

# یک معیار جدید جهت ایجاد تعادل بین جستجوی عمومی و محلی در الگوریتم‌های ممtíکی

مهندی رضابور میرصالح و محمدرضا میبدی

طی می‌شود را فرکانس استفاده از جستجوی محلی می‌گویند. به عبارت دیگر این پارامتر مشخص می‌کند که هر چند نسل یک بار جستجوی محلی انجام شود. در اکثر الگوریتم‌های ترکیبی سنتی از فرکانس یک استفاده شده است. در [۱] الگوریتمی ترکیبی با فرکانس استفاده از جستجوی محلی دو برای حل مسئله فروشنده دوره‌گرد ارائه شده است. در [۲] مجموعه‌ای از آزمایش‌ها جهت تعیین فرکانس بهینه جستجوی محلی روی دوتابع پیوسته انجام گرفته و نشان داده شده که بهترین فرکانس جستجوی محلی، سه می‌باشد. در حقیقت می‌توان گفت که فرکانس استفاده از جستجوی محلی، نقطه تغییر جستجوی عمومی و جستجوی محلی را نشان می‌دهد. تعیین بهترین نقطه برای این تغییر، وابسته به نحوه توزیع ژنتیکی کروموزوم‌ها است. در [۳] سه معیار مختلف برای تعیین نقطه بهینه بررسی شده که عبارتند از تعداد فراخوانی‌های تابع شایستگی، سرعت همگرایی الگوریتم ژنتیک و نمایش ژنتیکی کروموزوم‌ها. در این تحقیق نشان داده شده که استفاده از معیار سرعت همگرایی، کاراترین معیار جهت پیداکردن نقطه بهینه تغییر جستجوی عمومی به جستجوی محلی است.

طول مدت استفاده از جستجوی محلی، تعداد تکرار جستجوی محلی روی یک کروموزوم را نشان می‌دهد. اگر تعداد فراخوانی‌های تابع شایستگی را ثابت در نظر بگیریم، هرچه طول جستجوی محلی بیشتر باشد، تعداد تکرار الگوریتم ژنتیک کمتر خواهد بود و هرچه طول جستجوی محلی کمتر باشد، تعداد تکرار الگوریتم ژنتیک بیشتر خواهد بود. لذا همان گونه که مشخص است طول جستجوی محلی نقش مهمی در ایجاد تعادل بین جستجوی عمومی و جستجوی محلی را دارد. در [۴] از جستجوی محلی کامل به عنوان طول جستجو استفاده شده است. جستجوی محلی کامل به معنای انجام جستجوی محلی روی یک کروموزوم تا رسیدن به یک کمینه محلی است. استفاده از جستجوی محلی کامل باعث کاهش تنوع جمعیت و صرف هزینه محاسباتی و زمانی زیاد خواهد شد. طول بهینه برای انجام جستجوی محلی در مسایل مختلف متفاوت است. در [۵] نشان داده شده که برای افزایش کارایی در بهینه‌سازی تابع griewank طول جستجوی محلی بایستی کوتاه در نظر گرفته شود، در حالی که طول جستجوی محلی بلند در بهینه‌سازی تابع rastrigin بهره بیشتری را ایجاد خواهد کرد. در [۶] افراد جمعیت به فرم هرمی از موجودات در نظر گرفته شده‌اند. در این روش افراد با شایستگی بالاتر به سمت نوک هرم منتقل می‌شوند. با این روش جستجوی محلی به تناسب شایستگی افراد جمعیت انجام خواهد شد.

در الگوریتم‌های ترکیبی سنتی جستجوی محلی روی همه موجودات انجام می‌شد. این روش به دلیل هزینه زیاد مقرر به صرفه نیست و لذا باشیستی جستجوی محلی روی تعدادی منتخب از موجودات انجام پذیرد. هرچه درصد افرادی از جمعیت که جستجوی محلی روی آنها انجام می‌پذیرد بیشتر باشد، اثر جستجوی عمومی الگوریتم ژنتیک کمتر خواهد

چکیده: یکی از مشکلات الگوریتم‌های ژنتیک سنتی، مشکل همگرایی زودرس است که باعث ناتوانی آنها در جستجوی جواب‌های مناسب می‌شود. یک الگوریتم ممtíک از جستجوی محلی برای افزایش سرعت کشف جواب‌های مناسبی که پیداکردن آنها به وسیله جستجوی عمومی تنها به طول می‌انجامد یا قابل دسترس نباشند، استفاده می‌کند. در این مقاله یک الگوریتم ممtíک مبتنی بر اتماتای یادگیر به نام LA-MA ارائه شده که از دو بخش ژنتیکی و ممtíکی تشکیل شده است. تکامل یا جستجوی عمومی در بخش ژنتیکی و بهره‌برداری یا جستجوی محلی در بخش ممtíکی انجام می‌شوند. در بخش ممtíکی، احتمال موقفيت جستجوی محلی تخمین زده شده و در صورتی که انجام جستجوی محلی نسبت به جستجوی عمومی مقرر به صرفه باشد، بهره‌برداری انجام می‌شود. تخمین صحیح احتمال موقفيت جستجوی محلی، باعث ایجاد تعادل بین جستجوی عمومی و محلی شده و کارایی الگوریتم ممtíک را بالا می‌برد. در این مقاله از دو مسئله بیشینه‌سازی یک‌ها و تناظر گراف جهت ارزیابی کارایی الگوریتم پیشنهادی استفاده شده است. نتایج آزمایش‌ها نشان می‌دهد که الگوریتم پیشنهادی از نظر کیفیت جواب‌های به دست آمده و نرخ همگرایی نسبت به سایر الگوریتم‌ها عملکرد بهتری دارد.

کلید واژه: اتماتای یادگیر، الگوریتم ممtíک، جستجوی عمومی، جستجوی محلی، ممtíک.

## ۱- مقدمه

الگوریتم ژنتیک و جستجوی محلی به ترتیب در جستجوی عمومی و تنظیم دقیق جواب‌های به دست آمده استفاده می‌شوند. با توجه به این که هر کدام از این دو دارای ویژگی‌های خاص خود می‌باشند، نحوه ترکیب این دو در کارایی الگوریتم ترکیبی حاصل، تأثیر زیادی خواهد داشت. مهم‌ترین ویژگی الگوریتم‌های ممtíک، اضافه‌شدن جستجوی محلی به سیر تکامل عمومی است که توسط الگوریتم ژنتیک ایجاد می‌شود. الگوریتم ژنتیک حوزه جواب را پیدا می‌کند و جستجوی محلی با بررسی دقیق‌تر حوزه جواب، بهترین جواب موجود را به دست می‌آورد. تحقیقات نشان داده که تعیین دقیق نرخ انجام جستجوی محلی در کارایی الگوریتم ترکیبی بسیار مؤثر است. پارامترهایی که در تعادل بین جستجوی عمومی و جستجوی محلی نقش دارند عبارتند از فرکانس استفاده از جستجوی محلی، طول یا مدت زمان استفاده از جستجوی محلی و احتمال انجام جستجوی محلی روی یک کروموزوم.

تعداد نسل‌هایی که قبل از اجرای جستجوی محلی روی یک کروموزوم

این مقاله در تاریخ ۹ مرداد ماه ۱۳۹۲ دریافت و در تاریخ ۱۴ تیر ماه ۱۳۹۳ بازنگری شد.

مهندی رضابور میرصالح، دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، (email: mrezapoorm@aut.ac.ir).

مهندراضا میبدی، دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، (email: mmeybodi@aut.ac.ir).

تقویتی متغیری تصادفی در فاصله [۱۰] و [۱۱] است. اگر احتمال‌های جریمه در طول زمان تغییر کنند، محیط را غیر ایستا و در غیر این صورت ایستا می‌نامند.

اتوماتان یادگیر به دو خانواده اتوماتای یادگیر با ساختار ثابت و اتوماتای یادگیر با ساختار متغیر دسته‌بندی می‌شود. اتوماتای کرینسکی و کرایلو مثال‌هایی از اتوماتای با ساختار ثابت هستند. یک اتوماتان یادگیر با ساختار متغیر را می‌توان با یک سه‌تایی  $\langle \beta, \alpha, T \rangle$  نشان داد که  $\alpha$  مجموعه اقدام‌هایی مجاز برای اتوماتان یادگیر،  $\beta$  مجموعه ورودی‌های اتوماتان و  $T$  الگوریتم یادگیری می‌باشد. الگوریتم یادگیری، رابطه‌ای تکراری است که برای تغییر بردار احتمال اقدام‌ها استفاده می‌شود.  $\alpha \in \{k\}$  اقدام انتخاب شده توسط اتوماتان و  $p(k)$  بردار احتمال آن در لحظه  $k$  است. همچنین  $a$  و  $b$  به ترتیب پارامترهای پاداش و جریمه هستند که میزان افزایش و کاهش احتمال اقدام را نشان می‌دهند.  $r$  تعداد اقدام‌هایی است که توسط اتوماتان انتخاب می‌شود. در لحظه  $k$  اگر اقدام انتخاب شده  $\alpha$  توسط محیط پاداش بگیرد بردار احتمال  $p(k)$  توسط الگوریتم یادگیری خطی (۱) به روز می‌شود و در صورتی که جریمه شود توسط (۲) تغییر می‌کند

$$P_j(n+1) = \begin{cases} P_j(n) + a[1 - P_j(n)] & j = i \\ (1-a)P_j(n) & \forall j, j \neq i \end{cases} \quad (1)$$

$$P_j(n+1) = \begin{cases} (1-b)P_j(n) & j = i \\ \frac{b}{1-r} + (1-b)P_j(n) & \forall j, j \neq i \end{cases} \quad (2)$$

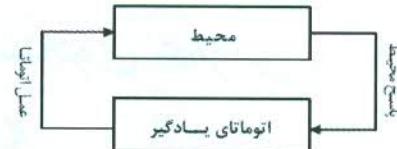
در رابطه‌های بالا اگر  $a = b$  الگوریتم را  $L_{R-P}$ ، اگر  $a \gg b$  الگوریتم را  $L_{R-I}$  و اگر  $b = 0$  آن را  $L_{R-P}$  می‌نامند. در الگوریتم  $L_{R-I}$  هنگامی که اقدام انتخابی توسط محیط جریمه شود، بردار احتمال اقدام تغییر نمی‌کند.

### ۳- معیار جدید جهت تعادل بین جستجوی عمومی و محلی

مجموعه نقاط فضای جستجو را می‌توان به سه مجموعه تقسیم کرد. مجموعه ۱ مجموعه نقاطی هستند که جواب مسئله می‌باشند و مجموعه ۲ مجموعه نقاطی هستند که در همسایگی نقاط مجموعه ۱ قرار دارند و با انجام یک یا چند جستجوی محلی به مجموعه ۱ خواهد رسید. به عبارت دیگر مجموعه نقاط ۲ حائز شرایط مناسب برای اعمال جستجوی محلی جهت همگراشدن به مجموعه نقاط ۱ هستند. مجموعه ۳ مجموعه نقاطی غیر از مجموعه‌های ۱ و ۲ هستند که این نقاط از جواب پنهانه فاصله دارند و باید با عملگرهای تکاملی (در جستجوی عمومی) به یکی از دو مجموعه ۱ یا ۲ منتقل شوند. اگر  $p_r(t)$ ،  $p_s(t)$  و  $p_p(t)$  به ترتیب بیانگر احتمال قراردادشتن یک کروموزوم در نسل  $t$  در مجموعه نقاط ۱، ۲ و ۳ باشد خواهیم داشت

$$p_r(t) + p_s(t) + p_p(t) = 1 \quad (3)$$

فرض کنید که  $p_r$  احتمال انتقال یک کروموزوم از مجموعه نقاط ۱ به مجموعه نقاط ۲ با انجام جستجوی محلی یا جستجوی عمومی باشد. اگر کروموزومی در مجموعه نقاط ۳ باشد، پس از اعمال جستجوی عمومی با احتمال  $p_{rs}$  به مجموعه نقاط ۱ (جواب مسئله) خواهد رسید یا با احتمال  $p_{rr}$  به مجموعه ۲ منتقل خواهد شد و یا با احتمال  $p_{rs}$  در همان مجموعه باقی خواهد ماند. همچنین اگر کروموزومی در مجموعه نقاط ۲ باشد، پس از اعمال جستجوی محلی با احتمال  $p_{rs}$  به مجموعه نقاط ۱



شکل ۱: تعامل اتوماتان یادگیر با محیط.

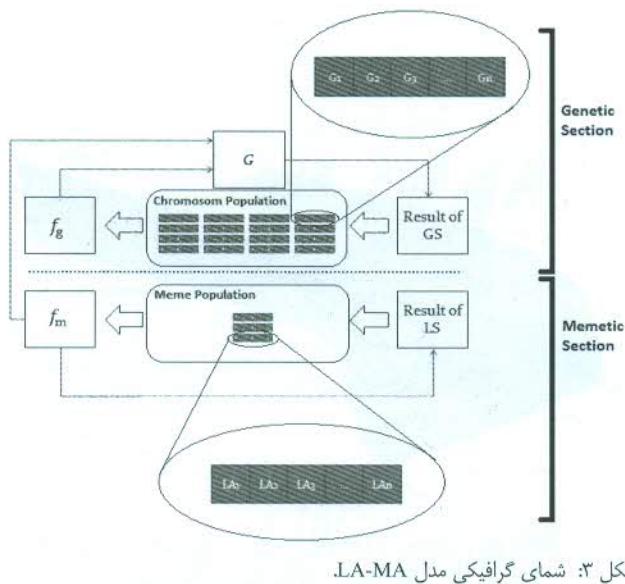
شد و هرچه موجودات کمتری جستجوی محلی را انجام دهند از دانش محلی استفاده مفید نخواهد شد. در نتیجه تعیین درصد بهینه از افراد جمعیت برای انجام جستجوی محلی در تعادل جستجوی عمومی و جستجوی محلی تأثیر مستقیم دارد. تعیین درصدی از جمعیت برای انجام جستجوی محلی معادل تعیین احتمال انجام جستجوی محلی روی هر موجود است. در آزمایش‌هایی که در [۷] انجام شده به بررسی احتمال انجام جستجوی محلی روی یک موجود در نسل‌های مختلف الگوریتم ترکیبی پرداخته شده است. در این مطالعه نشان داده شده که کارایی الگوریتم ترکیبی در حالتی که احتمال انجام جستجوی محلی در نسل‌های ابتدایی کم و در نسل‌های بعدی افزایش می‌یابد، بالاتر خواهد بود.

در این مقاله معیار جدیدی برای تخمین احتمال موقفيت جستجوی محلی اجتهد ایجاد تعادل بین جستجوی عمومی و محلی ارائه شده است. این معیار در یک مدل ممتیکی به نام LA-MA که قبلًاً توسط نویسنده‌گان ارائه گردیده [۸]، نمایش داده شده است. در این مدل در هر نسل ابتدا احتمال موقفيت جستجوی محلی تخمین زده شده و در صورتی که انجام جستجوی محلی نسبت به جستجوی عمومی مقرون به صرفه باشد، جستجوی محلی انجام می‌گردد.

ادامه این مقاله به صورت زیر سازماندهی شده است: در بخش دوم اتوماتان یادگیر شرح داده شده و سپس نحوه تخمین احتمال انجام جستجوی محلی در بخش سوم بیان شده است. در بخش چهارم مدل LA-MA ارائه و در ادامه به بررسی آزمایش‌های انجام شده پرداخته شده و در بخش آخر هم نتیجه گیری به عمل آمده است.

### ۲- اتوماتان یادگیر

اتوماتان یادگیر [۹] ماشینی است که می‌تواند تعداد محدودی عمل را انجام دهد. هرگاه این ماشین عملی را انتخاب می‌کند، عمل انتخاب شده توسط محیط ارزیابی و نتیجه آن به صورت یک سیگنال بازخوردی مثبت یا منفی به اتوماتان بازگردانده می‌شود که مقدار این سیگنال در انتخاب اعمال بعدی تأثیر می‌گذارد. هدف این فرایند این است که اتوماتان بعد از گذشت مدتی به سمت مناسب‌ترین عمل خود در محیط میل کرده و یا به اتوماتان یادگیر یاد می‌گیرد که کدام عمل، بهترین عمل است. نحوه تعامل مدل ریاضی محیط به صورت سه‌تایی  $\langle \alpha, \beta, c \rangle$  تعریف می‌شود که  $\alpha = \{\alpha_1, \dots, \alpha_n\}$  مجموعه ورودی‌ها،  $\beta = \{\beta_1, \dots, \beta_m\}$  مجموعه مقادیر سیگنال تقویتی که توسط محیط تولید می‌شود و  $c = \{c_1, \dots, c_r\}$  مجموعه‌ای از احتمال‌های تنبیه می‌باشد. هر  $c_i$  با  $\alpha_i$  رابطه دارد و در واقع  $c_i$  ها مشخصات و رفتار محیط را تعریف می‌کنند. اگر احتمال‌های تنبیه ثابت باشند، محیط را ایستا و اگر در طول زمان تغییر کنند، محیط را غیر ایستا می‌نامند. بر حسب نحوه تعریف مجموعه  $\beta$ ، محیط به مدل  $P$ ، مدل  $S$  و مدل  $Q$  تقسیم‌بندی می‌شود. محیطی که عناصر سیگنال تقویتی آن فقط دو مقدار ۰ و ۱ می‌گیرند را مدل  $P$  می‌نامند. در محیط از نوع  $Q$ ، سیگنال تقویتی می‌تواند به طور گستته یک مقدار از مقادیر محدود در فاصله [۱۰] را اختیار کند و در محیط از نوع  $S$ ، سیگنال



شکل ۳: شماتی گرافیکی مدل LA-MA

$$p_{rs}^{ls} \geq p^{gs} \Leftrightarrow p_r(t) \times p_{rs} \geq p_r(t) \times p_{rs}$$
 (۹)

$$\text{در نتیجه با توجه به رابطه‌های قبل به نامساوی زیر می‌رسیم} \\ p_r(t) \times (1 - (1 - p_r(t))^N) \geq p_r(t) \times (1 - (1 - p_r(t))^N)$$
 (۱۰)

در یک حالت خاص که تنها یک کروموزوم وجود داشته باشد، نامساوی قبل به شکل زیر تبدیل می‌شود

$$p_r(t) \times p_r(t) \geq p_r(t) \times p_r(t)$$
 (۱۱)

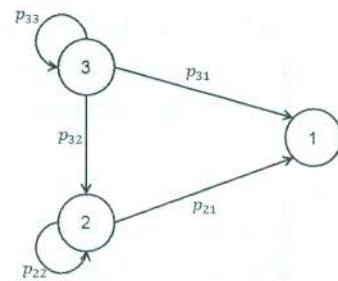
به عبارت دیگر در صورتی که که نامساوی (۱۱) برقرار باشد، انجام جستجوی محلی مقرر به صرفه است. جهت استفاده از مدل ارائه شده، تعیین دقیق  $p_r(t)$  و  $p_{rs}(t)$  مهم‌ترین مسأله می‌باشد. در بعضی از مسایل می‌توان با ارائه رابطه دقیق، مقادیر مذکور را تعیین نمود و در مسایلی که نمی‌توان رابطه دقیق ارائه نمود، بایستی این مقادیر را به صورت مناسب تخمین زد. در بخش‌های بعد نشان داده شده که می‌توان از مدل LA-MA برای تخمین این مقادیر استفاده نمود.

#### ۴- مدل LA-MA

این مدل که در شکل ۳ آمده قبلاً توسط نویسنده‌گان ارائه گردیده [۸] که از دو بخش ژنتیک و ممتبک تشکیل شده است. بخش ژنتیک مدل ارائه شده همانند الگوریتم ژنتیک سنتی است که در این قسمت جمعیت کروموزوم‌ها قرار دارد. هر کروموزوم از  $n$  ژن تشکیل شده و هر ژن می‌تواند حاوی یکی از  $m$  مقدار ممکن باشد. کروموزوم شماره  $i$  با نامد  $CR^i$  به شکل زیر نمایش داده می‌شود

$$CR^i = [CR_1^i, CR_2^i, \dots, CR_n^i]$$
 (۱۲)

$CR_k^i$  مقدار تخصیص یافته به ژن  $k$  ام را نشان می‌دهد. جمعیت اولیه به صورت تصادفی تولید می‌شود. در بخش ژنتیک مدل ارائه شده در هر نسل، کروموزوم‌ها از طریق مکانیزم تورنمنت انتخاب شده و با احتمال  $r_c$  عمل بازترکیبی روی آنها انجام می‌گیرد و با توجه به روش Crowding فرزندان نسل جدید انتخاب می‌شوند و سپس با احتمال  $r_m$  عمل جهش روی فرزندان نسل جدید اعمال می‌گردد. در روش Crowding فرزندانی که دارای شایستگی بالاتر و فاصله اقلیدسی کمتری نسبت به والدین خود می‌باشند برای نسل بعد انتخاب می‌شوند. شایستگی کروموزوم  $CR^i$  یکتابع بیشنه‌سازی است که با  $GF^i(t)$  نمایش داده



شکل ۲: مجموعه نقاط مختلف فضای جستجو و ارتباط آنها.

جواب مسأله منتقل خواهد شد و یا با احتمال  $p_{rs}$  در همان مجموعه باقی خواهد ماند. چون ماهیت جستجوی محلی به گونه‌ای است که پس از اعمال جستجوی محلی شایستگی ژنتیکی کروموزوم افزایش خواهد یافت احتمال قرارگرفتن در مجموعه ۳، صفر خواهد بود و به عبارت دیگر  $p_{rs} = 0$ . شکل ۲ مجموعه نقاط مختلف فضای جستجو و نحوه ارتباط بین آنها را نشان می‌دهد.

در این بخش، تکامل و یادگیری فردی در الگوریتم ممتبک در فرایندهای جداگانه مورد بررسی قرار گرفته‌اند و مقادیر احتمال قرارگرفتن کروموزوم‌ها در هر یک از سه مجموعه مذکور در این دو فرایند به تفکیک مورد بررسی واقع شده‌اند.

با فرض وجود  $N$  کروموزوم در هر نسل و انجام جستجوی عمومی، احتمال انتقال حداقل یکی از کروموزوم‌ها از مجموعه شماره ۳ به مجموعه شماره ۱ ( $p_{rs}$ ) از طریق (۴) و احتمال انتقال حداقل یکی از کروموزوم‌ها از مجموعه شماره ۳ به مجموعه شماره ۲ ( $p_{rr}$ ) از طریق (۵) محاسبه می‌شود

$$p_{rs} = p_r(t) + (1 - p_r(t)) \times p_{rs}(t) + \dots + (1 - p_r(t))^{N-1} \times p_{rs}(t) = 1 - (1 - p_r(t))^N$$
 (۴)

$$p_{rr} = p_r(t) + (1 - p_r(t)) \times p_{rr}(t) + \dots + (1 - p_r(t))^{N-1} \times p_{rr}(t) = 1 - (1 - p_r(t))^N$$
 (۵)

$$\text{و در نتیجه مقدار } p_{rs} \text{ از رابطه زیر حاصل خواهد شد} \\ p_{rs} = 1 - p_{rr} - p_{rs} = (1 - p_r(t))^N + (1 - p_r(t))^N - 1$$
 (۶)

همچنین احتمال انتقال حداقل یکی از کروموزوم‌ها از مجموعه ۲ به مجموعه ۱ از طریق جستجوی محلی برابرست با

$$p_{rs} = p_r(t) + (1 - p_r(t)) \times p_{rs}(t) + \dots + (1 - p_r(t))^{N-1} \times p_{rs}(t) = 1 - (1 - p_r(t))^N$$
 (۷)

$$\text{در نتیجه مقدار } p_{rs} \text{ هم از رابطه زیر به دست خواهد آمد} \\ p_{rs} = 1 - p_{rr} = (1 - p_r(t))^N$$
 (۸)

هر کروموزوم می‌تواند توسط جستجوی محلی یا جستجوی عمومی به بهینه سراسری همگرا شود. با توجه به بحث بند قبل،  $p^{gs} = p_r(t) \times p_{rs}$  و  $p^{ss} = p_r(t) \times p_{rr}$  به ترتیب احتمال انتقال یک کروموزوم به مجموعه جواب (۱) با استفاده از جستجوی عمومی و احتمال انتقال یک کروموزوم به مجموعه جواب (۲) با استفاده از جستجوی محلی را نشان می‌دهند. طراحی الگوریتم ممتبک را می‌توان به ساز و کاری جهت تصمیم‌گیری برای انجام جستجوی محلی یا جستجوی عمومی در هر تکرار بسط داد. به عبارت دیگر اگر احتمال رسیدن یک کروموزوم به بهینه سراسری از طریق جستجوی محلی ( $p^{ss}$ ) بیشتر از احتمال رسیدن آن به بهینه سراسری از طریق جستجوی عمومی ( $p^{gs}$ ) باشد، جستجوی محلی باید مورد استفاده قرار بگیرد. بدین معنی که

اینتابع که در شکل ۳ با  $G$  نشان داده است شایستگی ترکیبی<sup>۳</sup> نامیده می‌شود. به عبارت دیگر حاصل این تابع ترکیبی، نشان‌دهنده پتانسیل جستجوی عمومی و جستجوی محلی برای بهبود یک کروموزوم است. نتیجه آزمایش‌ها نشان می‌دهند که مقادیر  $(1-GF^i(t))$  و  $GF^i(t) \times MF^i(t)$  به ترتیب تخمین مناسبی برای مقادیر پارامترهای  $p_r(t)$  و  $p_s(t)$  می‌باشند. با توجه به این مقادیر نامساوی (۱۱) به شکل زیر تبدیل می‌شود

$$\frac{(1-MF^i(t))^r}{MF^i(t)} \geq \frac{1-GF^i(t)}{GF^i(t)} \quad (15)$$

شکل ۴ نمودار (۱۵) را نسبت به  $MF^i(t)$  و  $GF^i(t)$  نشان می‌دهد. با توجه به این شکل می‌توان گفت مدامی که جستجوی عمومی باعث ایجاد کروموزومی با شایستگی ژنتیکی بالاتر می‌شود، با توجه به نامساوی (۱۵)، جستجوی محلی نیز باید انجام شود.

## ۵- نتیجه آزمایش‌ها

### ۱-۵ مسئله بیشینه‌سازی یک‌ها

در مسئله بیشینه‌سازی یک‌ها<sup>۴</sup> هدف بیشینه‌کردن تعداد یک‌های رشته دو دویی  $X$  است

$$\text{OneMax}(X) = \sum_{i=1}^n x_i \quad (16)$$

به گونه‌ای که  $x_i$  بیت  $i$  ام و  $n$  طول رشته  $X$  است و مقدار بیشینه سراسری برابر است با  $X = 11\dots1$ . در حالتی که فقط از یک کروموزوم استفاده شود ( $N=1$ ) و در هر نسل با احتمال  $r_m$  عمل جهش روی هر ژن انجام شود احتمال این که کروموزوم  $X$  که از  $k$  بیت  $0$  و  $n-k$  بیت  $1$  تشکیل شده است، به وسیله جستجوی عمومی به بیشینه سراسری همگرا شود از رابطه زیر محاسبه می‌شود

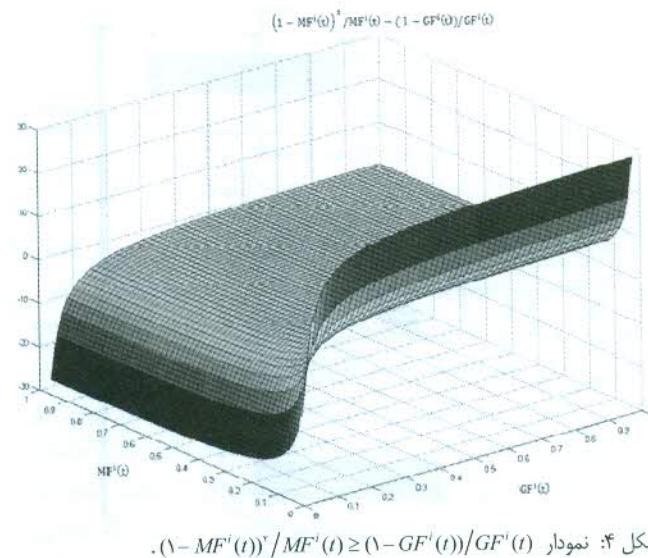
$$p'_{\tau_1} = (1-r_m)^{n-k} \times (r_m)^k \quad (17)$$

به عبارت دیگر با توجه به مشخص بودن پارامترهای  $r_m$ ،  $k$  و  $n$  احتمال انتقال از وضعیت از  $1$  به وضعیت  $0$  مطابق (۱۷) قابل محاسبه می‌باشد. همچنین اگر در جستجوی محلی  $k$  بیت به صورت تصادف انتخاب شود و مقدار بیت‌های انتخابی تغییر یابند، امید ریاضی یا تعداد متوسط بیت‌هایی که در هر جستجوی محلی از  $0$  به  $1$  تبدیل می‌شوند، برابر است با

$$e = \sum_{i=0}^k i \times \frac{\binom{n-k}{k-i} \times \binom{k}{i}}{\binom{n}{k}} \quad (18)$$

و در حالت متوسط با انجام هر جستجوی محلی احتمال همگرایی به بیشینه سراسری برابر است با

$$p'_{\tau_1} = \frac{\binom{n-k}{k-e_r} \times \binom{k}{e_r}}{\binom{n}{k}} \quad (19)$$



شکل ۴: نمودار  $(1-MF^i(t))^r / MF^i(t) \geq (1-GF^i(t)) / GF^i(t)$ .

می‌شود و اصطلاحاً شایستگی ژنتیکی<sup>۱</sup> به آن گفته می‌شود. لازم به ذکر است که مقیاس شایستگی ژنتیکی به بازه  $[0,1]$  تغییر یافته است.

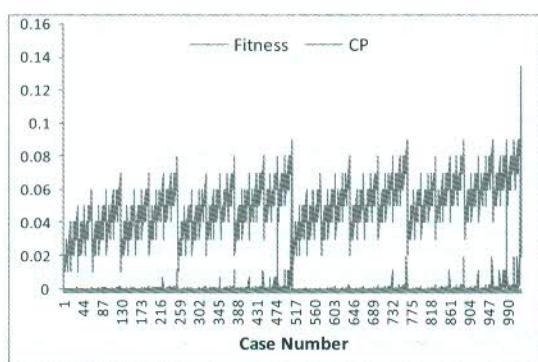
در این مدل در کنار جمعیت کروموزوم‌ها، یک مم قرار دارد که منتظر با جستجوی محلی است که روی کروموزوم‌ها اعمال می‌شود. مم از  $n$  اتوماتان یادگیر تشکیل شده و هر اتوماتان یادگیر دارای  $m$  اقدام است (تعداد اقدام‌های اتوماتان یادگیر برابر با تعداد مقادیر ممکن ژن‌ها است). هر اتوماتان دارای یک بردار احتمال  $m$  تایی است که احتمال قراردادشتن هر یک از  $m$  مقدار ژن مربوط را نشان می‌دهد. احتمال اولیه انتخاب هر یک از اقدام‌های اتوماتان یادگیر مساوی و برابر مقدار  $1/m$  است. با اعمال جستجوی محلی روی کروموزوم‌ها و نتیجه حاصل، مقدار احتمال هر یک از اقدام‌های اتوماتان یادگیر به روز می‌شود. تاریخچه تأثیر جستجوی محلی در نسل  $t$  به وسیله بردارهای احتمال اتوماتان یادگیر واقع در مم نشان داده می‌شود (رابطه (۱۳))

$$M(t) = [M_1(t), M_2(t), \dots, M_n(t)] \quad (13)$$

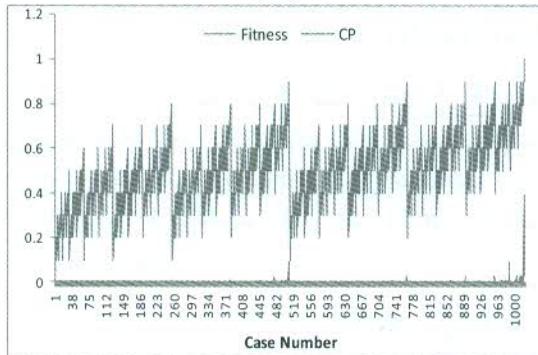
که  $M_j(t)'$  احتمال قرارگرفتن مقدار  $k$  ام در ژن شماره  $j$  با اعمال جستجوی محلی ام را نشان می‌دهد. به عبارت دیگر هر مم احتمال رسیدن به هر یک از نقاط فضای جستجو را پس از اعمال جستجوی محلی نشان می‌دهد. لذا احتمال ایجاد کروموزوم  $\alpha$  پس از اعمال مم توسط جستجوی محلی برابر است با

$$MF^\alpha(t) = \prod_{j=1}^n M_{jk}(t) \quad (14)$$

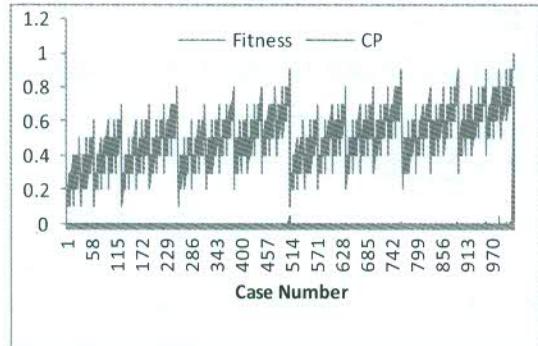
که به آن شایستگی ممتیکی<sup>۲</sup> کروموزوم  $\alpha$  گفته می‌شود و با  $MF^\alpha(t)$  نمایش داده می‌شود. پس از اعمال جستجوی محلی روی هر یک از کروموزوم‌ها، احتمال انتخاب هر یک از اقدام‌های اتوماتان یادگیر به روز می‌شود. بدین صورت که اگر مقدار یک ژن قبل و بعد از اعمال جستجوی محلی مقدار یکسانی داشته باشد، اقدام متناسب با آن مقدار در اتوماتان مربوط پاداش داده شده و در غیر این صورت جریمه می‌شود. از ترکیب شایستگی ممتیکی و شایستگی ژنتیکی یک کروموزوم می‌توان به تابع دقیقتری برای انتخاب کروموزوم‌های نسل بعد دست یافت.



(الف)



(ب)



(ج)

شکل ۴: مقدار شایستگی و احتمال همگرایی هر یک از نقاط فضای جستجو توسط LA-MA در نسل‌های (الف)  $t=5$ ، (ب)  $t=10$  و (ج)  $t=50$ .

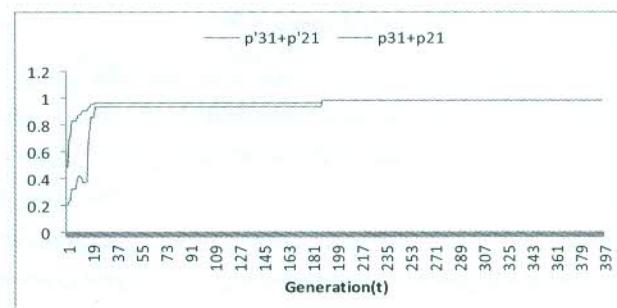
جستجو با میزان شایستگی آنها رابطه مستقیمی وجود دارد. در نسل ۱۰ نقاطی با احتمال همگرایی بالاتری ظاهر شده‌اند و در نسل‌های پیاپی احتمال همگرایی بعضی از نقاط به ترتیب به بیش از ۰.۸ و ۰.۹ رسیده است.

## ۲-۵ مسئله تناظر گراف

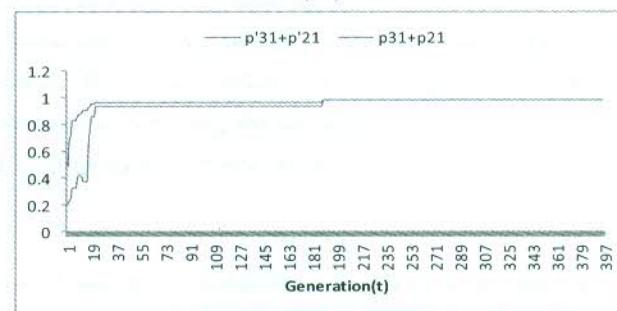
یک گراف به وسیله عبارت  $G = (E, V)$  نمایش داده می‌شود که  $V$  مجموعه رأس‌ها و  $E \subset V \times V$  مجموعه یال‌ها می‌باشد. دو گراف  $G = (E_1, V_1)$  و  $H = (E_2, V_2)$  را متناظر گویند اگر و فقط اگر ماتریس‌های مجاور آنها  $M(G)$  و  $M(H)$  تتها در جایه‌جایی تعدادی از سطرها و ستون‌هایشان با هم متفاوت باشند. **وابستگی** ماتریس‌های  $G$  و  $H$  تحت نگاشت  $\sigma$  مطابق با (۲۰) است

$$M(H) = P \times M(G) \times P^T \rightarrow \\ [P \times M(G) \times P^T]_{i,j} = [M(H)]_{\sigma(i), \sigma(j)} \quad (20)$$

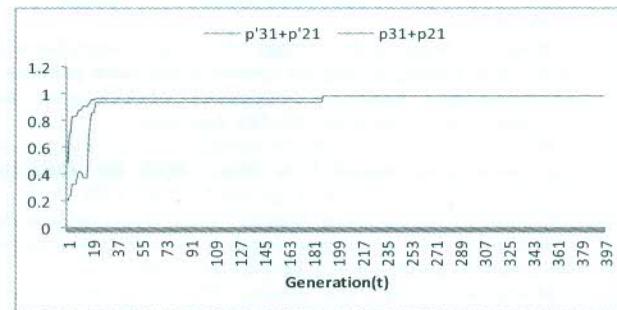
به گونه‌ای که  $P$  ماتریس جایگشت نگاشت  $\sigma$  است. اختلاف بین دو گراف با (۲۱) نشان داده می‌شود



(الف)



(ب)



(ج)

شکل ۵: مقایسه مقادیر محاسبه شده ( $p_{r1}' + p_{r2}'$ ) و تخمین زده شده ( $p_{r1} + p_{r2}$ ) در سه اجرای مختلف.

که در آن  $e_r = \text{round}(e)$

هدف از انجام این آزمایش مقایسه مقادیر تخمین زده شده احتمال رسیدن به نقطه بهینه سراسری از طریق جستجوی محلی یا جستجوی عمومی ( $p_{r1} + p_{r2}$ ) و مقادیر محاسبه شده احتمال رسیدن به نقطه بهینه سراسری از طریق جستجوی محلی یا جستجوی عمومی ( $p_{r1}' + p_{r2}'$ ) می‌باشد. لازم به ذکر است که با توجه به مقادیر تخمین زده شده برای پارامترهای  $p_r(t)$ ،  $p_r(t)$  و  $p_r(t)$  با توجه به (۴) تا (۸) مقادیر  $p_{r1}$  و  $p_{r2}$  به ترتیب برابر با  $p_r(t) = p_r(t)$  و  $p_{r1}' + p_{r2}' = p_r(t)$  خواهد بود.

شکل ۵ نمودار مقادیر محاسبه شده ( $p_{r1}' + p_{r2}'$ ) و تخمین زده شده ( $p_{r1} + p_{r2}$ ) را در سه اجرای مختلف نشان می‌دهد.

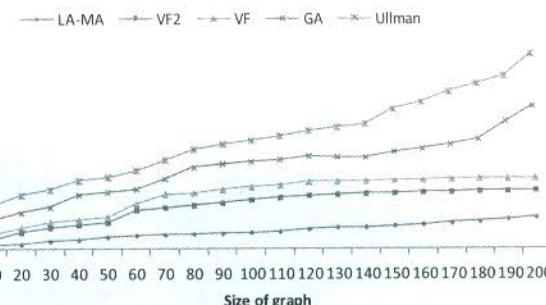
شکل ۶ شایستگی ژنتیکی و احتمال همگرایی فضای جستجوی مسئله LA-MA (CP) را توسط Fitness و CP در نسل‌های ۵، ۱۰ و ۵۰ نشان می‌دهد. شایستگی هر یک از نقاط فضای جستجو توسط نمودار Fitness و احتمال همگرایی هر مورد از فضای جستجو به وسیله نمودار CP نشان داده شده و جهت نمایش بهتر نمودارها، مقادیر شایستگی صد برابر کوچک‌تر شده است. همان گونه که مشاهده می‌شود، در شکل الف احتمال همگرایی همه نقاط فضای جستجو در نسل‌های اولیه جستجو برابر با ۰.۰۵ می‌باشد و این بدان معنی است که در نسل‌های اولیه جستجو به صورت تصادفی انجام گرفته و احتمال همگرایی به هر یک از ۱۰۴۴ نقطه فضای جستجو وجود دارد. لازم به ذکر است که احتمال همگرایی به نقاط مختلف فضای

## ۶- نتیجه‌گیری

در این مقاله معیار جدید جهت تخمین احتمال موفقیت جستجوی محلی با استفاده از مدل LA-MA ارائه شد. این مدل از دو بخش ژنتیکی و ممتیکی تشکیل شده که جستجوی عمومی در بخش ژنتیکی و جستجوی محلی در بخش ژنتیکی انجام می‌شود. در این روش، جهت ایجاد تعادل بین جستجوی عمومی و جستجوی محلی، احتمال موفقیت جستجوی محلی در رسیدن به بیشینه سراسری تخمین زده می‌شود و در صورت مقرون به صرفه بودن انجام جستجوی محلی نسبت به جستجوی عمومی، جستجوی محلی انجام می‌شود. نشان داده شد که در معیار ارائه شده، مقادیر تخمین زده شده و محاسبه شده بسیار به هم نزدیکند. همچین کارایی روش ارائه شده در دو مسأله بهینه‌سازی بیشینه‌سازی یک‌ها و تناظر گراف نشان داده شد. نتایج به دست آمده حاکی از برتری روش پیشنهادی نسبت به سایر روش‌های موجود است.

## مراجع

- [1] H. Ishibuchi, S. Kaige, and K. Narukawa, "Comparison between Lamarckian and Baldwinian repair on multiobjective 0/1 knapsack problems," in *Evolutionary Multi-Criterion Optimization*, C. A. C. Coello, A. H. Aguirre, and Eckart Zitzler, Eds., Springer, 2005, pp. 370-385.
- [2] H. Wang, D. Wang, and S. Yang, "A memetic algorithm with adaptive hill climbing strategy for dynamic optimization problems," *Soft Computing-A Fusion of Foundations, Methodologies, and Applications*, vol. 13, no. 8, pp. 763-780, Aug. 2009.
- [3] M. Syrakov and H. Szczerbicka, "Combination of direct global and local optimization methods," in *Proc., IEEE Int. Conf. on Evolutionary Computation*, vol. 1, pp. 326-333, Dec. 1995.
- [4] D. Whitley, V. Gordon, and K. Mathias, "Lamarckian evolution, the Baldwin effect and function optimization," *Parallel Problem Solving from Nature-PPSN III*, vol. 866, pp. 5-15, Jan. 1994.
- [5] D. Molina, M. Lozano, and F. Herrera, "MA-SW-Chains: Memetic algorithm based on local search chains for large scale continuous global optimization," in *Proc. IEEE Congress on Evolutionary Computation, CEC'10*, 8 pp., 18-23 Jul. 2010.
- [6] N. Q. Huy, O. Y. Soon, L. M. Hiot, and N. Krasnogor, "Adaptive cellular memetic algorithms," *Evolutionary Computation*, vol. 17, no. 2, pp. 231-256, Summer 2009.
- [7] W. E. Hart and R. K. Belew, "Optimization with genetic algorithm hybrids that use local searches," in *Adaptive Individuals in Evolving Populations*, R. K. Belew and M. Mitchell, Ed., Boston: Addison-Wesley Longman Publishing Co., pp. 483-496, 1996.
- [8] M. Rezapoor and M. R. Meybodi, "LA-MA: a new memetic model based on learning automata," in *Proc. of 18th National Conf. of Computer Society of Iran*, 6 pp., Tehran, Iran, 14-16 Mar. 2013.
- [9] M. A. Wiering and H. van Hasselt, "Ensemble algorithms in reinforcement learning," *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, vol. 38, no. 4, pp. 930-936, Aug. 2008.
- [10] K. Najim and A. S. Poznyak, *Learning Automata: Theory and Applications*, Pergamon Press, Inc., 1994.
- [11] M. A. L. Thathachar and P. S. Sastry, *Networks of Learning Automata: Techniques for Online Stochastic Optimization*, Kluwer Academic Publishers, 2004.
- [12] P. Foggia, C. Sansone, and M. Vento, "A database of graphs for isomorphism and sub-graph isomorphism benchmarking," in *Proc. of the 3rd Int. Workshop on Graph-Based Representations*, pp. 176-187, May 2001.
- [13] W. Yuan-Kai, F. Kuo-Chin, and H. Jorng-Tzong, "Genetic-based search for error-correcting graph isomorphism," *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, vol. 27, no. 4, pp. 588-597, Aug. 1997.
- [14] J. R. Ullmann, "An algorithm for subgraph isomorphism," *J. ACM*, vol. 23, no. 1, pp. 31-42, Jan. 1976.
- [15] L. P. Cordella, P. Foggia, C. Sansone, and M. Vento, "A (sub) graph isomorphism algorithm for matching large graphs," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 26, no. 10, pp. 1367-1372, Oct. 2004.



شکل ۷: مقایسه تعداد فراخوانیتابع شایستگی در الگوریتم‌های VF2، VF، GA و Ullmann

$$J(\sigma) = \|M(H) - P \times M(G) \times P^T\| \quad (21)$$

که  $\|\cdot\|$  نرم ماتریس بوده و مقدار آن از رابطه  $\|M\| = \sum_i \sum_j |m_{ij}|$  به دست می‌آید. لذا مسأله تناظر گراف به یک مسأله بهینه‌سازی جهت یافتن جایگشت  $\sigma$  به منظور کمینه کردن  $J(\sigma)$  تبدیل خواهد شد. خطای تناظر رأس  $k$  در ماتریس  $G$  و رأس  $\sigma(k)$  در ماتریس  $H$  به صورت زیر تعریف می‌شود

$$J_k(\sigma) = \sum_{m=1}^n |[M(H)]_{k,m} - [M(G)]_{\sigma(k), \sigma(m)}| + \sum_{m=1}^n |[M(H)]_{m,k} - [M(H)]_{\sigma(m), \sigma(k)}| \quad (22)$$

که در این رابطه  $n$  تعداد رأس‌های  $G$  گراف است. در نتیجه خطای تناظر گراف را می‌توان به صورت زیر نوشت

$$J(\sigma) = \sum_{k=1}^n J_k(\sigma) \quad (23)$$

ما از رابطه  $(1+J(\sigma))/10$  برای محاسبه مقدار شایستگی ژنتیکی استفاده نموده‌ایم.

هدف از انجام این آزمایش بررسی عملکرد مدل LA-MA برای حل مسأله تناظر گراف در مقایسه با سایر روش‌های مشهور حل این مسأله می‌باشد. در این آزمایش از پایگاه داده‌ای که متشکل از ۱۰۰۰۰ گراف متناظر است، استفاده شده و شرح جزئیات این پایگاه داده استاندارد در [۱۲] آمده است. جهت انجام این آزمایش، الگوریتم‌های ژنتیک [۱۳]، VF2 [۱۴] و VF [۱۵] پیاده‌سازی شده‌اند و کد برنامه‌نویسی این الگوریتم‌ها در <http://amalfi.dis.unina.it/graph> موجود می‌باشد. شکل ۷ متوسط تعداد فراخوانیتابع شایستگی در الگوریتم‌های VF2، VF، GA و Ullmann در LA-MA و VF2 در ۵۰ اجرای مختلف را نشان می‌دهد که در این آزمایش از گراف‌های با تعداد رأس ۲۰۰ تا ۱۰ استفاده شده است. در گراف‌های کوچک ( $n < 50$ ) عملکرد الگوریتم‌های VF2 و VF نزدیک به یکدیگر می‌باشد. اما در گراف‌های بزرگ ( $n > 50$ ) نرخ همگرایی الگوریتم VF2 در مقایسه با LA-MA پایین‌تر است و الگوریتم LA-AM عملکرد بهتری دارد. در این دسته از گراف‌ها فضای جستجو بزرگ است و احتمال قرارگرفتن در کمینه سراسری بیشتر می‌باشد. با توجه به انعطاف مدل LA-MA در جایه‌جایی بین جستجوی عمومی و محلی، احتمال قرارگرفتن این روش در کمینه محلی کاهش می‌یابد و در نتیجه سرعت همگرایی بالاتری خواهد داشت.

مهندی رضاپور میرصالح در سال ۱۳۷۹ مدرک کارشناسی مهندسی کامپیوتر خود را از دانشگاه خوارزمی و در سال ۱۳۸۲ مدرک کارشناسی ارشد خود را از دانشگاه صنعتی امیرکبیر (پلی‌تکنیک تهران) در این رشته دریافت نمود. هم‌اکنون ایشان در دوره دکتری رشته مهندسی کامپیوتر دانشگاه صنعتی امیرکبیر مشغول به تحصیل می‌باشد. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه ایشان عبارتند از: الگوریتم‌های تکاملی، محاسبات نرم و کاربردهای آن در گراف، شبکه‌های کامپیوتری و شبکه‌های اجتماعی.

محمد رضا مبیدی تحصیلات خود را در مقاطع کارشناسی و کارشناسی ارشد اقتصاد بهتریب در سال‌های ۱۳۵۲ و ۱۳۵۶ از دانشگاه شهید بهشتی و در مقاطع کارشناسی ارشد و دکتری علوم کامپیوتر بهتریب در سال‌های ۱۳۵۹ و ۱۳۶۲ از دانشگاه اوکلاهوما آمریکا به پایان رسانده است و هم‌اکنون استاد دانشکده مهندسی کامپیوتر دانشگاه صنعتی امیرکبیر می‌باشد. نام برده قبل از پیوستش به دانشگاه صنعتی امیرکبیر در سال‌های ۱۳۶۲ تا ۱۳۶۴ استادیار دانشگاه میشیگان غربی و در سال‌های ۱۳۶۴ تا ۱۳۷۰ دانشیار دانشگاه اوهایو در ایالات متحده آمریکا بوده است. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه ایشان عبارتند از: الگوریتم‌های موازی، پردازش موازی، محاسبات نرم و کاربردهای آن، شبکه‌های کامپیوتری و مهندسی نرم‌افزار.



# مهندسی برق و

## مهندسی کامپیوتر ایران

نشریه‌ای علمی خاص مباحث نظری و کاربردی در عرصه مهندسی برق و کامپیوتر

ب- مهندسی کامپیوتر

نشریه علمی - پژوهشی

<http://www.ijece.org/farsi>

شماره ۱

سال ۱۳

تابستان ۱۳۹۴

- |    |  |  |
|----|--|--|
| ۱  | آشکارسازی صورت با استفاده از فیلترهای گابور و شبکه‌های عصبی  | محمود محلوچی و رضا محمدیان                           |
| ۱۴ | چارچوبی صوری برای تغییر پیکربندی در سیستم‌های تطبیقی   | جابر کریم‌پور و رباب علیاری                          |
| ۲۵ | استفاده از مدل‌های وابسته به محتوا در واژه‌یاب گفتار متمازی‌ساز  | شیما طبیبیان، احمد اکبری و پاپک ناصرشیریف            |
| ۳۷ | روش مدیریت توزیع جریان‌ها در سیستم‌های مبتنی بر OpenFlow   | مهشید صالحی و مسعود رضا هاشمی                        |
| ۴۷ | انتخاب اتوماتیک تصویر مرجع در تطبیق هیستوگرام  | نجمه صمدیانی و حمید حسن‌پور                          |
| ۵۵ | استخراج بیت‌های با نرخ بالا برای تولید کلید محربانه مشترک با استفاده از تخمین فاز فیدینگ کانال‌های MIMO و کوانتیزاسیون چندسطحی | وجیله زینلی فتح‌آبادی، حسین خالقی بیزکی و علی شهزادی |
| ۶۳ | یک معیار جدید جهت ایجاد تعادل بین جستجوی عمومی و محلی در الگوریتم‌های ممتیکی   | مهندی رضائپور میرصالح و محمدرضا میبدی                |
| ۷۰ | تشخیص خودکار صرع گراندمال و بازشناسی اعمال عادی در ویدئو با تلفیق تکنیک‌های بینایی ماشین و یادگیری ماشین                       | امین حکیمی راد و نصرالله مقدم چرکری                  |
| ۷۷ | طراحی یک الگوریتم مسیریابی آگاه از انرژی مجموعه غالب متصل مبتنی بر زیرساخت شبکه‌های مش بی‌سیم با هدف افزایش طول عمر شبکه       | آیدین شفارودی و سیدوحید ازهري                        |
| ۸۳ | تقدیر و تشکر   |  |

**NASHRIYYAH -I**

# **MUHANDISI -I BARQ VA MUHANDISI -I KAMPYUTAR -I**

A Journal Devoted to the Theoretical and Experimental Aspects of Computer Engineering

**IRAN**

## **B: MUHANDISI -I KAMPYUTAR**

SUMMER 2015

VOLUME 13

NUMBER 1

NMBMKI

(ISSN 1682-3745)

<http://www.ijce.org>

**ABSTRACTS**