بر این است که هر سلول بتواند

بر اساس فواصل زمانی میان آنها است).

برای اینکه هدف کاهش طول اتصالات میان بلوک‌ها تحقق یابد، باید بلوک‌های با اتصالات بیشتر از فضای جایابی به یکدیگر نزدیکتر شده و بلوک‌های با اتصالات کمتر فاصله بیشتری داشته باشند. برای هر بلوک یک بردار فاصله محاسبه می‌شود. فاصله بین هر دو بردار با میزان اتصالات میان بلوک‌های متناظر، نسبت معکوس دارد. محاسبه بردارهای فاصله هر چقدر دقیق‌تر انجام شود، به نحو مناسب‌تری منعکس‌کننده ارتباط میان بلوک‌ها خواهد بود. متناظر با هر بلوک مدار مانند i یک بردار فاصله مانند D_i در نظر می‌گیریم. باید رابطه زیر برقرار باشد:

$$\text{iff } C_{ij} > C_{ik} \quad \text{then } D_{ij} < D_{ik} \quad (10)$$

یعنی اگر میزان اتصالات بین دو سلول I و J (C_{ij}) بیشتر از میزان اتصالات بین سلول‌های i و k (C_{ik}) باشد فاصله اقلیدسی بین دو سلول i و j (D_{ij}) باید کمتر از فاصله اقلیدسی بین i و k (D_{ik}) باشد تا در نهایت، طول اتصالات حداقل شود. برای محاسبه چنین بردارهایی از روش مقیاس‌بندی چندبعدی [۲۲] استفاده کرده‌ایم. در روش مقیاس‌بندی چندبعدی امکان تعیین مختصات تعدادی نقطه در فضا بر حسب فواصل دو به دو آنها فراهم می‌شود. با توجه به اینکه اتصالات بین هر دو سلول را در دست داریم، در مرحله اول، ماتریس اتصالات را به ماتریس فواصل میان سلول‌ها تبدیل می‌کنیم. در نهایت بر اساس ماتریس فواصل به دست آمده، محل نقاط را در فضایی با حداقل ابعاد می‌توانیم به دست آوریم. محل نقاط در این فضا، بیانگر محل بلوک‌ها در فضایی با همان ابعاد است. بردار مختصات هر بلوک در فضای حاصل را می‌توان به عنوان بردار فاصله آن تلقی کرد زیرا فاصله این بردارها بیانگر فاصله بین سلول‌های متناظر نیز هست. محاسبه بردارهای فاصله به صورت زیر انجام می‌شود:

• در ابتدا تبدیل ماتریس اتصالات به ماتریس فاصله

```

Init CLA; /*initialization of probabilistic vectors
Make Actions of cells;
While changes exist in CLA
begin
    Select randomly an input vector;
    For each cell of CLA, synchronously:
        Determine Distance of actions from input
        vector(Dissimilarity of cells with input vector);
        Determine reward or penalty of cells
        Compute new probabilistic vector;
    Make new actions of cells
    Compute new values for parametrs a and b in  $L_{REP}$ ;
    Determine neighborhood of cells;
End while
Make final Actions for cells
    
```

سلول i جریمه خواهد شد. مقدار آستانه بر مبنای ماکزیمم فاصله ممکن بین هر سلول و سلولهای همسایه آن تعیین می شود. مقدار آن در ابتدا در حدود ۰/۷۵ مقدار ماکزیمم بوده و در طول فرایند بتدریج کاهش می یابد. با دریافت پاداش یا جریمه، وضعیت هر سلول بر اساس الگوریتم L_{REP} تعیین می شود. در صورت دریافت پاداش، احتمال انتخاب عمل i همسایه های آن افزایش یافته و در غیر این صورت کاهش می یابد.

الگوریتم یادگیری اتوماتای یادگیر سلولی در تکرارهای مختلف به ترتیب زیر است:

۱. وضعیت اولیه اتوماتای یادگیر سلولی به طور تصادفی تعیین می شود (در این مرحله بردارهای احتمال اولیه مربوط به اتوماتاهای یادگیر داخل هر سلول که از نوع L_{REP} هستند مقداردهی می شوند). شعاع همسایگی نیز در ابتدای فرایند در بر گیرنده تمام سلولها خواهد بود.

۲. یک بردار ورودی (مانند D_j) بر اساس یک ترتیب خاص یا به طور تصادفی انتخاب می شود.

۳. عمل انتخاب شده توسط هر سلول بر اساس وضعیت سلولها تعیین می شود. بنابراین با توجه به اینکه هر بردار ورودی متناظر با یکی از عملها است، بردارهای D_j متناظر با سلول i تعیین می شود.

۴. مقدار آستانه تعیین می شود.

برای هر سلول D_i مراحل ۵ و ۶ (به طور همگام برای تمام سلولها) انجام می شود:

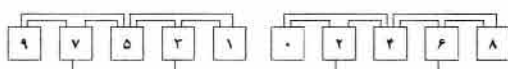
تعداد محدودی عمل را انتخاب کند. تعداد عملها را مساوی با تعداد بردارهای ورودی فرض می کنیم. اتوماتای داخل هر سلول از نوع L_{REP} انتخاب می شود. بنابراین برای هر سلول یک بردار احتمال داریم که تعداد مولفه های آن برابر با تعداد بردارهای ورودی (تعداد عملها) است. مولفه i ام این بردار بیانگر احتمال انجام عمل i است. همچنین لازم است یک قانون محلی برای سلولها تعریف شود (این قانون تعیین می کند که آیا عمل انتخاب شده توسط اتوماتا در سلول باید پاداش داده یا جریمه شود). قانون محلی مورد استفاده بدین صورت است که اگر عمل انتخاب شده توسط سلول بیشترین مشابهت را با بردار ورودی داشته باشد، آن عمل پاداش می گیرد و سایر اعمال سلول جریمه می شوند. در مراحل بعدی، اگر همان ورودی به سلولهای اتوماتای یادگیر سلولی داده شود، احتمال انتخاب عمل مرتبط با آن، توسط سلول مذکور یا همسایه های آن، بیشتر خواهد شد. برای رسیدن به هدف اصلی - که انعکاس ویژگیهای بردارهای ورودی بر روی سلولهای اتوماتا است - قانون محلی را مطابق با رابطه (۱۲) تعریف می کنیم.

$$\beta_{i \in V_i} = \begin{cases} 1 & \sum_{k \in V_i} \text{Distance}(D_j, A_k) > \text{Threshold} \\ 0 & \sum_{k \in V_i} \text{Distance}(D_j, A_k) < \text{Threshold} \end{cases} \quad (12)$$

در این رابطه V_i ، مجموعه همسایه های سلول i به انضمام خود سلول و D_j بردار ورودی j ام و A_k بیانگر عمل انتخاب شده توسط سلول k است (در واقع A_k بیانگر بردار فاصله D_k است). بر اساس رابطه فوق هر سلول i از مجموعه سلولهای اتوماتای یادگیر سلولی - که عمل A_i را انتخاب کرده - اگر مجموع فاصله اقلیدسی بردار ورودی j از بردارهای انتخاب شده توسط سلول i و تمامی همسایه های آن، کمتر از مقدار آستانه^۱ باشد، به سلول i پاداش داده شده و در غیر این صورت

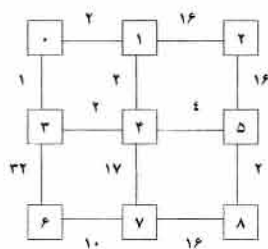
1 - Threshold

اتوماتای یادگیر سلولی با ورودی استفاده شده و در مجموعه دوم از اتوماتای یادگیر سلولی با ورودی و با شعاع همسایگی متغیر استفاده شده است. این آزمایشها شامل بررسی تأثیر پارامترهای مربوط به الگوریتمهای مورد استفاده در اتوماتای یادگیر بوده است. در آزمایشهای انجام شده، ۷ نمونه آزمایشی استفاده شده است [۲۳، ۲۱، ۲۰]. مثال اول شامل ۱۰ سلول با اتصالات دودویی است. بهترین مجموع طول اتصالات برای این مثال ۲۰ است (مطابق شکل ۷).



شکل ۷ مثال باینری پرسکی شامل ۱۰ سلول (جایابی بهینه)

ناحیه جایابی نیز شامل یک ارائه گیت 10×1 است. مثال دوم دارای مشخصات نمونه آزمایشی قبلی است با این تفاوت که وزنهای آن غیر باینری و مجموع اتصالات آن در حالت بهینه برابر با ۴۰ است. مثال سوم به نام HB9 یک مش 3×3 و اتصالات آن از نوع باینری است مجموع طول سیم در ناحیه جایابی 3×3 ، در بهترین حالت ۱۲ است. نمونه آزمایشی چهارم حالت غیر باینری از نمونه آزمایشی سوم است. در شکل ۸ این نمونه آزمایشی را مشاهده می کنید.



شکل ۸ مثال غیرباینری HB9

نمونه آزمایشی پنجم، مش 5×5 (25MB) و دارای ۲۵ سلول و بهترین هزینه ممکن برای آن ۴۰ است. نمونه آزمایشی دیگر، طرح DECIN است. این طرح شامل ۱۳۸ سلول است که در ۶ ردیف قرار می گیرند. همچنین دارای

۵. مجموع فاصله بردار D_i با D_j و بردار فاصله مربوط به بقیه سلولهای موجود در همسایگی آن محاسبه می شود (رابطه ۱۲). اگر مقدار محاسبه شده، از حد آستانه بزرگتر باشد در این صورت به سلول i و سلولهای همسایه آن پاداش داده شده و به بقیه سلولها جریمه داده می شود. در غیر این صورت سلول i و سلولهای همسایه آن جریمه دریافت کرده و سایر سلولها پاداش دریافت می کنند.

۶. وضعیت هر سلول بر اساس پاداش یا جریمه دریافت شده، مطابق با L_{Rep} به روزآوری می شود.

۷. یک همسایگی جدید برای سلولها تعریف می شود (شعاع همسایگی در طول فرایند کاهش می یابد). مقدار پارامتر a نیز در L_{Rep} مرتباً کاهش می یابد.

۸. مراحل ۲ تا ۷ تا زمانی تکرار می شوند که اتوماتای یادگیر سلولی به وضعیت پایدار (بدون تغییر یا با حداقل تغییر در وضعیت سلولها) برسد.

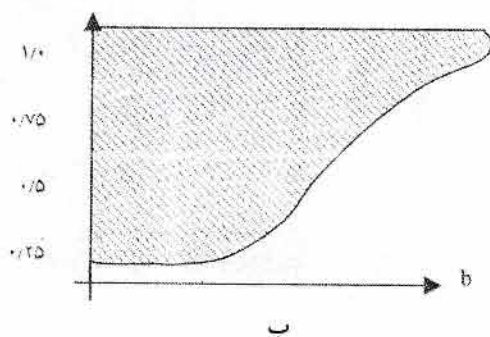
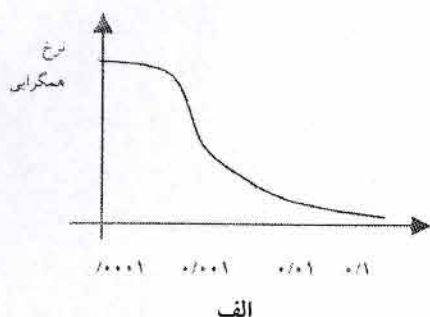
با اجرای فرایند فوق، هر سلول در اتوماتای یادگیر سلولی باید بتواند عمل متناظر با یکی از ورودیها را انتخاب کند. بدین ترتیب نگاشت فضای ورودی به فضای شکل ۶ شبه کد مربوط به اتوماتای یادگیر سلولی پیاده سازی شده

سلولهای اتوماتای یادگیر سلولی - که به شکل آرایه ای دوبعدی در نظر گرفته شده - انجام می شود. قانون محلی حاکم بر اتوماتای سلولی، تضمین می کند سلولهای نزدیک انتخاب کننده ورودیهایی مشابه هستند. شبه کد مربوط به مراحل مختلف فرایند آموزش اتوماتای یادگیر در شکل ۶ آمده است. سعی می شود که در بیشتر تکرارها همسایگی سلولها مطابق با شکل ۴ و در برگیرنده همسایه های محلی سلولها باشد. در تکرارهای پایانی شعاع همسایگی به حداقل مقدار خود می رسد.

۷- نتایج آزمایش

دو مجموعه از آزمایشها انجام شده است. مجموعه اول از

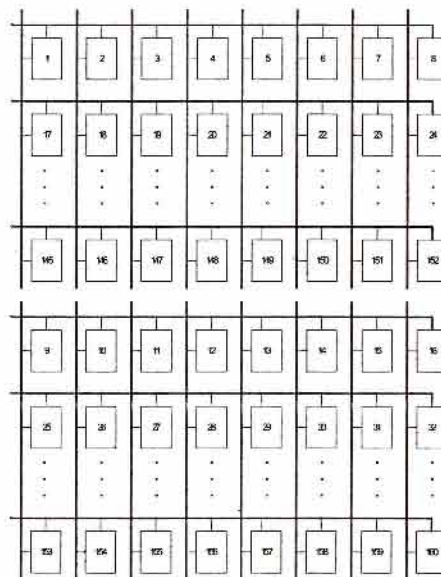
ایفا می‌کند. به طور کلی سرعت همگرایی و کیفیت پاسخ‌های حاصل تا حد زیادی وابسته به این دو پارامتر است و باید در تعیین آن دقت کافی به کار برده شود و گونه تغییراتی در اتوماتای یادگیر سلولی مشاهده نشده یا همگرایی به‌کندی حاصل خواهد شد. همانطور که در شکل ۱۰-الف دیده می‌شود، مقادیر مناسب برای b کمتر از $0/1$ بوده و از طرفی نباید مقدار آن بسیار کم شود. در حالت اول همگرایی با سرعت بسیار کمی صورت گرفته و در حالت دوم در وضعیت ثابت و بدون تغییر باقی خواهد ماند. در شکل ۱۰-ب نیز مشاهده می‌شود که محدوده مقادیر مناسب برای پارامتر a در چه محدوده‌ای نسبت به b تغییر می‌کند.



شکل ۱۰ بررسی محدوده تغییرات پارامترهای a و b

در ادامه آزمایش‌ها از اتوماتای سلولی با ورودی و شعاع همسایگی متغیر استفاده شده است. در تکرارهای اولیه، همسایگی هر سلول در برگزیده تمامی سلول‌های اتوماتای یادگیر سلولی بوده و این شعاع همسایگی بتدریج کاهش می‌یابد. همسایگی را با اشکال مختلفی

۱۵۰ نت برای اتصال سلول‌ها است. آخرین نمونه آزمایشی، مدار بانک حافظه^۱ نامیده می‌شود. این طرح دارای ۱۶۰ سلول است که در دو گروه^۲ ۸ تایی قرار می‌گیرند هر ردیف از هر گروه دارای ۸ سلول است (شکل ۹).



شکل ۹ نمونه آزمایشی بانک حافظه

پایه‌سازی الگوریتم مقیاس‌بندی چندبعدی برای محاسبه بردارهای ورودی (از روی نت لیست مربوط به مدار) مطابق با [۲۱] انجام شده است. بردارهای فاصله به دست آمده از این مرحله، در مرحله یادگیری اتوماتای یادگیر سلولی به عنوان بردارهای ورودی به کار برده شده‌اند. در مثال اول، تعداد ۱۰ بردار فاصله به دست آمده است. اتوماتای یادگیر سلولی به کار رفته دارای ابعاد 10×1 متناظر با ناحیه جایابی آرایه گیت بوده است. بردارهای احتمال سلول‌ها در ابتدای یادگیری، به طور تصادفی مقداردهی شده است. تعداد تکرارها برابر با ۲۵۰ برای فرایند یادگیری بوده است. در پایه‌سازی اتوماتای یادگیر مورد استفاده در هر سلول، اتوماتای یادگیر سلولی از نوع L_{REP} است همان گونه که قبلاً اشاره شد مقادیر دو پارامتر a و b در کارایی الگوریتم L_{REP} نقش مهمی را

1. Register File
2. Partition

تقریباً مشابه بوده است. زمان اجرای این روش در صورت پیاده‌سازی سخت‌افزاری، بهبود قابل ملاحظه‌ای نسبت به روشهای دیگر مانند SA خواهد داشت که ماهیت سریال دارند. به خصوص اتوماتای یادگیر سلولی ساختار مناسبی برای پیاده‌سازی موازی سخت‌افزاری دارد [۱۰]. در پیاده‌سازی سخت‌افزاری انجام شده در [۲۴، ۲۵]، نتایج به دست آمده بیانگر بهبود حداقل ۳۰۰۰ برابر برای بهبود زمانی نسبت به پیاده‌سازی نرم‌افزاری است. سخت‌افزار پیاده‌سازی شده، قابلیت اجرا با فرکانس عملیاتی ۲۰۰ مگاهرتز داشته است.

۸- نتیجه‌گیری

در این مقاله نوع جدیدی از اتوماتای سلولی یادگیر معرفی شده که امکان دریافت تأثیر عوامل خارجی را علاوه بر تأثیر سلول‌های همسایه برای سلول‌های اتوماتا فراهم می‌کند. علاوه بر این بهره‌گیری از شعاع همسایگی متغیر در آموزش سلول‌ها و در طول فرایند یادگیری موجب بهبود عملکرد این نوع اتوماتا می‌شود. در این مقاله حل مسأله جایابی با اتوماتای یادگیر سلولی دارای ورودی - که در آن مفهوم همسایگی متغیر نیز در نظر

می‌توان در نظر گرفت که ما از همسایگی ون نیومن استفاده کرده‌ایم. کاهش شعاع همسایگی نیز با نرخهای متفاوتی می‌تواند انجام شود که در پیاده‌سازی انجام شده، به صورت غیرخطی بوده است. مقدار پارامتر a را به طور غیرخطی از ۰/۹ تا نزدیک به صفر کاهش داده‌ایم و مقدار پارامتر b را برابر با مقدار ثابت ۰/۰۱ برگزیده‌ایم. در جدول ۱ نتایج آزمایشهای انجام شده را همراه با نتایج مربوط به روشهای مطرح موجود مشاهده می‌کنید. در این جدول نتایج مربوط به روش اتوماتای یادگیر سلولی دارای ورودی با شعاع همسایگی ثابت و متغیر در دو ستون متفاوت آورده شده است. استفاده از شعاع همسایگی متغیر بهبودی نسبی را در پاسخهای حاصل به وجود می‌آورد.

در رابطه با زمان اجرای این روش در مقایسه با روشهای دیگر به این نکته اشاره می‌کنیم که در اغلب آزمایشهای انجام شده، زمان اجرای این روش نسبت به روشهای مانند SA بهبود قابل توجهی نداشته است و زمانهای محاسبه شده در اغلب روشهای مورد آزمایش،

جدول ۱. مقایسه روشها بر مبنای معیار مجموع طول اتصالات (نصف محیط)

الگوریتم	SH ^۲	SA ^۱	Kim & Kyung	Genetic	MDS Based	با ورودی CLA	با ورودی CLA و همسایگی متغیر	Optimal
PB	۲۱/۸	۲۰	۲۰	۲۰	۲۰/۳	۲۱/۵	۲۰/۷	۲۰
PNB	۵۴	۵۱	۵۷	۵۶/۸	۵۱	۵۲/۶	۵۱/۷	۴۰
HB9	۱۷/۹	۱۳	۱۹/۱	۱۵	۱۲/۱	۱۳	۱۲/۵	۱۲
HNB9	۱۷۰	۱۲۹	۱۷۹	۱۴۰/۵	۱۶۳	۱۶۸	۱۵۸	۱۲۰
25MB	۹۰/۷	۵۰	۸۳	۹۱	۴۴/۹	۵۷	۴۸	۴۰
DECIN	۱۳۴	۹۰/۸	۱۱۲	-	۱۰۳	۱۰۴/۳	۱۰۳/۶	-
Register File	۷۶/۲	۶۱/۳	۷۸	۸۲	۶۲/۹	۶۸	۶۳/۲	۴۳

1. Simulated Annealing

2. Saheb Zamani and Hellestrand Approach

کرد که در این مقاله به آن پرداخته شده است. با توجه به اینکه مدل اتوماتای یادگیر سلولی در چند سال اخیر پیشنهاد شده و کاربردهای مختلفی نیز بر روی آن پیاده‌سازی شده‌اند، یافتن کاربردهای مناسبی که بتوان با اتوماتای یادگیر سلولی و بخصوص مدل دارای ورودی آن پیاده‌سازی کرد، یکی از زمینه‌های کاری است که در آینده باید به آن توجه بیشتری معطوف شود.

۹- منابع

- [1] Adamatzky, A., Identification of Cellular Automata, Taylor & Francis Ltd., 1994.
- [2] Toffoli, T. and Margolus, N., Cellular Automata Machines, The MIT Press, 1987.
- [3] Wolfram, S., "Statistical Mechanics of Cellular Automata", Review of Modern Physics, 55, pp. 601-644, 1983.
- [4] Wolfram, S., "Universality and Complexity in Cellular Automata", Physics, Vol 10, pp. 1-35, 1984.
- [5] Wolfram, S., Theory and Applications of Cellular Automata, Singapore: World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd., 1986.
- [6] Lakshmivarahan, S., Learning Algorithms: Theory and Applications, New York, Springer Verlag, 1981.
- [7] 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.
- [8] Meybodi, M.R. and Lakshmivarahan, S., " ϵ -Optimality of a General Class of Absorbing Barrier Learning Algorithms," Information Sciences, Vol. 28, pp. 1-20, 1982.
- [9] Narendra, K.S. and Thathachar, M.A.L., Learning Automata: An Introduction, Prentice Hall, Inc., 1989.

گرفته شده - مورد توجه بوده است. برای حل این مسأله از اتوماتای یادگیر سلولی به گونه‌ای استفاده می‌شود که بتواند خصوصیات موجود در تعدادی بردار ورودی را در سلول‌های اتوماتای سلولی یادگیر منعکس سازد. مفهوم همسایگی موجب می‌شود که بردارها بتوانند توزیع مناسب‌تری را بر روی سلول‌های اتوماتا ایجاد نمایند و سلول‌ها از ابتدای فرایند جهت‌گیری خاصی را برای انتخاب ورودی‌ها نداشته باشند. محاسبه بردارهای ورودی بر اساس نت لیست مداری که جایابی آن انجام می‌شود، صورت می‌گیرد. بردارهای فاصله (محاسبه شده با روش مقیاس‌بندی چندبعدی) به عنوان بردار ورودی به اتوماتای یادگیر سلولی، محاسبه و اعمال می‌شوند. این بردارها به نحوی منعکس کننده نحوه اتصال میان سلول‌ها هستند، زیرا دقیقاً بر اساس اتصالات میان سلول‌ها ساخته می‌شوند. میزان شباهت ورودی به عمل انجام شده توسط هر سلول و همسایه‌های آن، موجب پاداش گرفتن سلول می‌شود. این نحوه یادگیری موجب می‌شود که در نهایت، سلول‌های با اتصالات بیشتر بر روی سلول‌هایی از اتوماتای یادگیر سلولی که به یکدیگر نزدیک‌تر هستند، نگاشت شوند. استفاده از اتوماتای یادگیر سلولی که ذاتاً دارای ساختار موازی است می‌تواند مسأله جایابی را با زمان کمتری نسبت به روشهایی مانند SA - که از موفق‌ترین روشها است حل کند.

بررسی محدوده تغییرات پارامترهای a و b آزمایشهای انجام شده که برای چند نمونه آزمایشی با سبک آرایه گیت صورت گرفته، بیانگر نتایج خوب و قابل مقایسه نسبت به روشهای موجود است. بویژه در حالتی که همسایگی متغیر برای سلول‌ها در زمان اجرای فرایند در نظر گرفته شده، کیفیت پاسخها نیز بهبود یافته است. به طور کلی می‌توان اتوماتای یادگیر سلولی دارای ورودی را در کاربردهایی که عوامل خارجی در تصمیم‌گیری سلول‌ها تأثیرگذار هستند استفاده کرد. از جمله این کاربردها می‌توان به مسأله جایابی مدارهای مجتمع اشاره

پردازش تصاویر، دانشگاه بیرجند، اردیبهشت ۱۹۸۰، صفحات ۲۴۴-۲۵۴.

[۱۸] خوارزمی، محمدرضا و میبدی، محمدرضا، "اتوماتای یادگیر سلولی و کاربردهای آن در پردازش تصاویر"، مجله امیرکبیر، در حال چاپ، ۱۳۸۲

[19] Sherwani, N.A. Algorithms for VLSI Physical Design Automation, Kluwer Academic Publishers, 1993.

[20] SahebZamani, M. and Hellestrand, G.R., "A Neural Network Approach to the Placement Problem," Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks, pp. 413-416, 1995.

[21] SahebZamani, M and Mehdipur, F., "An Efficient Method for Placement of VLSI Designs with Kohonen Map," Proceedings of IEEE International Joint Conference on Neural Networks, 1999.

[22] T. Cox, M. Cox, Multidimensional Scaling, Chapman-Hall, 1994.

[23] Persky, G. and Smith, W.R. "Experiments on cell placement with a simulated neural network," Proceedings of International Workshop on Placement and routing, pp.7.4-7.7, 1998.

[24] Saheb Zamani M. and Mehdipour, F. and Meybodi M.R., "Implementation of Cellular Learning Automata on Reconfigurable Computing Systems", CCECE 2003 - CCGEI 2003, Montreal, May 2003.

[۲۵] صاحب الزمانی، مرتضی و مهدی پور، فرهاد و میبدی، محمدرضا، "پیاده سازی اتوماتای یادگیر سلولی در سخت افزار"، مجموعه مقالات اولین کنفرانس مکترونیک ایران، دانشگاه آزاد اسلامی قزوین، قزوین، ایران، خرداد ۱۳۸۲، صفحات ۲۳۱-۲۴۱.

[۱۰] طاهرخانی، مسعود، "مطالعه و بررسی اتوماتای یادگیر سلولی بعنوان وسیله ای برای مدل کردن سیستم‌ها"، پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، ۱۳۷۹.

[۱۱] میبدی محمدرضا، بیگی، حمید و طاهرخانی، مسعود، "اتوماتای یادگیر سلولی و کاربردهای آن"، گزارش فنی، دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، ۱۳۷۹.

[۱۲] میبدی محمدرضا، بیگی، حمید و طاهرخانی، مسعود، "اتوماتای یادگیر سلولی"، مجموعه مقالات ششمین کنفرانس انجمن کامپیوتر ایران، دانشگاه اصفهان، صفحات ۱۶۳-۱۵۳، اسفند ۱۳۷۹.

[۱۳] میبدی محمدرضا و طاهرخانی، مسعود، "کاربرد اتوماتای یادگیر سلولی در مدل کردن پدیده انتشار شایعه"، مجموعه مقالات نهمین کنفرانس برق، موسسه فنی نیرو و آب، صفحات ۱-۱۰، اردیبهشت ۱۳۸۰.

[۱۴] میبدی، محمدرضا و خجسته، محمدرضا، "کاربرد اتوماتای یادگیر سلولی در مدل کردن شبکه‌های تجارت"، مجموعه مقالات ششمین کنفرانس انجمن کامپیوتر ایران، دانشگاه اصفهان، اسفند ۱۳۷۹، صفحات ۲۹۵-۲۸۴.

[۱۵] خوارزمی، محمدرضا و میبدی، محمدرضا، "بازیابی تصاویر توسط اتوماتای یادگیر سلولی"، مجموعه مقالات اولین کنفرانس ریاضیات و ارتباطات، مرکز تحقیقات مخابرات، مهر ۱۳۷۹.

[۱۶] خوارزمی، محمدرضا و میبدی، محمدرضا، "قطعه بندی تصاویر توسط اتوماتای یادگیر سلولی"، مجموعه مقالات دهمین کنفرانس برق، دانشگاه تبریز، دانشکده فنی، اردیبهشت ۱۳۸۱.

[۱۷] محمدرضا میبدی و محمد رفیع خوارزمی، "بازیابی تصاویر توسط اتوماتای یادگیر سلولی"، مجموعه مقالات اولین کنفرانس در بینایی ماشین و