

یک الگوریتم مبتنی بر اتوماتای یادگیر سلولی برای تخصیص ایستای کانال در شبکه های سیار سلولی

محمد رضا میبدی

سید علیرضا متولیان

آزمایشگاه سیستمهای نرم افزاری

دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات

دانشگاه صنعتی امیرکبیر

تهران ایران

(motevalian, meybodi)@ce.aut.ac.ir

رادیویی سلولی، بطوریکه محدودیتهای سازگاری الکترومغناطیسی^۲، رعایت گردد. محدودیتهای سازگاری عبارتند از:

- **محدودیت هم کانالی**^۳: یک فرکانس معین را نمی توان بطور همزمان به برخی از سلولهای رادیویی معین تخصیص داد.
- **محدودیت کانال همسایه**^۴: فرکانس های همسایه در محدوده فرکانس را نمی توان بطور همزمان به دو سلول مجاور از شبکه، تخصیص داد.
- **محدودیت هم سلولی**: هر زوج فرکانس تخصیص داده شده به یک سلول رادیویی باید فاصله معینی از یکدیگر در محدوده فرکانس، داشته باشند.

روشهای تخصیص کانال به دو گروه عمده تقسیم می شوند. تخصیص ایستای کانال (SCA)^۵ یا تخصیص ثابت کانال (FCA)^۶ و تخصیص پویای کانال (DCA)^۷. در تخصیص ایستای کانال ابتدا ترافیک آتی پیش‌بینی می‌شود، و سپس تخصیص بگونه‌ای صورت می‌گیرد که نیاز ترافیکی آینده نزدیک را براورده کند. در این روش تخصیص کانال به سلولها یکبار صورت می‌گیرد و سپس ثابت باقی می‌ماند. در روشهای تخصیص پویای کانال الگوی تخصیص کانالها با تغییر ترافیک تغییر می‌کند.

تامورا و همکارانش در [16] نشان داده‌اند که مسئله تخصیص ایستای کانال معادل مسئله رنگ‌امیزی گراف تعیین‌یافته^۸ می‌باشد. با توجه به NP-Hard بودن مسئله رنگ‌امیزی گراف، مسئله SCA نیز

چکیده: مسئله تخصیص کانال یکی از کلیدی‌ترین مسائل در طراحی شبکه‌های سیار سلولی می‌باشد. مسئله تخصیص کانال در زمرة مسائل NP-Complete بوده و به همین دلیل راه حل‌های مکائنهای متعددی به منظور دستیابی به راه حل‌های نزدیک به بهینه برای آن گزارش شده است. در این مقاله الگوریتمی مبتنی بر اتوماتای یادگیر سلولی برای حل این مسئله ارائه می‌گردد. مسئله تخصیص ایستای کانال ابتدا به مسئله بزرگترین مجموعه مستقل گراف تداخل تبدیل می‌شود و سپس مسئله بزرگترین مجموعه مستقل گراف با استفاده از اتوماتای یادگیر سلولی حل می‌گردد. نتایج آزمایشها نشان داده است که نه تنها سرعت الگوریتم از سرعت سریعترین الگوریتمی که تاکنون گزارش شده بیشتر است، بلکه پاسخهای تولیدی نیز از کیفیت بالایی برخوردار است.

کلمات کلیدی: تخصیص کانال، اتوماتای یادگیر، اتوماتای یادگیر سلولی، بزرگترین مجموعه مستقل.

۱- مقدمه

در سالهای اخیر تقاضا برای سرویسهای تلفن موبایل به شدت در حال رشد بوده است. اما از سوی دیگر، محدودیتهای شدیدی الکترومغناطیسی تخصیص یافته به این سرویسهای محدودیتهای شدیدی را بر اندازه و کارایی این شبکه‌ها اعمال می‌نماید. با توجه به رقابت‌های شدید در عرصه صنعت مخابرات رادیویی سلولی، استفاده بهینه از طیف الکترومغناطیسی موجود، جهت تأمین سرویسهای با کیفیت بالا و در عین حال اقتصادی، از مزایهای اساسی در طراحی چنین شبکه‌ای می‌باشد. همین امر، حل مسئله تخصیص کانال^۹ را به یکی از مهمترین مسائل در طراحی این شبکه‌های تبدیل نموده است. مسئله تخصیص کانال، عبارتست از تخصیص بهینه کانالها یا فرکانسها به هر سلول شبکه

² Compatibility Constraints

³ Co-Channel Constraint

⁴ Adjacent Channel Constraint

⁵ Static Channel Assignment

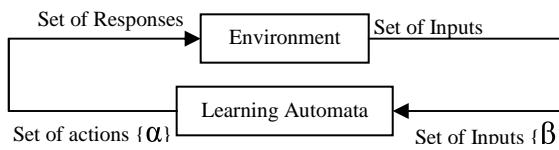
⁶ Fixed Channel Assignment

⁷ Dynamic Channel Assignment

⁸ Generalized Graph Coloring Problem

⁹ Channel Assignment Problem

اتوماتای یادگیر بر اساس این پاسخ عمل خود را برای مرحله بعد انتخاب می‌کند. اتوماتاهای یادگیر به دو دسته عمده اتوماتای یادگیر با ساختار ثابت و اتوماتای یادگیر با ساختار متغیر تقسیم می‌شوند.



شکل ۱) ارتباط بین اتوماتای یادگیر و محیط

محیط: محیط را می‌توان توسط سه تایی $E \equiv \{\alpha, \beta, c\}$ تعریف نمود که در آن $\alpha \equiv \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r\}$ مجموعه ورودیها، $c \equiv \{c_1, c_2, \dots, c_r\}$ مجموعه احتمالهای جریمه شدن می‌باشد. هرگاه β_i دو مقداری باشد، محیط از نوع P می‌باشد. در چنین محیطی $\beta_i = 1$ به عنوان جریمه و $\beta_i = 0$ به عنوان پاداش در نظر گرفته می‌شود. در محیط از نوع Q، $\beta_i(n)$ می‌تواند بطور گسته‌یکی از مقادیر محدود در فاصله [0,1] را اختیار کند و در محیط از نوع S، $\beta_i(n)$ متغیر تصادفی در فاصله [0,1] است، یعنی $\beta_i(n) \in [0,1] \cdot c_i$. احتمال اینکه عمل نتیجه نامطلوب داشته باشد می‌باشد. در یک محیط پایدار مقادیر α_i بدون تغییر باقی می‌ماند. حال آنکه در یک محیط ناپایدار این مقادیر در طی زمان تغییر می‌کنند. شکل ۱ ارتباط بین اتوماتای یادگیر و محیط را نشان می‌دهد. اتوماتاهای یادگیر به دو گروه عمده اتوماتاهای یادگیر با ساختار ثابت و اتوماتاهای یادگیر با ساختار متغیر تقسیم می‌شوند. در ادامه اتوماتاهای یادگیر با ساختار متغیر که در این مقاله از آنها استفاده شده است شرح داده می‌شود.

اتوماتای یادگیر با ساختار متغیر: اتوماتای یادگیر با ساختار متغیر توسط ۵ تایی $LA \equiv \{\alpha, \beta, p, T, c\}$ که در آن $\alpha \equiv \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r\}$ مجموعه عمل‌های اتومات، $\beta \equiv \{\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_r\}$ مجموعه ورودیهای اتومات، $p \equiv \{p_1, p_2, \dots, p_r\}$ بردار احتمال انتخاب عمل، $T \equiv T[\alpha(n), \beta(n), p(n)]$ الگوریتم یادگیری و $c \equiv \{c_1, c_2, \dots, c_r\}$ مجموعه احتمالهای جریمه شدن می‌باشد. در این نوع از اتوماتاهای، اگر عمل α_i در مرحله n ام انتخاب شود و پاسخ مطلوب از محیط دریافت نماید، احتمال $(n)p_i$ افزایش و سایر احتمالها کاهش می‌یابند. برای پاسخ نامطلوب $(n)p_i$ کاهش و سایر احتمالها افزایش می‌یابند. در هر حال، تغییرات بگونه‌ای صورت می‌پذیرد که حاصل جمع $(n)p_i$ ها همواره ثابت و مساوی یک باقی بماند. الگوریتم زیر یک نمونه از الگوریتمهای یادگیری خطی می‌باشد:

الف- پاسخ مطلوب:

$$p_i(n+1) = p_i(n) + a[1 - p_i(n)] \\ p_j(n+1) = (1 - a)p_j(n) \quad \forall j, j \neq i$$

ب- پاسخ نامطلوب:

NP_Hard می‌باشد و به همین دلیل الگوریتمهای مکاشفه‌ای متعددی برای رسیدن به پاسخهای نزدیک به بهینه برای حل مسأله SCA گزارش شده است.

کانز برای اولین بار از شبکه هاپفیلد برای حل مسأله SCA استفاده کرد [7][8]. فونابیکی و همکارانش نیز یک الگوریتم موازی مبتنی بر شبکه هاپفیلد ارائه دادند که می‌توانست مسأله‌های نمونه با اندازه‌های مختلف را با داشتن تعداد معینی پردازنده، در مدت زمانی تقریباً ثابت حل نماید [6]. افراد بسیار دیگری نیز روش‌هایی را بر مبنای شبکه‌های عصبی ارائه داده‌اند که عمدهاً همان روش کانز با تغییرات اندکی جهت افزایش کارایی می‌باشند و عموماً بهبود قابل توجهی نسبت به روش کانز ندارند [9]. برگر در [3] از شبکه‌های عصبی هاپفیلد با وزنهای منفی برای حل مسأله SCA استفاده نمود. او بجای برخورد با این مسأله در قالب مسأله رنگ‌آمیزی گراف، با معرفی گراف تداخل نشان داد که مسأله SCA به مسأله بزرگترین مجموعه مستقل (MIS)^۹ بروی این گراف تبدیل می‌گردد. اسمیت یک روش جدید ارائه نمود که ترکیبی بود از شبکه عصبی هاپفیلد و تابکاری فلزات^{۱۰} [15]. تابکاری فلزات [5] و الگوریتمهای ژنتیکی [4][1][13][14] نیز رهیافتهای بهینه‌سازی دیگری هستند برای حل مسأله SCA مورد استفاده قرار گرفته‌اند.

در این مقاله الگوریتمی مبتنی بر اتوماتای یادگیر سلولی برای حل مسأله تخصیص ایستای کانال پیشنهاد می‌گردد. مسأله تخصیص ایستای کانال ابتدء به مسأله بزرگترین مجموعه مستقل گراف تداخل تبدیل می‌شود و سپس مسأله بزرگترین مجموعه مستقل گراف با استفاده از اتوماتای یادگیر سلولی حل می‌گردد. نتایج آزمایشها نشان داده است که الگوریتم پیشنهادی علاوه بر تولید پاسخهای با کیفیت بالا از سرعت بالایی نیز برخوردار است. آزمایشها نشان داده است که سرعت الگوریتم پیشنهادی از سرعت سریعترین الگوریتمی که تاکنون برای حل مسأله تخصیص ایستای کانال گزارش شده است بیشتر است ادامه مقاله بدین صورت سازماندهی شده است. در بخش‌های ۲ و ۳ اتوماتاهای یادگیر و اتوماتای یادگیر سلولی بطور خلاصه معرفی می‌گردد. سپس در بخش ۴، گراف تداخل و چگونگی تبدیل مسأله SCA به مسأله بزرگترین مجموعه مستقل شرح داده می‌شود. در بخش ۵ الگوریتم پیشنهادی ارائه می‌گردد و در بخش ۶ نتایج آزمایشها آمده است. بخش نهایی نتیجه‌گیری می‌باشد.

۲- اتوماتای یادگیر

یک اتوماتای یادگیر یک مدل انتزاعی است که تعداد محدودی عمل را می‌تواند انجام دهد. هر عمل انتخاب شده توسط یک محیط احتمالی ارزیابی می‌گردد و پاسخی به اتوماتای یادگیر داده می‌شود.

⁹ Maximum Independent Set

¹⁰ Simulated Annealing

۴- گراف تداخل و تبدیل تخصیص کانال به بزرگترین مجموعه مستقل

برگ اولین بار در [3] گراف تداخل را معرفی نمود و نشان داد که مسئله SCA به مسئله یافتن بزرگترین مجموعه مستقل این گراف قابل تبدیل می‌باشد. مسئله یافتن بزرگترین مجموعه مستقل یک گراف عبارتست از یافتن بزرگترین مجموعه از نودهای گراف، بطوریکه هیچ دو عضوی از این مجموعه توسط یالی بهم متصل نباشند. فرض کنید، تعداد کانالهای مورد درخواست سلولها با بردار $D = (d_i)_{i=1}^n$ نشان داده شود که در آن d_i تعداد کانالهای مورد درخواست سلول z_i و n تعداد کل سلولها می‌باشد. در این صورت، تعداد کل درخواستها با $\hat{d} = \sum_{i=1}^n d_i$ نشان داده می‌شود. تعداد کل کانالهای موجود نیز برابر k بوده و با اعداد صحیح 1 تا k نشان داده می‌شوند.

برای استفاده بهینه از طیف رادیویی، کانال تخصیص داده شده به سلول z_j را می‌توان در صورتیکه محدودیتهای تداخل- که تضمین کننده کیفیت قابل قبول ارتباط هستند- رعایت شوند، به درخواستهای سلول z_j نیز مجدداً تخصیص داد. برای فرمول بندی محدودیتهای مسئله از ماتریس سازگاری^{۱۲} ($C_{ij} = c_{ij}$) استفاده می‌شود که در آن $c_{ij} = 0$ بدين معنی است که کانال تخصیص داده شده در z_i را می‌توان در z_j نیز مجدداً استفاده نمود(محدودیت هم کانالی). اگر $c_{ij} > 0$ باشد، این مقدار بیانگر حداقل فاصله مورد نیاز میان کانالهای تخصیص یافته به سلولهای z_i و z_j می‌باشد(محدودیتهای کانال همسایه و همسلولی). برای مشخص نمودن سلولهای که تماس ز \hat{d} (در آن ایجاد شده است از نماد $[j]$ استفاده می‌کنیم.

مجموعه V شامل رأسهای v_i^x است که در آن $[1:k] \ni i$ و $x \in [1:\hat{d}]$ می‌باشد. دو رأس v_i^x و v_j^y در $[1:k]$ و $y \in [1:\hat{d}]$ در گراف تداخل(G_p) توسط یک یال بهم متصل می‌شوند، اگر و فقط اگر حداقل یکی از شرایط زیر صادق باشد:

1. $x = y \wedge i \neq j$
2. $x \neq y \wedge |i - j| < C_{cell[x], cell[y]}$

نتیجه این تعریف اینست که به ازاء هر درخواست $x \in [1:\hat{d}]$

یک گراف کامل ایجاد می‌شود. رأسهای v_i^x و v_j^y به یکدیگر متصل هستند اگر و فقط اگر فاصله میان کانالهای i و j کوچکتر از مقدار مشخص شده در ماتریس سازگاری باشد.

فرض کنید $K_k^x = (V, E)$ ها گرافهای کامل به ازاء تمام $x \in [1:\hat{d}]$ ها باشند که در آن

$$\begin{aligned} p_i(n+1) &= (1-b)p_i(n) \\ p_j(n+1) &= \frac{b}{r-1} + (1-b)p_j(n) \end{aligned} \quad \forall j, j \neq i$$

در روابط فوق، a پارامتر پاداش و b پارامتر جریمه می‌باشد. با توجه به مقادیر a و b سه حالت را می‌توان در نظر گرفت. اگر a و b با هم برابر باشند الگوریتم را L_{RP} ، چنانچه b از a خیلی کوچکتر باشد الگوریتم را L_{REP} و اگر b صفر باشد الگوریتم را L_{RI} می‌گویند. برای اطلاعات بیشتر درباره اتماتاهای یادگیر می‌توان [12] مراجعه کرد.

۳- اتماتای یادگیر سلولی^{۱۱} (CLA)

اتماتای یادگیر سلولی، مدلی ریاضی برای سیستم‌هایی است که از اجزاء ساده‌ای تشکیل شده‌اند و رفتار هر جزء براساس رفتار همسایگانش و نیز تجربیات گذشته‌اش تعیین و اصلاح می‌شود. اجزاء ساده تشکیل دهنده این مدل، از طریق تعامل با یکدیگر می‌توانند رفتار پیچیده‌ای را از خود نشان دهند. هر اتماتای یادگیر سلولی، از یک اتماتای سلولی تشکیل شده است که هر سلول در آن به یک اتماتای یادگیر مجهز می‌باشد که حالت فعلی این سلول را مشخص می‌کند. مانند اتماتای سلولی، قانونی محلی در محیط حاکم است که تعیین می‌کند که آیا عمل انتخاب شده توسط یک اتماتا در یک سلول باستانی پاداش داده شود و یا جریمه گردد. عمل جریمه گردد، پاداش دادن منجر به بروز درآوردن ساختار CLA به منظور نیل به یک هدف مشخص می‌شود. این مدل برای اولین بار در [11] معرفی گردیده است. این مدل دارای کاربردهای گوناگونی از جمله حل مسایل مشکل، پردازش تصاویر و طراحی مدارهای مجتمع می‌باشد[18][10]. بیگی و میبدی در [2][17] و رستگار و میبدی در [19] این مدل را بطور مفصل مورد مطالعه قرار داده اند.

عملکرد اتماتای یادگیر سلولی به این صورت است که در هر لحظه هر اتماتای یادگیر در اتماتای یادگیر سلولی یک عمل از مجموعه اعمال خود را انتخاب می‌کند. عمل انتخاب شده با توجه به اعمال انتخاب شده توسط سلولهای همسایه و قانون حاکم بر اتماتای یادگیر سلولی پاداش گرفته و یا جریمه شده است، اتماتا رفتار خود را انتخاب شده پاداش گرفته و یا جریمه شده است، اتماتا رفتار خود را تصحیح کرده و از این طریق ساختار داخلی خود را بروز می‌کند. بعد از بروز درآوردن، هر اتماتای یادگیر در اتماتای یادگیر سلولی دوباره یک عمل از مجموعه اعمال خود را انتخاب کرده و انجام می‌دهد. فرآیند انتخاب عمل و دادن پاداش و یا جریمه تا زمانیکه سیستم به وضعیت پایدار برسد و یا یک معیار از قبل تعریف شده‌ای برقرار شود، ادامه می‌یابد. عمل بهنگام‌سازی ساختار اتماتاهای موجود در اتماتای یادگیر سلولی توسط الگوریتم یادگیری انجام می‌شود.

¹² Compatibility Matrix

¹¹ Cellular Learning Automata

$$\forall i \in A, \beta_i(t) = \begin{cases} 1 & \text{if } \forall j \in A, j \neq i : (\alpha_i(t) = \alpha_j(t)) \vee ((\alpha_i(t), \alpha_j(t)) \in E) \\ 0 & \text{Otherwise} \end{cases}$$

که ۱ به معنی مطلوب بودن و ۰ به معنی نامطلوب بودن نتیجه عمل می‌باشد. براساس این پاسخ و برطبق الگوریتم یادگیری L_{RI} اتوماتای یادگیر در یک نو، بردار احتمال انتخاب اعمال خود را بروز نماید. با توجه به توضیحات فوق شبیه کد الگوریتم بدین شرح است:

```

Initialize a CLA with  $m$  LA's each with  $n$  actions
For each LA  $i$  in CLA Do In Parallel
  For  $j = 1$  To  $n$  Do
     $p_{ij} = 1/n$ 
  End For
  Select action  $\alpha_i$  according to the Action Probability Vector  $P_i$ 
End For
While(At Least some LA is penalized and MaxSteps has not been exceeded) Do
  For each LA  $i$  in CLA Do In Parallel
    If  $\beta_i(t) = 0$  Then
       $p_{i\alpha_i}(t+1) = p_{i\alpha_i}(t) + a[1 - p_{i\alpha_i}(t)]$ 
      For  $j = 1$  To  $n$ ,  $j \neq \alpha_i$  Do
         $p_{ij}(t+1) = (1-a)p_{ij}(t)$ 
      End For
    End If
  End For
  For each LA  $i$  in CLA Do In Parallel
    Select action  $\alpha_i$  according to the Action Probability Vector  $P_i$ 
  End For
End While
If (MaxSteps has not been Exceeded) Then
  MIS =  $\{\alpha_i | \alpha_i \text{ is the current action of LA } i\}$ 
End If

```

برای بدست آوردن بزرگترین مجموعه مستقل باید الگوریتم را برای مقادیر مختلف m اجرا نماییم. نکته قابل توجه اینست که در گراف تداخل، به ازاء هر ستون (که معادل یک درخواست کانال است) یک گراف کامل داریم که حداقل یکی از اعضای آن می‌تواند در یک مجموعه مستقل قرار بگیرد. بنابراین بزرگترین مجموعه مستقل ممکن در یک گراف تداخل، حداقل \hat{d} خواهد بود. حال می‌توان از جستجوی دودویی استفاده نمود. ابتدا $m = \hat{d}$ را فرض کرده و الگوریتم را برای این مقدار اجرا می‌کنیم. اگر برای این مقدار مجموعه مستقلی بدست آمد که تخصیص کامل صورت گرفته و الگوریتم خاتمه می‌یابد. اما اگر پیدا نشد، $m = \frac{\hat{d}}{2}$ قرار داده و مجدداً الگوریتم اجرا می‌شود. اگر برای این مقدار m مجموعه مستقلی بدست آمد، $m = \frac{\hat{d} + \hat{d}/2}{2}$ و اگر بدست نیامد $m = \frac{1+\hat{d}/2}{2}$ قرار داده شده و الگوریتم اجرا می‌گردد. عمل نصف کردن فاصله و تغییر حدود بالا و پایین جواب را آنقدر تکرار می‌کنیم تا فاصله به صفر برسد. مجموعه مستقل متناظر با بیشترین مقدار m جواب مسئله خواهد بود.

$$V(K_k^x) = \{v_1^x, \dots, v_k^x\}$$

$$E(K_k^x) = \{(v_i^x, v_j^x) | i \neq j \wedge v_i^x, v_j^x \in V(K_k^x)\}$$

با این مفروضات گراف تداخل $G_p = (V, E)$ بصورت زیر تعریف می‌گردد:

$$V(G_p) = \bigcup_{x=1}^{\hat{d}} V(K_k^x)$$

$$E(G_p) = \bigcup_{x=1}^{\hat{d}} E(K_k^x) \cup \bigcup_{x=1}^{\hat{d}} \bigcup_{y=1}^{\hat{d}} \{(v_i^x, v_j^y) | \forall i, j \in [1:k] \wedge v_i^x \in V(K_k^x), v_j^y \in V(K_k^y) : |i-j| < C_{cell[x], cell[y]}\}$$

گراف G_p یک ماتریس $k \times \hat{d}$ از نودهای که در آن هریک از ستون، یک گراف کامل می‌باشند. رأس i از ستون x به رأس j از ستون y متصل است اگر $|i-j| < C_{cell[x], cell[y]}$.

۵- الگوریتم پیشنهادی

الگوریتم پیشنهادی، که در ادامه این بخش به شرح آن می‌پردازیم یک مجموعه مستقل با اندازه m را در گراف تداخل متناظر با مسئله تخصیص کanal پیدا می‌کند. الگوریتم پیشنهادی از یک اتوماتای یادگیر سلولی با m اتوماتای یادگیر که هریک دارای n تعداد رئوس گراف) عمل می‌باشد، استفاده می‌کند. هریک از این عملها متناظر است با یکی از نودهای گراف و انتخاب عمل آن توسط یک اتوماتای یادگیر، معادل است با درج نود متناظر با آن عمل، در مجموعه مستقل. اتوماتاهای یادگیر همگی از نوع L_{RI} می‌باشند. همسایگی اتوماتاهای یادگیر در CLA براساس همسایگی نودهای گراف تعیین می‌شود. دو اتوماتای یادگیر در CLA بایکدیگر همسایه‌اند اگر و فقط اگر در بین نودهای متناظر با عملهای انتخابی آنها در گراف، یالی وجود داشته باشد.

در طول اجرای برنامه هر اتوماتای یادگیر بر طبق بردار احتمال انتخاب اعمال خود، یکی از اعمالش (نودهای گراف) را انتخاب می‌نماید. براساس قوانین تعریف شده برای CLA، مطلوب و یا نامطلوب بودن این عمل تعیین می‌شود. سپس هر اتوماتای یادگیر با توجه به مطلوب و یا نامطلوب بودن نتیجه عمل و برطبق الگوریتم یادگیری L_{RI} بردار احتمال انتخاب عمل خود را بروز می‌نماید. الگوریتم خاتمه می‌یابد اگر کلیه اتوماتاهای یادگیر در CLA پاداش بگیرند (بدین معنی که به جواب مطلوب رسیده‌ایم) و یا تعداد تکارهای الگوریتم از یک حد آستانه فراتر رود که در این صورت الگوریتم در پیدا کردن پاسخ با شکست مواجه شده است.

فرض کنید مجموعه A ، مجموعه اتوماتاهای یادگیر $m = |A|$ ، CLA تعداد آنها و $n = |V|$ تعداد عملهای آنها می‌باشد. اگر مجموعه عملهای هر اتوماتای یادگیر $\{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r\}$ باشد در این صورت (t) $\beta_i(t)$ که پاسخ محیط به عمل انتخاب شده، (t) ، توسط اتوماتای یادگیر t در زمان t می‌باشند به صورت زیر تعریف می‌شود.

ذکر شده است. حداقل فاصله هم سلولی ۲، حداقل فاصله کانالهای همسایه ۱ و فاصله استفاده مجدد ۱ در نظر گرفته شده است. برای هر یک از مسایل فوق، الگوریتم چندین بار اجرا گردید که نتایج حاصل شده در جدول ۲ آمده است. معیار ارزیابی کارایی این الگوریتم نیز همانند سایر الگوریتمهایی که با مسئله SCA در قالب MIS برخورد می‌کنند، کمترین میزان بلاک شدن می‌باشد. در جدول ۲ نتایج بدست آمده از الگوریتم برگر نیز برای مقایسه آورده شده‌اند. در این جدول میانگین نرخ بلاک شدن عبارتست از میانگین تعداد درخواستهای بلاک شده به کل درخواستها و درصد کارایی میانگین عبارتست از میانگین تعداد تماسهای تخصیص یافته به کل درخواستها. همانطور که مشاهده می‌شود، الگوریتم مبتنی بر اتماتای یادگیر سلولی در مقایسه با الگوریتم برگر با توجه به معیار بلاک شدن درخواستها از کارایی بالاتری برخوردار است. نرخ بلاک شدن تماسها برای الگوریتم پیشنهادی حداکثر ۰.۹۸٪ است در حالیکه این مقدار برای الگوریتم برگر در بهترین حالت ۳۴.۴۹٪ می‌باشد.

برای بهبود پاسخ بدست آمده در انتهای هر مرحله و همچنین افزایش سرعت جستجوی دودویی، از یک جستجوی محلی استفاده می‌شود. بدین ترتیب که پس از همگرایی الگوریتم به یک جواب با اندازه m هر یک از رئوسی که توسط CLA در مجموعه مستقل تولید شده، انتخاب نشده‌اند بررسی می‌گردد و در صورتیکه میان این رأس و رئوس موجود در مجموعه مستقل انتخابی هیچ یالی وجود نداشته باشد، این رأس به مجموعه مستقل افزوده می‌گردد.

۶- نتایج پیاده‌سازی

الگوریتم پیشنهادی، برای بردارهای تقاضاهای متفاوت برای مسئله شهر فیلادلفیا، آزمایش گردید. تعداد سلولها در این مسئله ۲۱ می‌باشد. جدول ۱ بردارهای درخواستهای استفاده شده برای شبیه‌سازیها و نیز حداقل تعداد کانالهای لازم برای هر نمونه را نشان می‌دهد [15]. علاوه براین، حداقل تعداد کانالهای مورد نیاز برای هر مسئله نیز در این جدول

جدول ۱: بردارهای درخواستهای مورد آزمایش

مسئله	بردار تقاضا	حداقل تعداد کانالهای مورد نیاز	تعداد کل در خواستها
۱	(1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1)	۳	۲۱
۲	(1, 1, 1, 1, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 1, 1, 2, 2, 2, 2)	۶	۳۵
۳	(1, 1, 1, 1, 2, 3, 2, 3, 3, 3, 2, 1, 1, 3, 2, 2, 2)	۹	۴۱
۴	(1, 1, 1, 1, 2, 3, 3, 3, 4, 4, 4, 2, 3, 3, 2, 2, 3, 2, 2, 3)	۱۱	۵۱
۵	(1, 1, 1, 2, 3, 6, 7, 6, 10, 10, 11, 5, 7, 6, 4, 4, 7, 5, 5, 5, 6)	۲۱	۱۱۲

جدول ۲: میزان بلاک شدن درخواستها برای مسایل مختلف

الگوریتم پیشنهادی						الگوریتم برگر					
مسئله ۱	مسئله ۲	مسئله ۳	مسئله ۴	مسئله ۵	مسئله ۶	مسئله ۱	مسئله ۲	مسئله ۳	مسئله ۴	مسئله ۵	مسئله ۶
میانگین تعداد بلاکها						۵۳	۱۹	۱۴.۴	۱۵.۲	۹.۸	۱۲.۳
میانگین نرخ بلاک شدن(درصد)						۴۷.۳۲	۳۷.۲۵	۳۴.۴۹	۴۳.۴۲	۴۶.۶۷	۱۰.۹۸
درصد کارایی میانگین(درصد)						۵۲.۶۸	۶۲.۷۵	۶۵.۵۱	۵۶.۵۸	۵۳.۳۳	۸۹.۰۲
حداکثر کارایی(درصد)						۵۲.۶۸	۶۴.۷۱	۶۸.۳	۶۰	۵۷.۱۴	۹۱.۰۷
حداقل کارایی(درصد)						۵۲.۶۸	۶۰.۷۸	۶۳.۴۱	۵۱.۴۳	۴۷.۶۲	۸۵.۷۱

گزارش شده می‌باشد اهمیت الگوریتم پیشنهادی بیش از پیش آشکار می‌شود.

جدول ۳: میانگین زمان اجرا بر حسب ثانیه

مسئله ۱	مسئله ۲	مسئله ۳
الگوریتم پیشنهادی	الگوریتم برگر	مسئله ۱

جدول ۳ میانگین زمان واقعی اجرای هریک از الگوریتمها برای مسئله ۵ برروی یک کامپیوتر شخصی با پردازنده Intel Pentium 4، 2.66GHz که براساس پیاده‌سازی نگارنده و با حداقل بهینه‌سازی ممکن بدست آمده‌اند. همانگونه که از این جدول پیداست، سرعت اجرای الگوریتم پیشنهادی در مقایسه با الگوریتم برگر بالاتر می‌باشد. با توجه به اینکه الگوریتم برگر به عنوان یکی از سریعترین الگوریتمهای

۷- نتیجه گیری

در این مقاله الگوریتمی مبتنی بر اتوماتای یادگیر سلولی برای حل مسأله تخصیص ایستای کانال ارائه گردید. مسأله تخصیص ایستای کانال ابتدا به مسأله بزرگترین مجموعه مستقل گراف تداخل تبدیل می شود و سپس مسأله بزرگترین مجموعه مستقل گراف با استفاده از اتوماتای یادگیر سلولی حل می گردد. نتایج آزمایشها نشان داد که الگوریتم پیشنهادی علاوه بر تولید پاسخهای با کیفیت بالا از سرعت بالایی نیز برخوردار است. آزمایشها نشان داد که الگوریتم پیشنهادی از لحاظ سرعت با سریعترین الگوریتمهای گزارش شده برای حل مسأله تخصیص ایستای کانال قابل مقایسه است.

مراجع

- [8] D. Kunz, "Suboptimal solutions obtained by the Hopfield-Tank neural network algorithm"; *Biological Cybernetics*, Vol. 65, pp. 129-133, 1991.
- [9] G. D. Lochtie, "Frequency Channel Assignment using Artificial Neural Networks", in *Proceeding of 8th International Conference on Antennas and Propagation*, Vol. 2, pp. 948-951, Edinburgh, 1993.
- [10] M. R. Meybodi and M. R. Kharazmi, "Cellular Learning Automata and Its Application to Image Processing"; *Journal of Amirkabir*, Vol. 14, No. 56A, pp. 1101-1126, 2004.
- [11] M. R. Meybodi, H. Beigy and M. Taherkhani, "Cellular Learning Automata and Its Applications"; *Journal of Science and Technology*, University of Sharif, No. 25, pp. 54-77, Autumn.Winter 2003-2004.
- [12] K. S. Narendra, M. A. L. Thathachar, "Learning Automata: An Introduction", Prentice-Hall Inc, 1989.
- [13] C. Y. Ngo, V. O. K. Li, "Fixed Channel Assignment in Cellular Radio Networks using a modified Genetic Algorithm"; *IEEE Transactions on Vehicular Technology* 47, 163—171, 1998.
- [14] K. N. Sivarajan and R. J. McEliece, "Channel Assignment in Cellular Radio", *Proceedings IEEE Vehicular Technology Conference*, pp. 846-850, 1989.
- [15] K. Smith, M. Palaniswami, Selected Areas in Communications, "Static and Dynamic Channel Assignment using Neural Networks", *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, Vol 15, Issue: 2 , pp. 238 -249, Feb 1997.
- [16] H. Tamura, M. Sengoku, S. Shinoda and T. Abe, "Channel Assignment Problem in a Cellular Mobile System and a new Coloring Problem of Networks", *IEICE Transactions*, Vol. E 74, No. 10, pp. 2983-2989, 1991.
- [17] H. Beigy and M. R. Meybodi, "Open Synchronous Cellular Learning Automata", *Journal of Computer Science and Engineering*, Tehran, Iran, to appear.
- [18] M. R. Meybodi and F. Mehdipour, "Application of Cellular Learning Automata with Input to VLSI Placement", *Journal of Modares*, University of Tarbiat Modarres, Vol. 16, pp. 81-95, summer 2004.
- [19] R. Rastegar. and M. R. Meybodi, "A Taxonomy for Cellular Learning Automata", Proceedings of the Second International Conference on Information and Knowledge Technology (IKT2005), Tehran, Iran, May 24-26, 2005.
- [1] D. Beckmann, U. Killat, "A new Strategy for the Application of Genetic Algorithms to the Channel-Assignment Problem"; *IEEE Transactions on Vehicular Technology* 48 , No. 4, pp. 1261-1269, 1999.
- [2] H. Beigy and M. R. Meybodi, "A Mathematical Framework for Cellular Learning Automata"; *Advances on Complex Systems*, Vol. 7, No. 3, pp. 295-320, 2004.
- [3] M. O. Berger, "Neural Channel Assignment – The fast way"; *Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks*, Vol. 4, pp. 1557-1560, 1995.
- [4] R. Dorne and J. -K. Hao, "An Evolutionary Approach for Frequency Assignment in Cellular Radio Networks"; *Proceedings IEEE International Conference on Evolutionary Computation*, Vol. 2, pp. 539-544, 1995.
- [5] M. Duque-Anton, D. Kunz and B. Ruber, "Static and Dynamic Channel Assignment Using Simulated Annealing"; in *Neural Networks in Telecommunications*, B. Yuhas and N. Ansari (eds.), Kluwer Academic Publishers, Boston, 1994.
- [6] N. Funabiki and Y. Takefuji, "A Neural Network Parallel Algorithm for Channel Assignment Problems in Cellular Radio Networks"; *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, Vol. 41, No. 4, pp. 430-437, 1992.
- [7] D. Kunz, "Channel Assignment for Cellular Radio Using Neural Networks"; *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, Vol. 40, No. 1, pp. 188-193, 1991.