

کاربرد اتوماتای پادگیر سلولی در جایابی مدارهای مجتمع متراکم

محمد رضا میبدی  
آزمایشگاه محاسبات نرم  
فرهاد مهدی پور  
سکه‌های مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات - دانشگاه صنعتی امیرکبیر  
[mehdi@ceit.ac.ir](mailto:mehdi@ceit.ac.ir)

三

می دهد که الگوریتم پیشنهادی از نظر کارایی قابل مقایسه با روشهای موجود می باشد.

حال مساله جانبي از الله مي گردد. بخشش به اراده نتائج و مقابله با روشهاي  
محروم برداشت. بخشش به معنوی اوتوماتي سلولي اوتوماتي سلولي يادگير و اوتوماتي يادگير سلولي  
نمودري بود. در بخشش ۱۰ که الگوريم بيشتر اوتوماتي يادگير سلولي برای  
آغاز مقاله بصورت زير سازنده شده است. در بخشهاي ۱۱ و ۱۲ به ترتيب  
به معنوی اوتوماتي سلولي اوتوماتي سلولي يادگير و اوتوماتي يادگير سلولي  
الگوريم پيشنهادی از نظر کار آئي قبل مقابله با روشهاي موجود باشد.

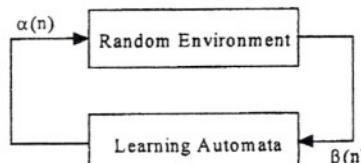
10-16

اًوْمَاتَى سُلْطَانِي در اُواخِر دهه ١٩٤٠ به عنوان مدنی برای بُرسی رفقار  
بِسْتَمْعَنْ های پیجده پیشنهاد شد [٢٠][٢١][٢٢][١٩][١٨].<sup>۱</sup> یک اُوماتای سُلْطَانِي  
مشکل از یک شبكه منظم از سُلولها است که هر سُلول می تواند چند مقدار  
متغیر مختلف داشته باشد. اُوماتای یادگیر<sup>۲</sup> نیز در اوایل دهه ١٩٤٠ توسط ست این در  
کشور شوروی ساخته مطرّح شد. یک اُوماتای یادگیر در محضی تصادفی عملی در  
نموده و قادر است بر اساس درودهای دریافت شده از محیط، احتمال انجام  
عملیات خود را بردازد را آورد تا بدین طریق کارائی خود را بهبود بخشد. هر  
آنو ما دای یادگیر بر اساس یک الگوریتم یادگیری عمل نموده و در حل زمان باد  
می گرد که جگونه ای طریق غلُ و انفال بال محیط، پترن عمل را اختاب  
نماید مدل اُوماتای یادگیر سُلْطَانِي بر اساس ترکیب دو مدل فوق پیشنهاد شده  
است که در آن هر سُلول در اُوماتای سُلْطَانِي مجهز به یک اُوماتای یادگیر است  
که تعیین کننده و ضبط سُلول است [٦][٧][٨][٩]. اُوماتای سُلْطَانِي یادگیر دارای

زنگنه ساده

در این مقاله کاربرد آنوماتای یادگیر سلولی در جایی مدارهای معجّع مترکم از آنها می‌گردد. آنوماتای یادگیر سلولی که در این مقاله برای اولین بار معرفی شده است از دو جنبه با آنوماتای یادگیر سلولی استاندارد مغایرت است. به عبارتی برای هر اولاً آنوماتای یادگیر سلولی پیشنهادی دارای ورودی است. به عبارتی برای هر سلول علاوه بر تأثیری که از محیط اطراف خود می‌گیرد، تأثیری یکی عالی

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



شکل ۲: ارتباط بین اوتوماتای یادگیر و محیط

$C_i$  احتمال اینکه عمل  $\alpha_i$  نتیجه نامطلوب داشته باشد می باشد. در محیط ایستا مقادیر  $C_i$  بدون تغییر می مانند، حال آنکه در محیط غیر ایستا<sup>۱۰</sup> این مقادیر در طی زمان تغییر می کنند. اوتوماتای یادگیری دو گروه با ساختار ثابت و با ساختار متغیر تقسیم می گرددند. در ادامه به شرح مختصراً از اوتوماتای یادگیر با ساختار متغیر که در این مقاله استفاده شده است می بردازیم.

### ۲-۳ اوتوماتای یادگیر با ساختار متغیر<sup>۱۱</sup>

اوتماتای یادگیر با ساختار متغیر توسط ۴ تابع  $\{\alpha, \beta, p, T\}$  نشان داده می شود که در آن  $\alpha = \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r\}$  مجموعه عمل های اوتومات،  $\beta = \{\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_m\}$  مجموعه ورودیها اوتومات،  $p = \{p_1, p_2, \dots, p_r\}$  بردار احتمال انتخاب هر یک از عملها و  $T[\alpha(n), \beta(n), p(n)] = p(n+1)$  الگوریتم یادگیری می باشد. در این نوع از اوتوماتها، 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 احتمالها کاهش می یابند. برای پاسخ نامطلوب احتمال  $p_i(n)$  کاهش یافته و سایر احتمالها 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. زمانیکه  $a$  و  $b$  با هم برابر باشند، الگوریتم را  $L_{RP}$ <sup>۱۲</sup> می نامیم. زمانیکه  $b$  از  $a$  خیلی کوچکتر باشد، الگوریتم را  $L_{REP}$ <sup>۱۳</sup> می نامیم و زمانیکه  $b$  مساوی صفر باشد، الگوریتم را  $L_{RI}$ <sup>۱۴</sup> می نامیم.

سلولها می توانند اختیار کنند، اوتوماتای سلوی به دو نوع دودویی و چند مقداره تقسیم می شود. شکل همسایگی در اوتوماتای سلوی نیز ممکن است پر بودیک و یا غیر پر بودیک باشد. انتخاب قوانین مختلف برای بهنگام رسانی، انواع متفاوتی از اوتوماتای سلوی را بوجود می آورد. این قانون ممکن است بصورت قطعی و یا احتمالاتی باشد. قانون مورد استفاده در اوتوماتای سلوی را می توان به شکل های مختلفی نمایش داد. یک شیوه معقول برای نمایش قوانین استفاده از یک شماره جدید سلوی مرکزی به ازای تمامی ترکیبات مختلف سلوهای همسایه است. به عنوان مثال در اوتوماتای سلوی یک بعدی، شماره قانون ۵۴ بصورت «۰۰۱۱۰۱۱۰» بیان شده و مطابق با شکل ۱ باعث بروزرسانی مقادیر هر سلوی مرکزی  $(t)$  نسبت به دو سلوی همسایه خود یعنی  $(t-1)_i+1$  و  $(t-1)_i$  می شود. شکل کلی این قوانین که قوانین عمومی<sup>۱۵</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 درباره اوتوماتای سلوی به [۵]، [۶]، [۷] و [۱۴] مراجعه شود.

$(a_{i-1}(t), a_i(t))$	(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 اوتوماتای سلوی

### ۳. اوتوماتای یادگیر<sup>۶</sup>

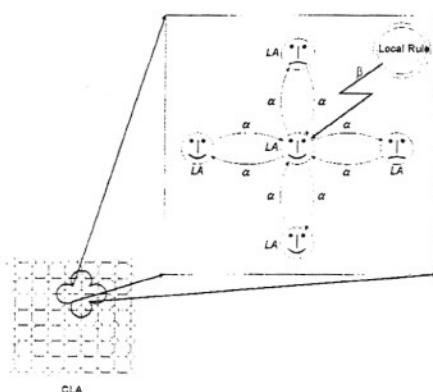
اوتماتای یادگیر یک مدل انتزاعی است که تعداد محدودی عمل را می تواند انجام دهد. هر عمل انتخاب شده توسط محیط احتمالی ارزیابی شده و پاسخی به اوتوماتای یادگیر داده می شود. اوتوماتای یادگیر از این پاسخ استفاده نموده و عمل خود را برای مرحله بعد انتخاب می کند [۱۱] [۱۰] [۱۲]. شکل ۲ ارتباط بین اوتوماتای یادگیر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

### ۴-۱. محیط<sup>۷</sup>

محیط را می توان توسط سه تابع  $E \equiv \{\alpha, \beta, c\}$  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 می باشد. هر گاه  $\beta$  مجموعه دو عضوی باشد، محیط از نوع  $P$  می باشد. در چنین محیط  $\beta_1 = 1$  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 گسته یک مقدار از مقادیر محدود

## ۴-۲. عملکرد اتوماتای یادگیر سلولی

عملکرد اتوماتای یادگیر سلولی را می‌توان بصورت زیر شرح داد. در ابتداء هر اتوماتای یادگیر در اتوماتای یادگیر سلولی یکی از اعمال از مجموعه اعمال خود را انتخاب می‌کند. این عمل می‌تواند بر اساس مشاهدات قبلی و یا بصورت تصادفی انتخاب می‌شود. عمل انتخاب شده با توجه به اعمال انتخاب شده توسط سلول‌های همسایه و قانون حاکم بر اتوماتای یادگیر سلولی پاداش داده می‌شود و یا جریمه می‌گردد. با توجه به اینکه عمل انتخاب شده پاداش گرفته و یا جریمه شده است، ساختار داخلی اتوماتا بروز می‌گردد. عمل بروز در آوردن تمام اتوماتها در اتوماتای یادگیر سلولی بصورت همزمان انجام می‌شود. بعد از بروز در آوردن هر اتوماتا در اتوماتای یادگیر سلولی، 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. فرآیند انتخاب عمل و دادن پاداش یا جریمه تا زمانی که سیستم به یک حالت پایدار برسد و یا یک معیار از قبیل تعريف شده ای برقرار شود داده می‌باشد. عمل بروز در آوردن ساختار اتوماتای یادگیر سلولی توسط الگوریتم یادگیری در هر سلول انجام می‌گیرد. شکل ۴ اتوماتای یادگیر سلولی را نشان می‌دهد که در آن از همسایگی و نیومن استفاده شده است. در این شکل، اتوماتاهایی که خوشحال هستند در مرحله قبل پاداش و اتوماتاهایی که نازاحت هستند در مرحله قبل جریمه شده اند.



شکل ۴: اتوماتای یادگیر سلولی (CLA)

۴-۳. قوانین

قوانین در اتوماتای یادگیر سلولی به سه دسته general، general totalistic و outer totalistic تقسیم می‌گردد [22]. در قوانین general مقدار یک سلول در مرحله بعدی به مقادیر همسایه‌های آن سلول بستگی دارد. در قوانین totalistic مقدار یک سلول تنها به مجموع همسایه‌های آن سلول بستگی دارد و در قوانین outer totalistic مقدار یک سلول در مرحله بعدی هم به مقادیر همسایه‌های آن سلول و هم به خود سلول بستگی دارد.

## ۴. اتوماتای یادگیر سلولی

اتوماتای یادگیر سلولی که اخیراً پیشنهاد شده است [8][11]، مدلی برای سیستم‌هایی است که از اجزاء ساده‌ای تشکیل شده اند و رفتار هر جزء بر اساس رفتار مسایگانش و نیز تجربیات گذشته اش تعین و اصلاح می‌شود. اجزاء ساده تشکیل دهنده این مدل، از طریق کنش و واکنش با یکدیگر می‌توانند رفتار پیچیده‌ای 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 می‌باشد که وضعیت این سلول را مشخص می‌سازد. مانند اتوماتای سلولی [22]، یک قانون محلی در محیط حاکم است که تعین می‌کند که آیا عمل انتخاب شده توسط یک اتوماتان در یک سلول باستی پاداش داده شود و یا جریمه شود. عمل دادن پاداش و یا جریمه منجر به بروز در آوردن ساختار اتوماتای یادگیر سلولی بمنظور نیل به یک هدف مشخص می‌گردد.

یک اتوماتای یادگیر سلولی به صورت پنج تابع  $\langle L, V, Q, \Omega, \Phi \rangle$  نشان داده می‌شود.  $\{I_1, I_2, \dots, I_n\} = L$  مجموعه سلولهای موجود در اتوماتای یادگیر سلولی می‌باشد که در یک شبکه کارتزین قرار گرفته اند.  $\{v_i, i \in L\} = V$  مجموعه سلولهای همسایه یک سلول در اتوماتای یادگیر سلولی است.  $\{q_1, q_2, \dots, q_k\} = Q$  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 می‌باشد.

## 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)  $i \notin v_j \quad \forall i \in L$  رابطه (۶)

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

در آن صورت  $v_i$  را همسایگی  $i$  می‌نامند. در اتوماتای یادگیر سلولی می‌توان از ساختارهای مختلفی برای همسایگی استفاده نمود. در حالت کلی هر مجموعه مرتب از سلولها را می‌توان به عنوان همسایه در نظر گرفت اما معمول‌ترین آنها همسایگی و نیومن و همسایگی مور می‌باشند که به ترتیب معرفی شده اند.



شکل ۳: دو نوع همسایگی در CA دوبعدی (الف) همسایگی و نیومن (ب) همسایگی مور

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 اوتوماتاهای یادگیری که از ساختار متغیر(مانند  $L_{RP}$ ) بهره می‌گیرند، دریافت پاداش نسبت به جریمه با درجه بیشتری صورت می‌گیرد( $a > b$ ). 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. ذاً این حالت ممکن است، اوتوماتای 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 بروند. وقوع چنین پدیده‌ای در برخی از آزمایش‌ها نیز مشاهده شده است که باعث کاهش کارآئی عملکرد اوتوماتای 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 شناس 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، اوتوماتای یادگیر سلولی در برگزینه تعاملی سلول‌ها بوده و در طول فرآیند، شعاع همسایگی کاهش یافته و به حداقل اندازه آن(که در اوتوماتای 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 مناسب تری انجام می‌شود. آزمایش‌های انجام شده حاکی از این است که استفاده از شعاع همسایگی متغیر گاهایی بیش از ۶ درصد بهبود ایجاد می‌کند.

## ۶. حل مسئله جایابی بوسیله اوتوماتای یادگیر سلولی با ورودی

در این بخش نحوه به کارگیری اوتوماتای یادگیر سلولی پیشنهاد شده را برای حل مسئله جایابی ارائه می‌گردد. در ابتدا به مسئله جایابی بلوک‌ها در فرآیند طراحی فیزیکی<sup>۱۰</sup> مدارهای مجتمع متراکم<sup>۱۱</sup> و خلاصه ای از روش‌های موجود برای حل آن می‌پردازیم.

### ۶-۱. مسئله جایابی

در فرآیند طراحی مدارات مجتمع، زمانی که ساختار داخلی مدار بر حسب بلوک‌های منطقی بصورت یک نت‌لیست<sup>۱۲</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 چیزی نامیده می‌شود. مسئله جایابی شامل قرار دادن تعدادی بلوک به نحوی است که یک تابع هدف که عمدتاً مجموع طول اتصالات است حداقل شود. ورودی این مسئله، مشخصه طرح موجود می‌باشد. این مشخصه بصورت یک نت‌لیست از اتصالات میان بلوک‌ها است که اغلب به شکل ماتریسی بیان می‌شود. این

## ۵. اوتوماتای یادگیر سلولی دارای ورودی

در این بخش به معرفی نوع جدیدی از اوتوماتای یادگیر سلولی می‌پردازیم. در این نوع اوتوماتای یادگیر سلولی، مفهوم ورودی که معادل با تاثیر یک عامل خارجی بر روی اوتوماتا می‌باشد ارائه شده است. همچنین می‌توان از شعاع همسایگی متغیر در اوتوماتای یادگیر سلولی استفاده کرد. در اوتوماتای 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 اوتوماتای یادگیر سلولی با ورودی خواهیم داشت در ادامه مفهوم همسایگی با شعاع متغیر در اوتوماتای یادگیر سلولی را معرفی می‌کنیم.

## ۶-۲. اوتوماتای یادگیر سلولی دارای ورودی

در یک اوتوماتای یادگیر سلولی استاندارد، مبنی بر عمل انجام شده توسط هر سلول و همسایه‌های آن و نیز قانون محلی حاکم بر اوتوماتای یادگیر سلولی وضعيت سلول‌ها بروز می‌شود. تعیین وضعيت هر سلول به وسیله اوتوماتای یادگیر موجود در آن تعیین می‌شود. در اوتوماتای 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 اوتوماتا می‌باشد در انجام این انتخاب موثر خواهد بود. میزان این تاثیر می‌تواند در کاربردهای مختلف متفاوت باشد. بنابراین یک اوتوماتای یادگیر سلولی دارای ورودی را می‌توان به صورت شش تایی  $< L, V, Q, \Omega, \Phi, I >$  بیان نمود. در مورد پنج تایی اول در بخش ۴ توضیحات کافی ارائه شد.  $\{I_1, I_2, \dots, I_n\} = I$  مجموعه ورودی‌های اوتوماتای یادگیر سلولی است.

در اوتوماتای 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. اوتوماتای یادگیر مورد استفاده در این سلول‌ها می‌تواند دارای ساختار ثابت(مانند  $L_{N,2}$ ) یا ساختار متغیر(مانند  $L_{RP}$ ) باشد.

## ۶-۳. اوتوماتای یادگیر سلولی با شعاع همسایگی متغیر

تغییر دیگری که در اوتوماتای یادگیر استاندارد به وجود آمده و در این مقاله ارائه می‌شود، استفاده از شعاع همسایگی متغیر در طول فرآیند یادگیری است. در یک اوتوماتای یادگیر سلولی، انتخاب وضعیت اولیه سلول‌ها، معمولاً به صورت تصادفی انجام می‌شود و در ادامه فرآیند، سلول‌ها به شکل همگام، عمل جدید

فاصله اقلیدسی کمتری نسبت به یکدیگر باشد. تعین بردارهای فاصله در [17] با روش مقیاس‌بندی چند بعدی<sup>۱۰</sup> انجام شده است. در روش مقیاس‌بندی چند بعدی، برای تعدادی نقطه که فواصل آنها مخصوص شده باشد، یک فضای حداقل ابعاد معکن 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 بهم‌دیگر 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 نظرمی‌گیریم. بایستی رابطه زیر برقرار باشد:

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

یعنی اگر میزان اتصالات بین دو سلول  $i$  و  $j$  ( $C_{ij}$ ) بیشتر از میزان اتصالات بین سلول‌های تو  $k$  ( $C_{ik}$ ) 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 تعین مختصات تعدادی نقطه در فضای بر حسب فواصل دوبعدی آنها فراهم می‌شود. با توجه به اینکه اتصالات بین دوبعدی 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 فضای 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 تو  $i$  و  $j$  فاصله بین سلول‌های تو  $i$  باشد:

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

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 اتوماتیک یادگیر سلولی منعکس کنیم در این صورت قادر به حل مساله جایابی خواهیم بود. در

ماتریس تحت عنوان ماتریس اتصالات<sup>۱۱</sup> نامیده می‌شود. در طراحی مدارهای مجتمع یکی از سبک‌های طراحی موجود، سبک آرایه گیت<sup>۱۲</sup> می‌باشد. در این سبک طراحی، چیز 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. بنا بر این در این نوع سبک طراحی مدار، مسئله جایابی شامل تخصیص بهینه مجموعه‌ای از بلوک‌های منطقی مدار به مجموعه‌ای از شکاف‌ها (سلول‌های آرایه گیت) در یک فضای دو بعدی است.

مسئله جایابی از نوع مسائل دشوار می‌باشد که با پیجیدگی زمانی چند جمله‌ای قابل حل نیست و بهمین دلیل الگوریتم‌های تقریبی متعددی برای حل آن پیشنهاد شده است. روش‌های مبتنی بر شبیه‌سازی رویدادهای طبیعی از قبیل (SA)Simulated annealing و الگوریتم زنیک از جمله روش‌هایی هستند که برای حل مسئله 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 هابفیلد و کوهونن برای حل این مسئله پیشنهاد شده است. اصولاً استفاده از شبکه عصبی به علت برخورداری آن از ساختار موazی می‌تواند امکان حل مسئله جایابی را در زمان کمتری فراهم نماید [17]. یکی از مهمترین اهداف در مسئله جایابی، کاهش مجموع طول اتصالات می‌باشد. کاهش طول اتصالات میان بلوکها به معنی کاهش تاخیر مدار و افزایش کارآئی آن است. کاهش طول اتصالات زمانی تحقق می‌باشد که بلوک‌هایی با اتصالات بیشتر، با فاصله کمتری نسبت به هم قرار گیرند.

در این بخش یک روش برای حل مسئله 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 مسئله جایابی در نظر گرفته ایم تحقق یابد، بایستی بلوک‌هایی از مدار که دارای قدرت اتصالاتی بیشتری هستند، حتی الامکان به هم نزدیک‌تر شوند. برای این منظور روشی را برای حل مسئله 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 روش مشابه با روش [16] که توسط SahebZamani و Hellestrand ارائه شده است، برای محاسبه بردارهای ورودی استفاده می‌کنیم. در این روش از بردارهای فاصله<sup>۱۳</sup> و شبکه خودسازمانده<sup>۱۴</sup> استفاده شده است و متناظر با هر بلوک یک بردار فاصله محاسبه می‌شود. بردارهای فاصله بر اساس اتصالات میان بلوک‌ها تعیین می‌شوند. برای اتصالاتی کمتری دارند، بردارهای فاصله به گونه‌ای محاسبه می‌شوند که دارای

دربافت پاداش، احتمال انتخاب عمل  $\eta$  و مسامیهای آن افزایش یافته و در غیر این صورت کاهش خواهد یافت. الگوریتم یادگیری اتوماتیک یادگیر سلولی در تکرارهای مختلف به ترتیب زیر خواهد بود:

۱. وضعیت اولیه اتوماتیک یادگیر سلولی بطور تصادفی تعین می‌شود (در این مرحله بردارهای احتمال اولیه مقداردهی می‌شوند). شاعع همسایگی نیز در ابتدای فرآیند در بر گیرنده 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 تعین می‌شود. بنابراین با توجه به اینکه هر بردار ورودی متناظر با یکی از عمل‌ها است، بردارهای  $D_j$  متناظر با سلول از تعین می‌شود.

۴. مقدار پارامتر حد آستانه تعین 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 و به بقیه سلول‌ها جریمه داده می‌شود. در غیر این صورت سلول  $i$  و سلول‌های همسایه آن جریمه دریافت کرده و بقیه سلول‌ها پاداش دربافت می‌کنند.

۶. وضعیت هر سلول بر اساس پاداش یا جریمه دریافت شده، مطابق با  $L_{REP}$  بروز رسانی می‌شود.

۷. یک همسایگی جدید برای سلول‌ها تعریف می‌شود (شعاع همسایگی در طول فرآیند کاهش می‌یابد). مقدار پارامتر  $\eta$  نیز در  $L_{REP}$  مرباً کاهش می‌یابد.

۸. مراحل ۲ الی ۷ تا زمانی که اتوماتاشی یادگیر سلولی به وضعیت پایدار (بدون تغییر یا با حداقل تغییر در وضعیت سلول‌ها) نرسیده است، تکرار می‌شوند.

فرض می‌کیم 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 اتوماتیک یادگیر سلولی یک بردار احتمال خواهد داشت. به این ترتیب زمانی که یک سلول عمل  $\eta$  را انتخاب می‌کند، به متنه این خواهد بود که حساسیت آن نسبت به ورودی  $\eta$  بیشتر است. احتمال انتخاب این عمل طبق الگوریتم یادگیری در ان سلول و قانون تعریف شده بروز خواهد شد. قانون محلی (این قانون تعین می‌کند که آیا عمل انتخاب شده توسط یک اتومات در یک سلول باستی 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 اتوماتیک 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 تغییر فرض شده است. در تکرارهای اولیه همسایگی هر سلول در برگیرنده تمامی سلول‌های اتوماتیک یادگیر سلولی بوده که به مرور این

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

مرحله دوم (نگاشت مجموعه بردارهای ورودی بر روی مجموعه سلول‌های اتوماتیک یادگیر سلولی): برای حل مسئله جایابی، یک اتوماتیک 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 اتوماتیک یادگیر منتقل شود. به این ترتیب که، هر بردار ورودی را بر روی یکی از سلول‌ها نگاشت می‌کیم. این کار به گونه‌ای انجام می‌شود که بردارهای ورودی با فاصله کمتر بر روی سلول‌هایی نگاشت شوند که از لحظه 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 اتوماتیک یادگیر سلولی دارای ورودی به ترتیب زیر استفاده می‌کنیم.

یک اتوماتیک یادگیر سلولی متناظر با فضای آرایه گیت در نظر می‌گیریم. مثلاً اگر جایابی در یک آرایه گیت  $3 \times 3$  انجام می‌شود، یک اتوماتیک سلولی  $3 \times 3$  را برای جایابی 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. اتوماتیک داخل هر سلول از نوع  $L_{REP}$  است که هر سلول می‌شود. بنابراین برای هر سلول یک بردار احتمال خواهیم داشت که مولفه‌های آن برابر با تعداد بردارهای ورودی (تعداد عمل‌ها) است. مولفه‌های آن این بردار بیانگر احتمال انجام عمل  $\eta$  است. همچنین لازم است که یک قانون محلی برای سلول‌ها تعریف شود. برای رسیدن به هدف اصلی که انکاس و بیزگی‌های بردارهای ورودی بر روی سلول‌های اتومات است، قانون محلی را مطابق با رابطه (۱۲) تعریف می‌کنیم.

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

در این رابطه  $V_i$  مجموعه همسایه‌های سلول  $i$  به انضمام خود سلول،  $D_j$  بردار ورودی زام و  $A_k$  یانگر عمل انتخاب شده توسط سلول  $k$  است (در واقع  $A_k$  یانگر بردار فاصله  $D_k$  است). بر اساس رابطه فوق هر سلول  $i$  از مجموعه سلول‌های اتوماتیک یادگیر سلولی که عمل  $A_i$  را انتخاب کرده است، اگر مجموع فاصله اقلیدسی بردار ورودی  $i$  از بردارهای انتخاب شده توسط سلول  $i$  و نامی همسایه‌های آن، کمتر از مقدار حد آستانه مشخص باشد، به سلول  $i$  پاداش داده شده و در غیر این صورت سلول  $i$  جریمه خواهد شد. مقدار حد آستانه بر مبنای ماکریم فاصله ممکن بین هر سلول و سلول‌های همسایه آن تعین می‌شود. مقدار آن در حدود  $75/75$  مکریم بوده و در طول فرآیند به تدریج کاهش می‌یابد. با دریافت پاداش یا جریمه، وضعیت هر سلول بر اساس الگوریتم  $L_{REP}$  تعین می‌شود. در صورت

میاش. همانگونه که قبل اشاره شد مقادیر دو پارامتر  $a$  و  $b$  در کارآبی الگوریتم  $L_{ROP}$  نقش مهمی را ایفا می‌کند. بطور کلی، سرعت همگرایی و کیفیت پاسخ‌های حاصل تا حد زیادی وابسته به این دو پارامتر می‌باشد و باستی در تعیین آن دقت کافی برکار بوده شود و گرنه یا تغییراتی در اتوماتای یادگیر سلولی مشاهده نشده یا همگرایی به کنندی صورت خواهد گرفت. بر اساس آزمایش‌ها، مقادیر مناسب برای  $a$  از  $0.1$  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 برگیرنده 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 نزهات متغیری می‌تواند انجام شود که در پیاده‌سازی انجام شده بصورت غیرخطی بوده است. مقدار پارامتر  $a$  را نیز بطور غیرخطی از  $0.9$  به سمت مقدار نزدیک به صفر کاهش داده‌ایم و مقدار پارامتر  $b$  را برابر با مقدار ثابت  $0.01$  بروزگزیده‌ایم. در جدول ۱ نتایج آزمایش‌های انجام شده را بهمراه 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 مسئله جایابی با اتوماتای یادگیر سلولی تغییر بافت که در آن مفهوم همسایگی متغیر نیز در نظر گرفته شده مورد توجه بوده است. برای حل این مسئله 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 جهت گیری خاصی را برای انتخاب ورودیها نداشته باشند. انتخاب بردارهای فاصله (محاسبه مداری) که جایابی آن انجام می‌شود صورت می‌گیرد. بردارهای فاصله (محاسبه شده با روش مقیاس‌بندی چند بعدی) به عنوان بردار ورودی بر اساس 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 شیاهت ورودی به عمل انجام شده توسط هر سلول و همسایه‌های آن باعث دادن پاداش به یک سلول می‌شود. این نحوه یادگیری باعث می‌شود

همسايگي کاهش می‌باشد. همسایگی را می‌توان به اشكال مختلف در نظر گرفت. کاهش شعاع همسایگی می‌تواند با نزههای متفاوت (خطی یا غیرخطی) صورت گیرد با تکرار فرآيند فوق هر سلول در اتوماتای یادگیر سلولی باستی بتواند عمل متناظر با يك از وروديهای انتخاب نماید. بدین ترتیب نگاشت فضای ورودی به فضای سلول‌های اتوماتای یادگیر سلولی که به شکل يك آرایه دو بعدی در نظر گرفته شده است صورت می‌گیرد. تضمین اینکه سلول‌های نزدیک به هم، انتخاب گننده ورودیهای مشابه هستند قانون محلی حاکم بر اتوماتای سلولی می‌باشد. فرآیند فوق تا رسیدن به يك وضعیت ثابت (تا زمانی که تغییرات در بردار احتمالات اتوماتا به حداقل برسد) ادامه خواهد یافت. بردار احتمال هر سلول نشان میدهد که آن سلول با بردار فاصله متناظر است. هر بردار فاصله يانگر يك سلول از مسئله جایابی است. شبه کد مربوط به مراحل مختلف فرآیند آموزش اتوماتای یادگیر در شکل ۵ آمده است. سعی می‌شود که در يشتر تکرارها همسایگی سلول‌ها مطابق با شکل ۴، در برگیرنده 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] [17]. مثال اول شامل ۱۰ سلول با اتصالات باينری است. بهترین مجموع طول اتصالات برای این مثال ۲۰ است (مطابق شکل ۶). ناحیه جایابی نیز شامل يك آرایه ۱۰x۱۰ است. مثال دوم به نام HB9 يك مش ۳x۳ است که اتصالات آن از نوع باينری است. مجموع طول سیم در يك ناحیه جایابی ۳x۳، در بهترین حالت ۱۲ است. نمونه آزمایشی سوم حالت غیر باينری از نمونه آزمایشی دوم است. در شکل ۷ این نمونه آزمایشی را مشاهده می‌کنید. مثال بعد نیز يك مش ۵x۵ (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 يکار گرفته شده‌اند. در مثال اول، تعداد ۱۰ بردار فاصله بدست آمده است. اتوماتای یادگیر سلولی به عنوان بردارهای یادگیر سلولی به عنوان بردارهای ورودی يکار گرفته شده است. اتوماتای یادگیر سلولی به عنوان بردارهای ورودی يکار گرفته شده است. اتعداد ۱۰ بردار فاصله بدست آمده است. اتوماتای یادگیر سلولی به عنوان بردارهای یادگیر سلولی به عنوان بردارهای ورودی يکار گرفته شده است. این بردارهای احتمال سلول‌ها در ابتدای یادگیری، بطور تصادفی مقادیری 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

[۱۱] میدی محمد رضا، بیگی، حمید و طاهر خانی، مسعود، "اتوماتای یادگیر سلولی و کاربرد آن در پردازش تصاویر"، مجموعه مقالات اولین کنفرانس ریاضیات و ارتباطات، مرکز تحقیقات مخابرات، مهر ۱۳۷۹.

[۱۲] خوارزمی، محمد رضا و میدی، محمد رضا، "بازیاتی تصاویر توسط اتوماتای یادگیر سلولی"، مجموعه مقالات اولین کنفرانس ریاضیات و ارتباطات، مرکز تحقیقات مخابرات، مهر ۱۳۷۹.

[۱۳] میدی، محمد رضا و خسته، محمد رضا، "کاربرد اتوماتای یادگیر سلولی در مدل کردن شبکه های نجارت"، مجموعه مقالات هشتمین کنفرانس انجمن کامپیوتر ایران، دانشگاه اصفهان، صفحات ۲۸۴-۲۹۵، اسفند ۱۳۷۹.

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

[۱۵] 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.

[۱۶] 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.

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

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

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

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

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

[۲۲] طاهر خانی، مسعود، مطالعه و بررسی اتوماتای یادگیر سلولی یعنوان و سلیه ای برای مدل کردن سیستمهای ترکارشناسی 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 نزدیکتر هستند نگاشت شوند. استفاده از اتوماتای یادگیر سلولی که ذاتاً دارای ساختار موازی است می تواند مساله جایابی را با زمان کمتری نسبت به روش هایی مانند SA که از جمله موقترين روشها می باشد حل کند.

## مراجع

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

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

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

[۴] خوارزمی، محمد رضا و میدی، محمد رضا، "قطعه بندی تصاویر توسط اتوماتای یادگیر سلولی"، مجموعه مقالات هشتمین کنفرانس برق، دانشگاه تبریز، دانشکده فنی، اردیبهشت ۱۳۸۱.

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

[۶] 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.

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

[۸] میدی محمد رضا، بیگی، حمید و طاهر خانی، مسعود، "اتوماتای یادگیر سلولی و کاربردهای آن" ، گزارش فنی، دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، ۱۳۷۹.

[۹] میدی محمد رضا و طاهر خانی، 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.

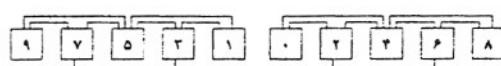
[۱۰] میدی محمد رضا، بیگی، حمید و طاهر خانی، مسعود، "اتوماتای یادگیر سلولی" ، مجموعه مقالات هشتمین کنفرانس انجمن کامپیوتر ایران، دانشگاه اصفهان، صفحات ۱۶۳-۱۵۳، اسفند ۱۳۷۹.

```

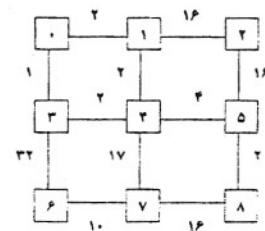
Init CLA; /*initialization of probabilistic vectors
Make Actions of cells;
While changes exist in CLA
begin
    Select randomly an input vector;
    Determine Distance of actions from input vector(Dissimilarity of cells with input vector);
    Determine reward or penalty of cells
    Compute new probabilistic vectors;
    Make new actions of cells
    Compute new values for parametr a and b in LR&P;
    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 سلوول (جایابی بهینه)



شکل ۸: مثال غیرباینری HNB9

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

Optimal	Persky مسابگی متغیر	CLA با ورودی و خروجی	CLA با ورودی	MDS Based	Genetic	Kim	SA	SH	الگوریتم
		نمونه آزمایشی							
۲۰	۲۰.۷	۲۱.۵	۲۰.۳	۲۰	۲۰	۲۰	۲۱.۸	۲۱.۸	Persky
۱۲	۱۲.۵	۱۳	۱۲.۱	۱۵	۱۹.۱	۱۳	۱۷.۹	۱۷.۹	HB9
۱۰	۱۵.۸	۱۶.۸	۱۶.۳	۱۴.۰.۵	۱۷.۹	۱۲.۹	۱۷.۰	۱۷.۰	HNB9
۴۰	۴۸	۵۷	۴۴.۹	۹۱	۸۳	۵۰	۹۰.۷	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 Pealty
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