

## کاربرد اتوماتای یادگیر سلولی در جابایی مدارهای مجتمع متراکم

فرهاد مهدی پور

محمد رضا میدی

آزمایشگاه محاسبات نرم

دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات - دانشگاه صنعتی امیرکبیر

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

### چکیده

در این مقاله کاربرد اتوماتای یادگیر سلولی در جابایی مدارهای مجتمع متراکم ارائه می‌گردد. اتوماتای یادگیر سلولی که در این مقاله برای اولین بار معرفی شده است از دو جنبه با اتوماتای یادگیر سلولی استاندارد متفاوت است. اتوماتای یادگیر سلولی پیشنهادی، دارای ورودی است و همچنین دارای شعاع همسایگی متغیر می‌باشد. الگوریتم پیشنهادی بر روی مسایل مختلف آزمایش شده و با الگوریتم های موجود مقایسه گردیده است. نتایج بدست آمده نشان می‌دهد که الگوریتم پیشنهادی از نظر کارایی قابل مقایسه با روشهای موجود می‌باشد.

کلمات کلیدی: اتوماتای یادگیر، اتوماتای یادگیر سلولی، جابایی، مدارهای مجتمع با تراکم بسیار بالا

خارجی نیز در انتخاب عمل مناسب و یادگیری توسط آن در نظر گرفته می‌شود. ثانیاً دارای شعاع همسایگی متغیر می‌باشد. بدین معنی که شعاع دریافت پاداش و یا جریمه در ابتدای فرآیند بزرگ بوده و در طول فرآیند یادگیری تدریجاً کاهش می‌یابد. الگوریتم پیشنهادی بر روی مسایل مختلف آزمایش شده و با الگوریتم های موجود مقایسه گردیده است. نتایج بدست آمده نشان میدهد که الگوریتم پیشنهادی از نظر کارایی قابل مقایسه با روشهای موجود می‌باشد. ادامه مقاله بصورت زیر سازماندهی شده است. در بخشهای ۲ و ۳ به ترتیب به معرفی اتوماتای سلولی، اتوماتای سلولی یادگیر و اتوماتای یادگیر سلولی خواهیم پرداخت. بخش ۵ به معرفی اتواتای سلولی با ورودی و شعاع همسایگی متغیر می‌پردازد. در بخش ۶ یک الگوریتم مبتنی بر اتوماتای یادگیر سلولی برای حل مساله جابایی ارائه می‌گردد. بخش ۷ به ارائه نتایج و مقایسه با روشهای موجود می‌پردازد. در بخش آخر مقاله نیز نتیجه گیری ارائه می‌شود.

### ۲. اتوماتای سلولی

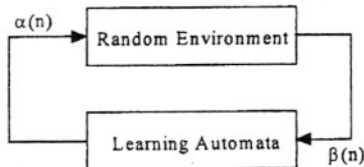
اتوماتای سلولی یک مدل ریاضی برای سیستم‌هایی است که در آنها چندین مؤلفه ساده برای تولید الگوهای پیچیده‌تر با هم همکاری می‌کنند. در اتوماتای سلولی یک مجموعه منظم از سلولها وجود دارد که هر کدام می‌توانند با چند مقدار متفاوت مقداردهی شوند. این سلولها بطور همگام و در زمانهای گسسته بر طبق یک قانون محلی به همگام رسانی می‌شوند. در تعیین مقدار جدید برای هر سلول، مقادیر سلولهای همسایه نیز تأثیرگذار است. شبکه مربوط به سلولها می‌تواند بصورت یک بدی، دو بدی و غیره باشد. با توجه به تعداد مقادیری که

### ۱. مقدمه

اتوماتای سلولی<sup>۱</sup> در اواخر دهه ۱۹۴۰ به عنوان مدلی برای بررسی رفتار سیستم‌های پیچیده پیشنهاد شد [20][21][22][19][1]. یک اتوماتای سلولی متشکل از یک شبکه منظم از سلولها است که هر سلول می‌تواند چند مقدار مختلف داشته باشد. اتوماتای یادگیر<sup>۲</sup> نیز در اوایل دهه ۱۹۶۰ توسط ستاین در کشور شوروی سابق مطرح شد. یک اتوماتای یادگیر در محیطی تصادفی عمل نموده و قادر است بر اساس ورودیهای دریافت شده از محیط، احتمال انجام عملیات خود را بروز در آورد تا بدین طریق کارایی خود را بهبود بخشد. هر اتوماتای یادگیر بر اساس یک الگوریتم یادگیری عمل نموده و در طی زمان یاد می‌گیرد که چگونه از طریق فعل و انفعال با محیط، بهترین عمل را انتخاب نماید. مدل اتوماتای یادگیر سلولی<sup>۳</sup> بر اساس ترکیب دو مدل فوق پیشنهاد شده است که در آن هر سلول در اتوماتای سلولی مجهز به یک اتوماتای یادگیر است که تعیین کننده وضعیت سلول است [8][9]. اتوماتای سلولی یادگیر دارای کاربردهای متعددی از جمله مدل‌سازی انتشار شایعه [9] مدل‌سازی شبکه های تجارت [13] و پردازش تصاویر [11][12][4] می‌باشد.

در این مقاله کاربرد اتوماتای یادگیر سلولی در جابایی مدارهای مجتمع متراکم ارائه می‌گردد. اتوماتای یادگیر سلولی که در این مقاله برای اولین بار معرفی شده است 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

در فاصله  $[0,1]$  و در محیط از نوع  $S$   $\beta(n)$  متغیر تصادفی در فاصله  $[0,1]$  است.



شکل ۲: ارتباط بین اتوماتای یادگیر و محیط

$C_i$  احتمال اینکه عمل  $\alpha_i$  نتیجه نامطلوب<sup>۴</sup> داشته باشد می باشد. در محیط ایستا<sup>۵</sup> مقادیر  $C_i$  بدون تغییر می مانند، حال آنکه در محیط غیر ایستا<sup>۶</sup> این مقادیر در طی زمان تغییر می کنند. اتوماتای یادگیر به دو گروه با ساختار ثابت و با ساختار متغیر تقسیم می گردند. در ادامه به شرح مختصری از اتوماتای یادگیر با ساختار متغیر که در این مقاله استفاده شده است می پردازیم.

### ۲-۳. اتوماتای یادگیر با ساختار متغیر<sup>۷</sup>

اتوماتای یادگیر با ساختار متغیر توسط ۴ تایی  $\{\alpha, \beta, p, T\}$  نشان داده می شود که در آن  $\alpha \equiv \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r\}$  مجموعه عمل های اتوماتا، ورودیهای  $\beta \equiv \{\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_m\}$  مجموعه بردار احتمال انتخاب هر یک از عملها و 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 می باشد. در این نوع از اتوماتاها، اگر عمل  $\alpha_i$  در مرحله  $n$ ام انتخاب شود و پاسخ مطلوب از محیط دریافت نماید، احتمال  $p_i(n)$  افزایش یافته و سایر احتمالات کاهش می یابند. و برای پاسخ نامطلوب احتمال  $p_i(n)$  کاهش یافته و سایر احتمالات افزایش می یابند. در هر حال، تغییرات به گونه ای صورت می گیرد تا حاصل جمع  $p_i(n)$  ها همواره ثابت و مساوی یک باقی بماند.

الف- پاسخ مطلوب

$$p_i(n+1) = p_i(n) + a[1 - p_i(n)] \quad \text{رابطه (۲)}$$

$$p_j(n+1) = (1-a)p_j(n) \quad \forall j \neq i \quad \text{رابطه (۳)}$$

ب- پاسخ نامطلوب

$$p_i(n+1) = (1-b)p_i(n) \quad \text{رابطه (۴)}$$

$$p_j(n+1) = \frac{b}{r-1} + (1-b)p_j(n) \quad \forall j \neq i \quad \text{رابطه (۵)}$$

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 در نظر گرفت. زمانی که  $a$  و  $b$  با هم برابر باشند، الگوریتم را  $L_{RP}$  می نامیم. زمانی که  $b$  از  $a$  خیلی کوچکتر باشد، الگوریتم را  $L_{REP}$  می نامیم و زمانی که  $b$  مساوی صفر باشد، الگوریتم را  $L_{RI}$  می نامیم.

سلولها می توانند اختیار کنند، اتوماتای سلولی به دو نوع دودویی و چند مقدار تقسیم می شود. شکل همسایگی در اتوماتای سلولی نیز ممکن است پیوندیک و یا غیرپیوندیک باشد. انتخاب قوانین مختلف برای بهنگام رسانی، انواع متفاوتی از اتوماتای سلولی را بوجود می آورد. این قانون ممکن است بصورت قطعی و یا احتمالاتی باشد. قانون مورد استفاده در اتوماتای سلولی را می توان به شکل های مختلفی نمایش داد. یک شیوه معمول برای 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 بصورت "۰۰۱۱۰۱۱۰" بیان شده و مطابق با شکل ۱ باعث بروزرسانی مقادیر هر سلول مرکزی  $a_i(t)$  نسبت به دو سلول همسایه خود یعنی  $a_{i-1}(t)$  و  $a_{i+1}(t)$  می شود. شکل کلی این قوانین که قوانین عمومی<sup>۸</sup> نامیده می شوند، بصورت زیر است:

$$a_i(t+1) = \Phi[a_{i-1}(t), a_i(t), a_{i+1}(t)] \quad \text{رابطه (۱)}$$

برای اطلاعات بیشتر در باره اتوماتای سلولی به [5]، [6]، [7] و [14] مراجعه شود.

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

شکل ۱: نحوه اعمال قانون در اتوماتای سلولی

### ۳. اتوماتای یادگیر<sup>۹</sup>

اتوماتای یادگیر یک مدل انتزاعی است که تعداد معدودی عمل را می تواند انجام دهد. هر عمل انتخاب شده توسط محیطی احتمالی ارزیابی شده و پاسخی به اتوماتای یادگیر داده می شود. اتوماتای یادگیر از این پاسخ استفاده نموده و عمل خود را برای مرحله بعد انتخاب می کند [۱۲] [۱۱] [۱۰]. شکل ۲ ارتباط بین اتوماتای یادگیر و محیط را نشان می دهد.

#### ۱-۳. محیط<sup>۱۰</sup>

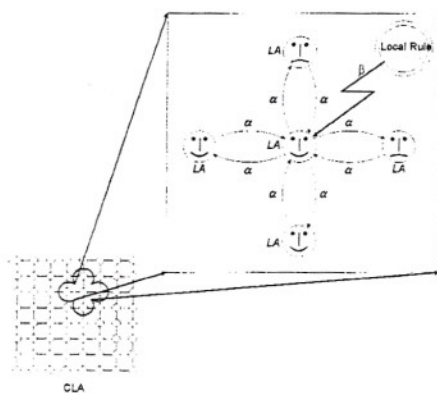
محیط را می توان توسط سه تایی  $E \equiv \{\alpha, \beta, c\}$  نشان داد که در آن  $\alpha \equiv \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r\}$  مجموعه ورودیها،  $\beta \equiv \{\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_m\}$  مجموعه خروجیها و  $c \equiv \{c_1, c_2, \dots, c_r\}$  مجموعه احتمالاتی جریمه می باشد. هر گاه  $\beta$  مجموعه دو عضوی باشد، محیط از نوع  $P$  می باشد. در چنین محیطی  $\beta_1 = 1$  به عنوان جریمه و  $\beta_2 = 0$  به عنوان پاداش در نظر گرفته می شود. در محیط از نوع  $Q$ ،  $\beta(n)$  می تواند به طور گسسته یک مقدار از مقادیر محدود



#### ۴. اتوماتای یادگیر سلولی

#### ۴-۲. عملکرد اتوماتای یادگیر سلولی

عملکرد اتوماتای یادگیر سلولی را می توان بصورت زیر شرح داد. در ابتدا هر اتوماتای یادگیر در اتوماتای یادگیر سلولی یکی از اعمال از مجموعه اعمال خود را انتخاب می کند. این عمل می تواند بر اساس مشاهدات قبلی و یا بصورت تصادفی انتخاب می شود. عمل انتخاب شده با توجه به اعمال انتخاب شده توسط سلول های همسایه و قانون حاکم بر اتوماتای یادگیر سلولی پاداش داده می شود و یا جریمه می گردد. با توجه به اینکه عمل انتخاب شده پاداش گرفته و یا جریمه شده است، ساختار داخلی اتوماتا بروز می گردد. عمل بروز در آوردن تمام اتوماتاها در اتوماتای یادگیر سلولی بصورت همزمان انجام می شود. بعد از بروز درآوردن هر اتوماتا در اتوماتای یادگیر سلولی، دوباره یک عمل از مجموعه اعمال خود را انتخاب و انجام می دهد. نتیجه عمل منجر به دادن پاداش و یا جریمه به آن عمل می گردد. فرآیند انتخاب عمل و دادن پاداش یا جریمه تا زمانی که سیستم به یک حالت پایدار برسد و یا یک معیار از قبل تعریف شده ای بر قرار شود ادامه می یابد. عمل بروز در آوردن ساختار اتوماتای یادگیر سلولی توسط الگوریتم یادگیری در هر سلول انجام میگیرد. شکل ۴ اتوماتای یادگیر سلولی را نشان می دهد 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 شده اند.



شکل ۴: اتوماتای یادگیر سلولی (CLA)

#### ۴-۳. قوانین

قوانین در اتوماتای یادگیر سلولی به سه دسته *totalistic*، *general* و *outer totalistic* تقسیم می گردند [22]. 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 های آن سلول بستگی دارد و در قوانین *outer totalistic* مقدار یک سلول در مرحله بعدی هم به مقادیر همسایه های آن سلول و هم به خود سلول بستگی دارد.

اتوماتای یادگیر سلولی که اخیراً پیشنهاد شده است [8][11]، 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 کنش و واکنش با یکدیگر می توانند رفتار پیچیده ای از خود نشان دهند. هر اتوماتای یادگیر سلولی، از یک اتوماتای سلولی تشکیل شده است که هر سلول آن به یک یا چند اتوماتای یادگیر مجهز می باشد که وضعیت این سلول را مشخص می سازد. مانند اتوماتای سلولی [22]، یک قانون 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 پاداش و یا جریمه منجر به بروز در آوردن ساختار اتوماتای یادگیر سلولی بمنظور نيل به یک هدف مشخص می گردد.

یک اتوماتای یادگیر سلولی به صورت پنج تایی  $\langle L, V, Q, \Omega, \Phi \rangle$  نشان داده می شود.  $L = \{l_1, l_2, \dots, l_n\}$  مجموعه سلولهای موجود در اتوماتای یادگیر سلولی می باشد که در یک شبکه کارترین قرار گرفته اند  $V = \{v_i, i \in L\}$  مجموعه سلولهای همسایه یک سلول در اتوماتای یادگیر سلولی است.  $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_k\}$  مجموعه اعمال مجاز یک اتوماتای ساکن در یک سلول و  $\Omega = \{x: L \rightarrow Q\} = Q^N$  فضای حالت و  $\Phi$  قانون حاکم بر اتوماتای یادگیر سلولی می باشد.

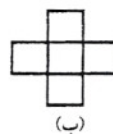
#### ۴-۱. همسایگی

مجموعه  $V = \{v_i, i \in L\}$  در صورتی سلولهای همسایه یک سلول در اتوماتای یادگیر سلولی است که دارای دو خصوصیت زیر باشد:

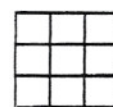
$$1) i \in v_j \quad \forall i \in L \quad \text{رابطه (۶)}$$

$$2) i \in v_j \quad \text{iff} \quad j \in v_i \quad \forall i, j \in L \quad \text{رابطه (۷)}$$

در آن صورت  $v_j$  را همسایگی  $i$  می نامند. در اتوماتای یادگیر سلولی می توان از ساختارهای مختلفی برای همسایگی استفاده نمود. در حالت کلی هر مجموعه مرتب از سلولها را می توان به عنوان همسایه در نظر گرفت اما معمول ترین آنها همسایگی ون نیومن و همسایگی مور می باشند که به نزدیکترین همسایگان مشهور می باشند. این همسایگی ها در شکل ۳ نشان داده شده اند.



(ب)



(الف)

شکل ۳: دو نوع همسایگی در CA دوبعدی (الف) همسایگی

ون نیومن (ب) همسایگی مور

## ۵. 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 تاثیر یک عامل خارجی بر روی اتوماتا می باشد ارائه شده است. همچنین می‌توان از شعاع همسایگی متغیر در اتوماتای یادگیر سلولی استفاده کرد. در اتوماتای یادگیر سلولی استاندارد، شعاع همسایگی ثابت بوده و در طول زمان یادگیری تغییر نمی‌کند. این در حالی است 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 داشت در ادامه مفهوم همسایگی با شعاع متغیر در اتوماتای یادگیر سلولی را معرفی می‌کنیم.

## ۱-۵. اتوماتای یادگیر سلولی دارای ورودی

در یک اتوماتای یادگیر سلولی استاندارد، مبتنی بر عمل انجام شده توسط هر سلول و همسایه‌های آن و نیز قانون محلی حاکم بر اتوماتای یادگیر سلولی وضعیت سلول‌ها بروز 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 تاثیر می‌گذارد، یک عامل خارجی نیز که به عنوان ورودی اتوماتا می‌باشد در انجام این انتخاب موثر خواهد بود. میزان این تاثیر می‌تواند در کاربردهای مختلف متفاوت باشد. بنابراین یک اتوماتای یادگیر سلولی دارای ورودی را می‌توان به صورت شش تایی  $\langle L, V, Q, \Omega, \Phi, I \rangle$  بیان نمود. در مورد پنج‌تایی اول در بخش ۴ توضیحات کافی ارائه شد.  $I = \{I_1, I_2, \dots, I_n\}$  مجموعه ورودی‌های اتوماتای یادگیر سلولی است.

در اتوماتای یادگیر سلولی با ورودی فرض می‌شود که به هنگام رسانی سلول‌ها بصورت همگام انجام می‌شود. به عبارت دیگر در لحظات گسته 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 (مانند  $L_{2N,2}$ ) و یا ساختار متغیر (مانند  $L_{RP}$ ) باشد.

## ۲-۵. 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 فرآیند یادگیری است. در یک اتوماتای یادگیر سلولی، انتخاب وضعیت اولیه سلول‌ها، معمولاً به صورت تصادفی انجام می‌شود و در ادامه فرآیند، 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 می‌گیرد. معمولاً در اتوماتاهای یادگیری که از ساختار متغیر (مانند  $L_{RP}$ ) بهره می‌گیرند، دریافت پاداش نسبت به جریمه با درجه بیشتری صورت می‌گیرد ( $a \gg b$ ). 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 فرآیند یادگیری افزایش می‌یابد. فار از این حالت ممکن است، اتوماتای یادگیر سلولی در ادامه فرآیند به سمت یک وضعیت خاص که سلول‌ها در ابتدای فرآیند برگزیده‌اند و یا به سمت وضعیت‌هایی مشابه با آن پیش برود. وقوع چنین پدیده‌ای در برخی از آزمایش‌ها نیز مشاهده شده است که باعث کاهش کارایی عملکرد اتوماتای یادگیر سلولی و نیز کاهش کیفیت پاسخ‌های حاصل از آن می‌شود. با توجه به اینکه لازم است در ابتدای فرآیند، سلول‌ها تحت شرایط یکسان، اعمال اولیه خود را انتخاب کنند و در ادامه فرآیند نیز شانس انجام عمل‌های مختلف را داشته باشند، پیشنهاد می‌شود که از شعاع همسایگی متغیر در فرآیند یادگیری استفاده شود. به این ترتیب که در ابتدای فرآیند یادگیری، اتوماتای یادگیر سلولی در برگزیده تمامی سلول‌ها بوده و در طول فرآیند، شعاع همسایگی کاهش یافته و به حداقل اندازه آن (که در اتوماتای یادگیر سلولی استاندارد تعریف می‌شود) برسد. با استفاده از شعاع همسایگی متغیر، سمت‌گیری سلول‌ها نسبت به انتخاب ورودی‌ها به جای تکرارهای میانی (که شعاع همسایگی کاهش یافته است) 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 گاه بیش از ۶ درصد بهبود ایجاد می‌کند.

## ۶. حل مسأله جایابی بوسیله اتوماتای یادگیر سلولی با ورودی

در این بخش نحوه به کارگیری اتوماتای یادگیر سلولی پیشنهاد شده را برای حل مسأله جایابی ارائه می‌گردد. در ابتدا به مسأله جایابی بلوک‌ها در فرآیند طراحی فیزیکی<sup>۱۵</sup> مدارهای مجتمع تراکم<sup>۱۶</sup> و خلاصه ای از روشهای موجود برای حل آن می‌پردازیم.

## ۱-۶. مسأله جایابی

در فرآیند طراحی مدارات مجتمع، زمانی که ساختار داخلی مدار بر حسب بلوک‌های منطقی بصورت یک نت‌لیست<sup>۱۷</sup> بدست می‌آید، با اجرای مرحله طراحی فیزیکی بر روی نت‌لیست موجود، جزئیات هندسی لایه‌های مختلف مدار مجتمع مشخص می‌شود. طرح نهایی بدست آمده از این مرحله چپش 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 می‌باشد. این مشخصه بصورت یک نت‌لیست از اتصالات میان بلوک‌ها است که اغلب به شکل ماتریسی بیان می‌شود. این



فاصله اقلیدسی کمتری نسبت به یکدیگر باشند. تعیین بردارهای فاصله در [17] با روش مقیاس‌بندی چند بعدی<sup>۲۲</sup> انجام شده است. در روش مقیاس‌بندی چند بعدی، 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 بر اساس فواصل زمانی میان آنها می‌باشد).

برای اینکه هدف کاهش طول اتصالات میان بلوکها تحقق یابد، بایستی بلوک‌های با اتصالات بیشتر از فضای جایابی به‌همدیگر نزدیک‌تر شده و بلوکهای با اتصالات کمتر فاصله بیشتری از هم 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 موجود، یک بردار فاصله مانند  $D_i$  در نظری می‌گیریم. بایستی رابطه زیر برقرار باشد:

$$\text{رابطه (۱۰)} \quad \text{iff } C_{ij} > C_{ik} \quad \text{then } D_{ij} < D_{ik}$$

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 چند بعدی [2] استفاده کرده ایم. در روش مقیاس‌بندی چند بعدی امکان تعیین مختصات تعدادی نقطه در فضا بر حسب فواصل دودویی آنها فراهم می‌شود. با توجه به اینکه اتصالات بین دودویی سلولها را داریم، در مرحله اول، ماتریس اتصالات را به ماتریس فواصل میان سلولها تبدیل کرده و در نهایت بر اساس ماتریس فواصل بدست می‌توانیم محل نقاط را در فضایی با حداقل ابعاد بدست آوریم. محل نقاط در این فضا، بیانگر محل بلوکها در فضایی با همان ابعاد می‌باشد. بردار مختصات هر بلوک در فضای حاصل را می‌توان به عنوان بردار فاصله آن تلقی کرد چرا که فاصله این بردارها بیانگر فاصله بین سلولهای متناظر نیز می‌باشد. در محاسبه بردارهای فاصله به صورت زیر انجام می‌شود:

• در ابتدا تبدیل ماتریس اتصالات به ماتریس فاصله انجام می‌شود، با فرض اینکه  $C_{ij}$  قدرت اتصالاتی بین سلولهای  $i$  و  $j$  و  $D_{ij}$  فاصله بین سلولهای  $i$  و  $j$  باشد:

$$\text{رابطه (۱۱)} \quad \begin{cases} D_{ij} = 1/C_{ij} \\ D_{ij} = \text{shortest path between } i, j \end{cases}$$

• با استفاده از الگوریتم مقیاس‌بندی چند بعدی [2] بردارهای فاصله محاسبه می‌شوند. بردارهای حاصل، دارای بعد  $p$  می‌باشند که  $p$  تعداد مقادیر ویژه ماتریس فاصله می‌باشد.

حال اگر بتوانیم خصوصیات موجود در فضای بردارهای ورودی را که به نحوی بیانگر ارتباط میان بلوکها می‌باشد، بر روی سلولهای اتوماتای یادگیر سلولی منعکس کنیم در این صورت قادر به حل مساله جایابی خواهیم بود. در

ماتریس تحت عنوان ماتریس اتصالات<sup>۲۳</sup> نامیده می‌شود. در طراحی مدارهای مجتمع یکی از سبک‌های طراحی موجود، سبک آرایه گیت<sup>۲۴</sup> می‌باشد. در این سبک طراحی، چپش مدار شامل سلول‌های یکسان است که بصورت منظم به شکل یک آرایه 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، مساله جایابی شامل تخصیص بهینه مجموعه‌ای از بلوک‌های منطقی مدار به مجموعه‌ای از شکاف‌ها (سلول‌های آرایه گیت) در یک فضای دو بعدی است.

مساله جایابی از نوع مسائل دشوار می‌باشد که با پیچیدگی زمانی چند جمله‌ای قابل حل نیست و بهین دلی 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 مساله جایابی مورد استفاده قرار گرفته‌اند [18]. در این میان روش اول (SA) از جمله بهترین و موفق‌ترین روش‌های موجود بوده است [17]. مشکل این روش زمان بالای اجرای آن می‌باشد. در سالهای اخیر استفاده از شبکه‌های عصبی مانند شبکه‌های هاپیلد و کوهون برای حل این مساله پیشنهاد شده است. اصولاً استفاده از شبکه عصبی به علت برخورداری آن از ساختار موازی می‌تواند امکان حل مساله جایابی را در زمان کمتری فراهم نماید [17]. یکی از مهمترین اهداف در مساله جایابی، کاهش مجموع طول اتصالات می‌باشد. کاهش طول اتصالات میان بلوکها به معنی کاهش تاخیر مدار و افزایش کارایی آن است. کاهش طول اتصالات زمانی تحقق می‌یابد که بلوک‌های با اتصالات بیشتر، با فاصله کمتری نسبت به هم قرار گیرند.

در این بخش یک روش برای حل مساله جایابی که مبتنی بر اتوماتای یادگیر سلولی است ارائه می‌شود. برای این که هدف کاهش طول اتصالات میان بلوکها که به عنوان یکی از مهمترین اهداف در حل مساله جایابی در نظر گرفته‌ایم تحقق یابد، بایستی بلوک‌هایی از مدار که دارای قدرت اتصالاتی بیشتری هستند، حتی‌الامکان به هم نزدیک‌تر شوند. برای این منظور روشی را برای حل مساله 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 یک 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 [16] که توسط Hellestrand و SahebZamani ارائه شده است، برای محاسبه بردارهای ورودی استفاده می‌کنیم. در این روش از بردارهای فاصله<sup>۲۵</sup> و شبکه خودسازمانده<sup>۲۶</sup> استفاده شده است 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 همدیگر 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

ادامه، روشی برای رسیدن به این هدف پیشنهاد می‌شود که به بررسی آن می‌پردازیم.

مرحله دوم (نگاشت مجموعه بردارهای ورودی بر روی مجموعه سلول‌های اتوماتای یادگیر سلولی): برای حل مسأله جابجایی، یک اتوماتای یادگیر سلولی متناظر با فضای آرایه 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 لحاظ توپولوژیکی در فاصله کمتری نسبت به هم قرار گرفته‌اند و بر عکس، یعنی بردارهای ورودی با فاصله بیشتر مربوط به سلول‌هایی هستند که از همدیگر فاصله زیادتری دارند. برای رسیدن به این هدف، از یک اتوماتای یادگیر سلولی دارای ورودی به ترتیب زیر استفاده می‌کنیم.

یک اتوماتای یادگیر سلولی متناظر با فضای آرایه گیت در نظر می‌گیریم. مثلاً اگر جابجایی در یک آرایه گیت  $3 \times 3$  انجام می‌شود، یک اتوماتای سلولی  $3 \times 3$  را برای جابجایی مورد استفاده قرار خواهیم داد. فرض بر این است که هر سلول بتواند تعداد محدودی عمل را انتخاب کند. تعداد عمل‌ها را مساوی با تعداد بردارهای ورودی فرض می‌کنیم. اتوماتای داخل هر سلول از نوع  $LRep$  انتخاب می‌شود. بنابراین برای هر سلول یک بردار احتمال خواهیم داشت که تعداد مولفه‌های آن برابر با تعداد بردارهای ورودی (تعداد عمل‌ها) است. مولفه نام این بردار بیانگر احتمال انجام عمل  $i$  است. همچنین لازم است که یک قانون محلی برای سلول‌ها تعریف شود. برای رسیدن به هدف اصلی که انعکاس ویژگی‌های بردارهای ورودی بر روی سلول‌های اتوماتا است، قانون محلی را مطابق با رابطه (۱۲) تعریف می‌کنیم.

$$\beta_{i \in V_i} = \begin{cases} 1 & \sum_{k \in V_i} \text{Distance}(D_j, A_k) > \text{Threshold} \\ 0 & \sum_{k \in V_i} \text{Distance}(D_j, A_k) < \text{Threshold} \end{cases} \quad \text{رابطه (۱۲)}$$

در این رابطه  $V_i$  مجموعه همسایه‌های سلول  $i$  به انضمام خود سلول،  $D_j$  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 است، اگر مجموع فاصله اقلیدسی بردار ورودی  $j$  از بردارهای انتخاب شده توسط سلول  $i$  و تمامی همسایه‌های آن، کمتر از مقدار حد آستانه (Threshold) مشخص باشد، به سلول  $i$  پاداش داده شده و در غیر این صورت سلول  $i$  جریمه خواهد شد. مقدار حد آستانه بر مبنای ماکزیمم فاصله ممکن بین هر سلول و سلول‌های همسایه آن تعیین می‌شود. مقدار آن در ابتدا در حدود ۰/۷۵ مقدار ماکزیمم بوده و در طول فرآیند به تدریج کاهش می‌یابد. با دریافت پاداش یا جریمه، وضعیت هر سلول بر اساس الگوریتم  $LRep$  تعیین می‌شود. در صورت

دریافت پاداش، احتمال انتخاب عمل  $i$  و همسایه‌های آن افزایش یافته و در غیر این صورت کاهش خواهد یافت. الگوریتم یادگیری اتوماتای یادگیر سلولی در تکرارهای مختلف به ترتیب زیر خواهد بود:

۱. وضعیت اولیه اتوماتای یادگیر سلولی بطور تصادفی تعیین می‌شود (در این مرحله بردارهای احتمال اولیه مقداردهی می‌شوند). شعاع همسایگی نیز در ابتدای فرآیند در برگیرنده تمام سلول‌ها خواهد بود.
۲. یک بردار ورودی بطور ترتیبی و یا تصادفی (مانند  $D_j$ ) انتخاب می‌شود.
۳. عمل انتخاب شده توسط هر سلول بر اساس وضعیت سلول‌ها تعیین می‌شود. بنابراین با توجه به اینکه هر بردار ورودی متناظر با یکی از عمل‌ها است، بردارهای  $D_j$  متناظر با سلول تعیین می‌شود.
۴. مقدار پارامتر حد آستانه تعیین می‌شود. برای هر سلول  $D_i$  مراحل ۵ و ۶ انجام می‌شود:

۵. مجموع فاصله بردار  $D_j$  با  $D_i$  و بردار فاصله مربوط به بقیه سلول‌های موجود در همسایگی آن محاسبه می‌شود. اگر مقدار محاسبه شده، از حد آستانه بزرگتر باشد در این صورت با سلول  $i$  و سلول‌های همسایه آن پاداش داده شده و به بقیه سلول‌ها جریمه داده می‌شود. در غیر این صورت سلول  $i$  و سلول‌های همسایه آن جریمه دریافت کرده و بقیه سلول‌ها پاداش دریافت می‌کنند.
۶. وضعیت هر سلول بر اساس پاداش یا جریمه دریافت شده، مطابق با  $LRep$  بروز رسانی می‌شود.

۷. یک همسایگی جدید برای سلول‌ها تعریف می‌شود (شعاع همسایگی در طول فرآیند کاهش می‌یابد). مقدار پارامتر  $\alpha$  نیز در  $LRep$  مرتباً کاهش می‌یابد.
۸. مراحل ۲ الی ۷ تا زمانی که اتوماتای یادگیر سلولی به وضعیت پایدار (بدون تغییر یا با حداقل تغییر در وضعیت سلول‌ها) نرسیده است، تکرار می‌شوند.

فرض می‌کنیم هر سلول بتواند تعداد محدودی از عمل‌ها را انتخاب نماید. تعداد این عمل‌ها را مساوی با تعداد ورودیهای موجود در نظر خواهیم گرفت. بنابراین هر سلول از اتوماتای یادگیر سلولی یک بردار احتمال خواهد داشت. به این ترتیب زمانی که یک سلول عمل  $i$  را انتخاب می‌کند، به منزله این خواهد بود که حساسیت آن نسبت به ورودی  $i$  بیشتر است. احتمال انتخاب این عمل طبق الگوریتم یادگیری در آن سلول و قانون تعریف شده بروز خواهد شد. قانون محلی (این قانون تعیین می‌کند که آیا عمل انتخاب شده توسط یک اتوماتا در یک سلول بایستی پاداش داده و یا جریمه شود) مورد استفاده بدین صورت است که اگر عمل انتخاب شده توسط یک سلول بیشترین میزان مشابهت را به بردار ورودی داشته باشد، آن عمل پاداش می‌گیرد و مابقی اعمال آن سلول جریمه می‌شوند. در مراحل بعدی، اگر همان ورودی به سلول‌های اتوماتای یادگیر سلولی داده شود، احتمال انتخاب عمل مرتبط با آن توسط سلول مذکور و یا همسایه‌های آن بیشتر خواهد شد. مجموعه همسایه‌های هر سلول در طول فرآیند یادگیری متغیر فرض شده است. در تکرارهای اولیه همسایگی هر سلول دربرگیرنده تمامی سلول‌های اتوماتای یادگیر سلولی بوده که به مرور این



همسایگی کاهش می‌یابد. همسایگی را می‌توان به اشکال مختلف در نظر گرفت. کاهش شعاع همسایگی می‌تواند با نرخهای متفاوت (خطی یا غیرخطی) صورت گیرد

با تکرار فرآیند فوق هر سلول در اتوماتای یادگیر سلولی بایستی بتواند عمل متناظر با یکی از ورودیها را انتخاب نماید. بدین ترتیب نگاشت فضای ورودی به فضای سلولهای اتوماتای یادگیر سلولی که به شکل یک آرایه دو بعدی در نظر گرفته شده است صورت می‌گیرد. تضمین اینکه سلولهای نزدیک به هم، انتخاب کننده ورودیهای مشابه هستند قانون محلی حاکم بر اتوماتای سلولی می‌باشد. فرآیند فوق تا رسیدن به یک وضعیت ثابت (تا زمانی که تغییرات در بردار احتمالات اتوماتاها به حداقل برسد) ادامه خواهد یافت. بردار احتمال هر سلول نشان میدهد که آن سلول با بردار فاصله متناظر است. هر بردار فاصله بیانگر یک سلول از مسأله جایابی است. شبه کد مربوط به مراحل مختلف فرآیند آموزش اتوماتای یادگیر در شکل ۵ آمده است. سعی می‌شود که در بیشتر تکرارها همسایگی سلولها مطابق با شکل ۴، در برگزیده همسایه‌های محلی سلولها باشد. در تکرارهای پایانی شعاع همسایگی به حداقل خود می‌رسد.

## ۷. نتایج آزمایش

دو مجموعه از آزمایشها انجام گرفته است. در مجموعه اول از اتوماتای یادگیر سلولی با ورودی استفاده شده است 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 مورد استفاده قرار گرفته است [15] [3] [17]. مثال اول شامل ۱۰ سلول با اتصالات باینری است. بهترین مجموع طول اتصالات برای این مثال ۲۰ است (مطابق شکل ۶). ناحیه جایابی نیز شامل یک آرایه گیت ۱۰×۱ است. مثال دوم به نام HB9 یک مش ۳×۳ است که اتصالات آن از نوع باینری است. مجموع طول سیم در یک ناحیه جایابی ۳×۳، در بهترین حالت ۱۲ است. نمونه آزمایشی سوم حالت غیر باینری از نمونه آزمایشی دوم است. در شکل ۷ این نمونه آزمایشی را مشاهده می‌کنید. مثال بعدی نیز یک مش ۵×۵ (25MB) است. پیاده‌سازی الگوریتم مقیاس‌بندی چند بعدی برای محاسبه بردارهای ورودی (از روی نت لیست مربوط به مدار) مطابق با [17] انجام شده است. بردارهای فاصله بدست آمده از این مرحله، در مرحله یادگیری اتوماتای یادگیر سلولی به عنوان بردارهای ورودی بکار گرفته شده‌اند. در مثال اول، تعداد ۱۰ بردار فاصله بدست آمده است. اتوماتای یادگیر سلولی بکار گرفته شده دارای ابعاد ۱۰×۱۰ متناظر با ناحیه جایابی آرایه گیت بوده است. مقادیر بردارهای احتمال سلولها در ابتدای یادگیری، بطور تصادفی مقداردهی شده است. تعداد تکرارها برابر با ۲۵۰ برای فرآیند یادگیری بوده است. در پیاده‌سازی اتوماتای یادگیر مورد استفاده در هر سلول اتوماتای یادگیر سلولی از نوع

$L_{REP}$  میباشد. همانگونه که قبلاً اشاره شد مقادیر دو پارامتر  $a$  و  $b$  در کارآیی الگوریتم  $L_{REP}$  نقش مهمی را ایفا می‌کند. بطور کلی، سرعت همگرایی و کیفیت پاسخهای حاصل تا حد زیادی وابسته به این دو پارامتر می‌باشد و بایستی در تعیین آن دقت کافی بکار برده شود و گرنه یا تغییراتی در اتوماتای یادگیر سلولی مشاهده نشده و یا همگرایی به کندی صورت خواهد گرفت. بر اساس آزمایشها، مقادیر مناسب برای  $b$  از ۰/۱ کمتر بوده و از طرفی نباید مقدار آن خیلی کمتر شود. در حالت اول همگرایی با سرعت بسیار کمی صورت گرفته و در حالت دوم، اتوماتا در وضعیت ثابت و بدون تغییر به سر خواهد برد.

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 به مرور این شعاع همسایگی کاهش یابد. شکل همسایگی را می‌توان با اشکال مختلف در نظر گرفت که البته ما از همسایگی مستطیلی استفاده کرده‌ایم. کاهش شعاع همسایگی نیز با نرخهای متفاوتی می‌تواند انجام شود که در پیاده‌سازی انجام شده بصورت غیرخطی بوده است. مقدار پارامتر  $a$  را نیز بطور غیرخطی از ۰/۹ به سمت مقادیر 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 به همراه نتایج مربوط به روشهای مهم موجود مشاهده می‌کنید.

## ۸ نتیجه‌گیری

در این مقاله، نوع جدیدی از اتوماتای سلولی یادگیر معرفی شده که امکان دریافت تأثیرات 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 فرآیند یادگیری باعث بهبود عملکرد این نوع اتوماتا می‌شود. در این مقاله حل مسأله جایابی با اتوماتای یادگیر سلولی تغییر یافته که در آن مفهوم همسایگی متغیر نیز در نظر 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 نماید. مفهوم همسایگی باعث می‌شود که بردارها بتوانند توزیع مناسب تری بر روی سلولهای اتوماتا ایجاد نمایند و از ابتدای فرآیند جهت‌گیری خاصی را برای انتخاب ورودیها نداشته باشند. انتخاب بردارهای ورودی بر اساس مداری که جایابی آن انجام می‌شود صورت می‌گیرد. بردارهای فاصله (محاسبه شده با روش مقیاس‌بندی چند بعدی) به عنوان بردار ورودی به اتوماتای یادگیر سلولی محاسبه و اعمال می‌شوند. این بردارها به نحوی منعکس کننده نحوه اتصال میان سلولها می‌باشند چرا که دقیقاً بر اساس اتصالات میان سلولها ساخته می‌شوند. میزان شباهت ورودی به عمل انجام شده توسط هر سلول و همسایه‌های آن باعث دادن پاداش به یک سلول می‌شود. این نحوه یادگیری باعث می‌شود

[۱۱] مبینی محمدرضا، بیگی، حمید و طاهرخانی، مسعود، "اتوماتای یادگیر سلولی و کاربرد آن در پردازش تصاویر"، مجموعه مقالات اولین کنفرانس ریاضیات و ارتباطات، مرکز تحقیقات مخابرات، مهر ۱۳۷۹.

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

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

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

[15] 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.

[16] 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.

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

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

[19] Toffoli, T. and Margolus, N., Cellular Automata Machines, The MIT Press, 1987.

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

[21] Wolfram, S., "Universality and Complexity in Cellular Automata", Physics, Vol 10, pp. 1-35, 1984.

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

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

که در نهایت، سلول های با اتصالات بیشتر بر روی سلول هایی از اتوماتای یادگیر سلولی که بهم نزدیک تر هستند نگاشت شوند. استفاده از اتوماتای یادگیر سلولی که ذاتاً دارای ساختار موازی است می تواند مسأله جایابی را با زمان کمتری نسبت به روشهایی مانند SA که از جمله موفقترین روشها می باشد حل کند.

## مراجع

[1] Adamatzky, A., Identification of Cellular Automata, Taylor & Francis Ltd., 1994.

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

[3] Hemani, A. and Postula, A. "Cell placement by self-organization," Neural Networks, Vol. 3, pp. 377-383, 1990.

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

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

[6] 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.

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

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

[۹] مبینی 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.

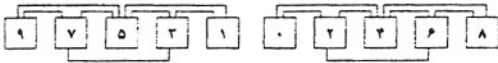
[۱۰] مبینی محمدرضا، بیگی، حمید و طاهرخانی، مسعود، "اتوماتای یادگیر سلولی"، مجموعه مقالات ششمین کنفرانس انجمن کامپیوتر ایران، دانشگاه اصفهان، صفحات ۱۶۳-۱۵۳، اسفند ۱۳۷۹.

```

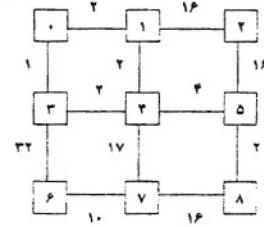
Init CLA; /*initialization of probabilistic vectors
Make Actions of cells;
While changes exist in CLA
begin
    Select randomly an input vector;
    Determine Distance of actions from input vector(Dissimilarity of cells with input vector);
    Determine reward or penalty of cells
    Compute new probabilistic vectors;
    Make new actions of cells
    Compute new values for parametrs a and b in LKDP;
    Determine neighborhood of cells;
End while
Make final Actions for cells
    
```

شکل ۵: شبه کد مربوط به اتوماتای یادگیر سلولی پیاده سازی شده





شکل ۷: مثال باینری Persky شامل ۱۰ سلول (جایابی بهینه)



شکل ۶: مثال غیر باینری HNB9

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

Optimal	CLA با ورودی و همایگی متغیر	CLA با ورودی	MDS Based	Genetic	Kim	SA	SH	الگوریتم
								نمونه آزمایشی
۲۰	۲۰/۷	۲۱/۵	۲۰/۳	۲۰	۲۰	۲۰	۲۱/۸	Persky
۱۲	۱۲/۵	۱۳	۱۲/۱	۱۵	۱۹/۱	۱۳	۱۷/۹	HB9
۱۲۰	۱۵۸	۱۶۸	۱۶۳	۱۴۰/۵	۱۷۹	۱۲۹	۱۷۰	HNB9
۴۰	۴۸	۵۷	۴۴/۹	۹۱	۸۳	۵۰	۹۰/۷	25MB*

SH= Saheb Zamani and Hellestrand Algorithm  
SA= Simulated Annealing

واژه نامه

1. Cellular Automata
2. Learning Automata
3. Cellular Learning Automata
4. Local Rule
5. General
6. Learning Automata
7. Environment
8. Unfavorable
9. Stationary
10. Non-Stationary
11. Variable Structure
12. Linear Reward Penalty
13. Linear Reward Epsilon Penalty
14. Linear Reward Inaction
15. Physical Design
16. Very Large Scale Integration (VLSI)
17. Netlist
18. Connectivity Matrix
19. Gate Array
20. Distance Vectors
21. Self-Organizing Map (SOM)
22. MultiDimensional Scaling