

الگوریتم الکترومغناطیسم بهبود یافته برای حل مسئله ی مسیریابی و وسایل نقلیه با محدودیت پنجره ی زمانی

اکرم زارعی^۱، محمدرضا اکبرزاده توتونچی^۲ و مجید وفايي جهان^۳
^۱دانشجوی کارشناسی ارشد هوش مصنوعی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد مشهد، zarei353@yahoo.com
^۲گروه برق و کامپیوتر، دانشگاه فردوسی مشهد، akbarzadeh@ieee.com
^۳گروه مهندسی کامپیوتر، دانشگاه آزاد اسلامی واحد مشهد، vafaeijahan@mshdiau.ac.ir

چکیده - در این مقاله الگوریتم گسسته ی الکترومغناطیسم برای حل مساله مسیریابی وسیله نقلیه با پنجره ی زمانی که یک مساله بهینه سازی ترکیبی معروف می باشد، پیشنهاد شده است. الگوریتم الکترومغناطیسم از مکانیسم جذب و دفع تئوری الکترومغناطیسم، که ذرات با اعمال نیرو بر یکدیگر در فضای مسئله حرکت می کنند، الهام گرفته شده است و یک روش فرااكتشافی مبتنی بر جمعیت جدید می باشد. به منظور تطبیق الگوریتم الکترومغناطیسم با مسئله ی مسیریابی و وسایل نقلیه با پنجره ی زمانی، معیاری برای اندازه گیری فاصله گسسته بین راه حل ها و همچنین عملیات جذب و دفع موثری طراحی شده است که موقعیت جدید ذره را بهتر شناسایی، و جواب هایی با کیفیت بهتری در فضای مسئله تولید می کند. الگوریتم پیشنهادی بر روی مجموعه داده ی معروف سولومن انجام و با دیگر الگوریتم های موجود مقایسه شده است و نشان می دهد الگوریتم پیشنهادی پتانسیل خوبی برای حل این گونه مسائل دارد و به خوبی می تواند فضای مسئله را پوشش دهد. کلید واژه- الگوریتم الکترومغناطیسم، مسئله مسیریابی و وسایل نقلیه با پنجره ی زمانی، الگوریتم جستجوی حریصانه وفقی

۱- مقدمه

گردد و VRP با پنجره ی زمانی^۶ که درخواست مشتری ها باید در بازه زمانی تعیین شده سرویس داده شود. مروری از کارهای انجام شده در حل VRP و انواع آن را می توان در [۴-۲] مشاهده نمایید. مسئله مسیریابی و وسایل نقلیه با پنجره ی زمانی (VRPTW) با توجه به اهمیت بالایی که به بحث زمان در حل مسائل می دهد در عمل از کاربرد بیشتری برخوردار بوده و لذا توجه بیشتری را در محافل علمی به خود اختصاص داده است. چند نمونه از کاربردهای VRPTW می توان به تقسیم پول نقد به شعب بانک ها، تقسیم سوخت به جایگاه ها و سرویس مدارس اشاره کرد.

مطالعات وسیعی بر روی الگوریتم های موجود برای حل VRP صورت گرفته است. از آنجایی که VRP یک مسئله NP-hard می باشد، الگوریتم های دقیق^۷ تنها برای حل مسائل با سایز

مسئله مسیریابی و وسایل نقلیه^۱ (VRP) یک مسئله بهینه سازی ترکیبی می باشد که در بسیاری از کاربردها از جمله مسائل حوزه توزیع کالا مورد استفاده قرار می گیرد. از اینرو این مسئله توسط دانتزینگ و رامسر^۲ مطرح شد [۱]. مسئله VRP بطور وسیعی مورد مطالعه قرار گرفته است و با توجه به نیازهای موجود و محدودیت هایی که وجود دارد انواع مختلفی از VRP ایجاد شده است. به عنوان مثال VRP با قابلیت تحویل و دریافت^۳، VRP با ظرفیت محدود^۴ که مقدار تقاضاها در هر مسیر نباید از ظرفیت ماشین تجاوز کند، VRP با حضور چندین انبار^۵ که هر ماشین می تواند از هر یک از این انبارها شروع و یا ختم

¹ Vehicle Routing Problem

² Dantzig and Ramser

³ Pickup and Delivery Vehicle Routing Problem

⁴ Capacitated Vehicle Routing Problem

⁵ Multiple Depot Vehicle Routing Problem

⁶ Vehicle Routing Problem with Time Windows

⁷ Exact algorithms

حل مسئله VRPTW شده است. چون مسئله VRPTW مسئله ای گسسته می باشد، الگوریتم EM نمی تواند به طور مستقیم برای آن استفاده شود. الگوریتم EM پیشنهادی شامل، معیاری برای اندازه گیری فاصله گسسته ی بین راه حل ها و همچنین عملیات جذب و دفع موثری می باشد که موقعیت جدید ذره را بهتر شناسایی، و جواب هایی با کیفیت بهتری در فضای مسئله تولید می کند. همچنین این الگوریتم به جای استفاده از تمامی نیروهای وارد شده بر یک ذره، فقط موثرترین نیرو را در نظر می گیرد که کاهش بار محاسباتی را به دنبال خود دارد. در ادامه بخش ۲ مدل ریاضی مساله VRPTW و بخش ۳ الگوریتم EM کلاسیک را تشریح می کند. در بخش ۴ الگوریتم پیشنهادی EM برای حل مسئله VRPTW بیان شده است. در بخش ۵ نتایج محاسباتی آورده شده است و در انتها در بخش ۶ نتیجه گیری و پیشنهادات برای کارهای آینده مطرح شده است.

۲- مدل ریاضی مساله

مسئله VRPTW شامل مجموعه ای از خودروها با ظرفیت مشخص، یک نود صفر به نام انبار، مجموعه ای از مشتری ها و یک شبکه متصل کننده ی انبار و مشتری ها می باشد. این مساله بصورت زیر مدل می شود [۱۰]:

$$\text{Minimize: } \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \sum_{v \in N} c_{ij} x_{ijv} \quad (1)$$

subject to:

$$\sum_{i \in N} x_{irv} - \sum_{j \in N} x_{rjv} = 0 \quad \forall r \in N, \forall v \in V \quad (2)$$

$$\sum_{i \in N} x_{iov} = \sum_{j \in N} x_{ojv} = 1 \quad \forall v \in V \quad (3)$$

$$t_i + s_i + t_{ij} - (1 - x_{ijv})T \leq t_j \quad \forall i, j \in N, \forall v \in V \quad (4)$$

$$t_{0ev} + t_{0j} - (1 - x_{j0v})T \leq t_j \quad \forall j \in N, \forall v \in V \quad (5)$$

$$t_i + s_i + t_{i0} - (1 - x_{i0v})T \leq t_{0lv} \quad \forall i \in N, \forall v \in V \quad (6)$$

$$e_i \leq t_i \leq l_i \quad \forall i \in N \quad (7)$$

$$e_0 \leq t_{0ev} \quad \forall v \in V \quad (8)$$

$$t_{0lv} \leq l_0 \quad \forall v \in V \quad (9)$$

$$\sum_{i \in N} \sum_{j \in N} q_i x_{ijv} \leq Q_v \quad \forall v \in V \quad (10)$$

$$\sum_{v \in V} y_{iv} = 1 \quad \forall i \in N \quad (11)$$

$$\sum_{j \in N} x_{ijv} = y_{iv}, \quad \forall i \in N_0, \forall v \in V \quad (12)$$

کوچک می تواند مورد استفاده قرار گیرد [۲]. اگرچه الگوریتم های دقیق قادر به پیدا کردن راه حل های بهینه می باشند، اما زمان محاسباتی زیادی برای بدست آوردن جواب نیاز دارند. در حالیکه روش های فراکتشافی^۸ شامل الگوریتم های تکاملی^۹ و الگوریتم های مبتنی بر جمعیت^{۱۰}، توانسته اند کارایی خود را در حل مسئله VRP و انواع آن نشان دهند و جواب بهینه را در مدت زمان قابل قبولی پیدا کنند.

پیشنهاد شده توسط (EM) الگوریتم الکترومغناطیسم^{۱۱} فنگ^{۱۲} و بیربیل^{۱۳} [۵] یک روش فراکتشافی جدید، مبنی بر ابزاری همچون جذب^{۱۴} و دفع^{۱۵} برای هر ذره (راه حل) در فضای EM جستجو می باشد. یانگ و همکارانش [۶] برای اولین بار از آموزش شبکه های عصبی استفاده کردند و نشان دادند که ذخیره سازی قابل توجهی در حافظه های محاسباتی و زمان داشته است در پیدا کردن بهینه EM و بر این موضوع اشاره کردند که کارایی سراسری از الگوریتم ژنتیک بهتر است. همچنین در [۷] اثبات این شده است که یکی از خصوصیات مهم و جالب توجه است که این الگوریتم نسبت به پارامترهای حساس نمی باشد و به تعداد کمی پارامتر نیز برای تنظیم کردن نیاز دارد. از الگوریتم EM برای حل مسئله CVRP استفاده شده است [۸-۹]. در مرجع [۸] با استفاده از ترکیب الگوریتم EM و فرایند جانشینی تکراری^{۱۶} که یک جستجوی محلی می باشد، به حل مسئله CVRP پرداخته اند و در آن از روال تولید تصادفی^{۱۷} برای تولید جمعیت استفاده شده است. نتایج آنها نشان داده است که ترکیب الگوریتم EM و فرایند جانشینی تکراری نسبت به الگوریتم های فراکتشافی دیگر رقابتی تر و ساده تر می باشد. طبق تحقیقات انجام شده، تاکنون از الگوریتم EM برای حل مسئله VRPTW استفاده نشده است که در این مقاله به حل آن پرداخته شده است.

در این مقاله تلاش برای بهبود و تطبیق الگوریتم EM برای

⁸ Meta-heuristics

⁹ Evolutionary algorithms

¹⁰ Population based algorithms

¹¹ Electromagnetism-like mechanism

¹² Fang

¹³ Birbil

¹⁴ attraction

¹⁵ repulsion

¹⁶ Iterated Swap Procedure (ISP)

¹⁷ Procedure Key Random

می کنند. فنگ و بیربیل [۵] عمل اول را مکانیزم جذب و عمل دوم را مکانیزم دفع نامیدند. از دیدگاه ریاضی، فرض می شود که فضای جستجو D بعدی و جمعیت شامل N_p ذره می باشد. $X_i^t = (x_{i1}^t, x_{i2}^t, \dots, x_{iD}^t)$ ذره i در تکرار t می باشد. هر ذره X_i^t یک بار الکتریکی^{۱۸} دارد که با کیفیت راه حل بصورت زیر رابطه دارد:

$$q_i^t = \exp \left\{ -D \frac{f(X_i^t) - f(X_{best}^t)}{\sum_{k=1}^{N_p} (f(X_k^t) - f(X_{best}^t))} \right\} \quad (15)$$

q_i^t بار الکتریکی ذره i در تکرار t می باشد. $f(X_i^t)$ و $f(X_{best}^t)$ به ترتیب مقدار تابع هدف ذره i و بهترین مقدار تابع هدف بدست آمده در جمعیت، در تکرار t می باشند.

بعد از محاسبه ی بار هر ذره، برای جستجوی راه حل بهینه، ذره i جهت جستجوی خود را بر طبق نیروی بدست آمده از رابطه ی (۱۶) مشخص می کند:

$$F_i^t = \sum_{j \neq i}^{N_p} \begin{cases} (X_j^t - X_i^t) \frac{q_i^t q_j^t}{\|X_j^t - X_i^t\|^2} \text{if } f(X_j^t) < f(X_i^t) \\ (X_i^t - X_j^t) \frac{q_i^t q_j^t}{\|X_j^t - X_i^t\|^2} \text{if } f(X_j^t) \geq f(X_i^t) \end{cases} \quad (16)$$

که $q_i^t q_j^t$ حاصل ضرب بارهای الکتریکی ذره i و ذره j و $\|X_j^t - X_i^t\|^2$ مربع فاصله بین i و j می باشد. اگر نیروی وارده شده از ذره j بر ذره i بیشتر باشد (برای مسئله مینیمم سازی مقدرار برزندگی i بیشتر از j باشد) $f(X_j^t) < f(X_i^t)$ ، نیرو مثبت است، و ذره j عمل جذب را به ذره i اعمال می کند. در غیراینصورت نیرو منفی است و عمل دفع بر روی i صورت می گیرد. سپس هر ذره بر طبق رابطه ی (۱۷) به موقعیت جدیدش حرکت می کند.

$$X_i^{t+1} \leftarrow X_i^t + \lambda \frac{F_i^t}{\|F_i^t\|} (RNG) \quad (17)$$

که λ یک عدد تصادفی در بازه ی $[0,1]$ و RNG بازه ی معتبر اجازه داده شده می باشد. رابطه ی (۱۷) مشخص می کند که حرکت یک ذره بوسیله ی نیرو نرمالیزه شده و یک طول گام تصادفی مشخص می شود.

۴- الگوریتم الکترومغناطیسم پیشنهادی

در این قسمت الگوریتم EM پیشنهادی برای حل مسئله VRPTW استفاده و مراحل آن توضیح داده شده است. الگوریتم مطرح شده شامل چندین ویژگی از جمله پیشنهاد یک

$$x_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{اگر خودرو } v \text{ مسیری } i \text{ به } j \text{ طی کند.} \\ 0 & \text{در غیر اینصورت} \end{cases} \quad (13)$$

$$y_{iv} = \begin{cases} 1 & \text{اگر مشتری } i \text{ توسط خودرو } v \text{ ملاقات شود.} \\ 0 & \text{در غیر اینصورت} \end{cases} \quad (14)$$

که V تعداد خودروها، Q_v ظرفیت خودرو v ، n تعداد مشتری ها، q_i تقاضای مشتری i ، C_{ij} هزینه سفر از مشتری i به مشتری j ، t_{ij} زمان سفر از مشتری i به مشتری j ، e_i زودترین زمان ممکن برای شروع سرویس دهی به مشتری i ، l_i دیرترین زمان ممکن برای شروع سرویس دهی به مشتری i ، $N: \{1, \dots, n\}$ و $V: \{1, \dots, v\}$ حداکثر زمان سفر برای هر مسیر می باشد،

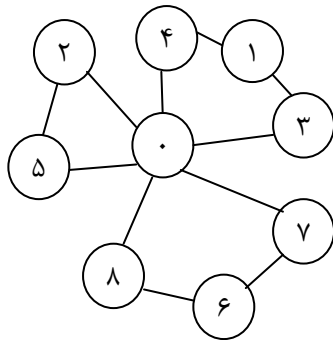
تابع هدف (۱) هزینه کل مسافت پیموده شده را حداقل می سازد. محدودیت (۲) این اطمینان را می دهد که اگر خودرو v مشتری i را ملاقات کند، حتما آن مشتری را ترک خواهد کرد. محدودیت (۳) بیان می کند که شروع و پایان هر مسیر، انبار است. محدودیت های (۴) - (۶) زمان های ورود سازگار را بیان می کنند. همچنین محدودیت (۴) همه زیر تورها را حذف می کند. معادله (۷) زمان ملاقات یک مشتری را محدود به بازه زمانی آن می کند. (۸) - (۹) به محدودیت زمانی خروج خودرو از قرارگاه و ورود آن اشاره می کند. محدودیت (۱۰) بیان می کند که ظرفیت خودرو باید بزرگتر یا مساوی جمع همه تقاضاها در مسیر باشد. معادله (۱۱) این اطمینان را می دهد که هر مشتری دقیقا یکبار ملاقات شود. محدودیت (۱۲) بیان می کند که هر خودرو تنها یکبار می تواند از هر مکان عبور کند. (۱۳) و (۱۴) نیز مقادیر موجود x_{ij} و y_{iv} را مشخص می کند.

۳- الگوریتم الکترومغناطیسم کلاسیک

الگوریتم EM از مکانیزم جذب و دفع تئوری الکترومغناطیسم الهام گرفته شده است [۵]. در بهینه سازی EM هر ذره یک راه حل در یک فضای D بعدی در نظر گرفته می شود و جهت جستجوی آن ذره بر طبق اعمال نیروی دیگر ذرات موجود بر آن تنظیم می شود. اصل اساسی در EM بدین صورت است که راه حل های بهتر، باقیمانده راه حل ها را در جهت خودشان جذب می کنند و همچنین باقیمانده راه حل ها از حرکت در جهت راه حل های نامرغوب توسط رفتار دفع آنها، اجتناب

¹⁸ charge

یعنی انبار در کروموزوم ظاهر نمی شود [۱۱].

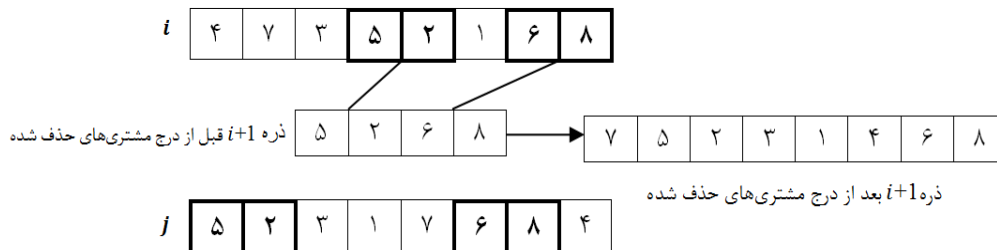


شکل (۱) مسیرهای موجود در ذره ی ۳-۱-۴-۲-۵-۸-۶-۷

معیار فاصله ی گسسته بین ذرات و طراحی عملگر دفع و جذب موثر برای حرکت ذره به موقعیت جدید می باشد که جزئیات بیشتر در ادامه آمده است.

۴-۱- نمایش کروموزوم

نمایش هر عضو جمعیت به صورت ساده ای می باشد. هر مشتری یک شناسه صحیح منحصر بفرد $i (i: 1, 2, \dots, N)$ دارد که N نشان دهنده ی تعداد کل مشتری های می باشد. یک کروموزوم از الحاق مسیرهای موجود در راه حل حاصل می شود. برای مثال، یک راه حل با سه مسیر $0-3-1-4-0$ ، $0-2-5-0$ و $0-7-6-8-0$ می تواند کروموزوم $3-1-4-2-5-8-6-7$ را ایجاد کند. نود صفر



شکل (۲) عملیات جذب

است:

$$q_i^t = \| - (f(X_i^t) - f(X_{best}^t)) \| \quad (18)$$

که $\| \cdot \|$ نرم، $f(X_{best}^t)$ بهترین مقدار هدف بدست آمده از ذرات موجود در جمعیت و $f(X_i^t)$ مقدار تابع هدف ذره i ، در تکرار t می باشند. رابطه ی (۱۸) نشان می دهد که اگر مقدار هدف ذره i به مقدار هدف بهترین نزدیک باشد بار الکتریکی ذره i زیاد خواهد بود.

۴-۴- محاسبه نیرو

۴-۴-۱- اندازه فاصله بین ذرات

اندازه ی فاصله ی بین ذرات، در مسئله ی VRPTW، بدین گونه محاسبه شده است که، در ابتدا مسیرهای هر کروموزوم با توجه به محدودیت های مسئله مشخص می شود. سپس تعداد یال های مشترک بین دو کروموزوم مورد مقایسه، مشخص می شود (هر دو مشتری متوالی یک یال را تشکیل می دهند). هرچه مقدار n_d بزرگتر باشد، نشانگر آن است که دو ذره شباهت بیشتری به یکدیگر دارند و برعکس هرچه مقدار آن کمتر باشد

۴-۲- ایجاد جمعیت اولیه

جمعیت اولیه ترکیبی از راه حل های تصادفی و معتبر می باشد. حدود نیمی از جمعیت اولیه را، راه حل های تصادفی تشکیل می دهند که تنوع جمعیت را حفظ کرده و از همگرایی زود هنگام جلوگیری می کنند. راه حل های معتبر به کمک هیوریستیک PF_{IH}^{19} تصادفی پیشنهاد شده در [۱۲] که مبتنی بر روش PF_{IH} سولومن [۱۳] می باشد، تولید می شوند. در PF_{IH} تصادفی، اولین مشتری در هر مسیر بصورت تصادفی انتخاب می شود.

۴-۳- محاسبه بار الکتریکی

در الگوریتم EM بار الکتریکی نشان دهنده ی کیفیت راه حل می باشد یعنی ذره ای که بار الکتریکی بیشتر دارد، راه حل بهتری برای مسئله می باشد. محاسبه ی بار الکتریکی برای هر ذره q_i^t برای مسئله VRPTW نیز مانند بار الکتریکی در الگوریتم EM کلاسیک محاسبه می شود که در رابطه ی (۱۸) نمایش داده شده

¹⁹Push Forward Insertion Heuristic

یعنی تفاوت بین دو ذره از هم زیاد است. تعداد یال های مشترک (n_d) از تعداد کل یال ها (n) کسر می شود. بنابراین ($n - n_d$) یک فاصله ی گسسته بین دو ذره می باشد.

۴-۴-۲- نیروی ذره

نیروهای وارد شده بر ذره i بوسیله دیگر ذرات جمعیت، بوسیله رابطه ی (۱۹) محاسبه می شود:

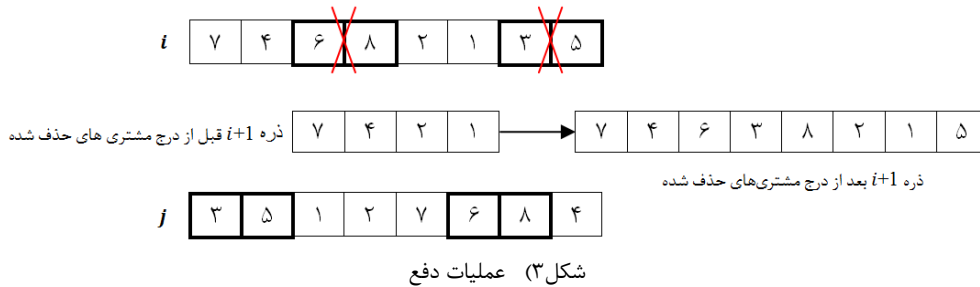
$$F_{ij}^t = \begin{cases} \frac{q_i^t q_j^t}{(n - n_d)^2} \text{ if } f(X_j^t) < f(X_i^t) \\ -\frac{q_i^t q_j^t}{(n - n_d)^2} \text{ otherwise} \end{cases} \quad j = 1, \dots, N_p, \quad i \neq j \quad (19)$$

که $q_i^t q_j^t$ حاصل ضرب بار الکتریکی ذرات i و j و $(n - n_d)^2$ مربع فاصله ی گسسته بین ذرات i و j می باشد. مقدار مثبت F_{ij}^t عملیات جذب و مقدار منفی عملیات دفع را انجام می دهد. برای جلوگیری از صفر شدن مخـرج اگـر $n_d = n$ بود، $n_d = n - 1$ قرار داده می شود.

۴-۴-۳- عملیات جذب

برای ذره ی i کاندید i اگر نیروی وارد از ذره j به ذره i بزرگتر از صفر ($F_{ij}^t \geq 0$) باشد ذره j نیروی جذب را بر ذره i اعمال می کند و این می تواند اینگونه تعبیر شود که ذره i باید شامل عناصری از ذره j باشد. برای این کار ابتدا یال هایی از i که با j مشترک هستند بدون تغییر به ذره ی $i + 1$ (معرف ذره ی i در نسل بعد) انتقال می یابند و بقیه یال ها حذف می شوند. با توجه به شکل ۲ مشاهده می کنید که یال های مشترک بین i و j به نسل بعدی انتقال داده شده است، ولی شامل تمام مشتری ها نمی باشد. برای اضافه کردن مشتری های درج نشده (یال های حذف شده)، از هیوریستیک سازنده ی^{۲۰}

²⁰Constructive heuristics



جواب های جدید ساخته می شوند. جستجوی تصادفی حریصانه ی وفقی^{۲۱} (GRASP) [۱۴]

۴-۵- حرکت

یکی از فاکتورهای مهم در موفقیت بکارگیری الگوریتم EM این است که چطور یک ذره به سمت موقعیت جدید حرکت کند. در الگوریتم EM پایه همانطور که در رابطه ی (۱۷) نشان داده شده بود با استفاده از برآیند مجموع نیروهای وارده بر ذره، و با طول گام تصادفی، ذره به مکان جدید انتقال می یابد. در این مقاله با استفاده از مکانیزم های جذب و دفع ارائه شده ذرات به سمت موقعیت جدیدی از فضای مسئله انتقال می یابند. که توضیحات در زیر آمده است.

۴-۶- روش حرکت

همانطور که گفته شد در الگوریتم پیشنهادی هر ذره i رشته جدید خودش را بر اساس نیروهای وارد شده توسط دیگر ذرات جمعیت با استفاده از رابطه ی (۲۰) تولید می کند:

$$X_{i+1}^{t+1} = \begin{cases} X_i^t \ominus X_j^t & \text{if } F_{ij}^t \geq 0 \\ X_i^t \odot X_j^t & \text{otherwise} \end{cases} \quad j = 1, 2, \dots, N_p, \quad i \neq j \quad (20)$$

که \ominus عملیات جذب و \odot عملیات دفع می باشد. در الگوریتم EM کلاسیک، ذره ی جدید X_{i+1}^{t+1} بوسیله نیروهای وارده بر ذره ی X_i^t بوسیله ی بقیه ذرات موجود در جمعیت بوجود می آید. تمام ذرات موجود در جمعیت ($X_j^t, j = 1, \dots, N_p, i \neq j$) باید بصورت انفرادی نیروی جذب یا دفع را به X_i^t اعمال کنند. بنابراین نیاز به زمان محاسباتی بالایی می باشد.

برای کاهش اثر محاسباتی، بیشترین نیروی دفع و چه نیروی جذب) که بر ذره ی i وارد می شود به عنوان یک ذره j^* برای ذره ی مورد بررسی، انتخاب می شود. j^* با استفاده از رابطه ی (۲۱) چنین تعریف می شود:

استفاده می شود. در این مسئله الگوریتم GRASP بدین صورت اعمال می شود که هزینه ی تحمیل شده به برازندگی کل، برای یک مشتری در تمامی مکان هایی که قابلیت درج دارد محاسبه می شود و سپس کمترین هزینه ای که تحمیل می کند به عنوان تابع حریصانه ی^{۲۲} آن مشتری اختصاص داده می شود. مشتری ها بر اساس مقدار افزایش هزینه درج خود به صورت صعودی مرتب می شوند و تعدادی از مشتری ها با کمترین هزینه درج، در لیست RCL^{۲۳} قرار می گیرند (طول RCL چهار انتخاب می شود [۱۵]). حال از بین مشتری های داخل لیست RCL یک مشتری بصورت تصادفی انتخاب و درج می شود و دوباره الگوریتم تکرار و هزینه افزایش هر مشتری محاسبه می شود تا موقعیت تمام مشتری ها مشخص شود. از ویژگی های این روش این است که جواب های معتبری با استفاده از ترکیب هر دو خاصیت حریصانه^{۲۴} و تصادفی^{۲۵} تولید می کند.

۴-۴-۴- عملیات دفع

برای ذره ی i کاندید i ، اگر نیروی وارد از ذره j به ذره i کوچکتر از صفر ($F_{ij}^t \leq 0$) باشد ذره j نیروی دفع را بر ذره i اعمال می کند، این بدین معنا است که ذره i باید تا جایی که ممکن است از ذره j متفاوت باشد (شکل ۳). این عملگر عکس عمل جذب انجام می شود به این صورت که، یال هایی از i که در j وجود دارد حذف می شوند و باقیمانده یال ها به نسل بعد یعنی $i + 1$ منتقل می شود. در اینجا نیز مشتری های حذف شده مانند مکانیزم جذب با استفاده از الگوریتم GRASP درج شده و

²¹Greedy Randomized Adaptive Search Procedures

²²Greedy function

²³Restrict Candidate List

²⁴Greedy

²⁵Random

استفاده از حداقل نیرو در مقابل حداکثر نیرو می باشد که به منظور تنوع جمعیت بیشتر و جلوگیری از گیر کردن در مینیمم محلی در نظر گرفته شده است. پس به عبارتی برای هر ذره i

$$j^* = \begin{cases} \arg \max_{j=1,2,\dots,N_p} \{F_{ij}^t\} & \text{if } l \leq l_0 \\ \arg \min_{j=1,2,\dots,N_p} \{F_{ij}^t\} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (21)$$

که $|F_{ij}^t|$ قدر مطلق مقدار F_{ij}^t ، l یک عدد تصادفی

یکنواخت توزیع شده در $[0,1]$ و l_0 یک پارامتر برای احتمال

جدول (۱) بهترین نتایج بدست آمده در ۶ گروه سولومن: مقایسه میان الگوریتم های مختلفی که مسافت کل طی شده را بهینه ساختند. (NV) متوسط خودروها و (DIST) میانگین مسافت کل پیموده شده در هر گروه را نشان می دهد.

Reference	R1		C1		RC1		R2		C2		RC2	
	NV	DIST	NV	DIST	NV	DIST	NV	DIST	NV	DIST	NV	DIST
Gambardella et al. [16]	12.00	1217.73	10.00	828.38	11.63	1383.02	2.73	967.35	3.00	589.86	3.25	1130.19
Taillard et al. [17]	12.17	1209.35	10.00	828.38	11.50	1389.22	2.83	981.02	3.00	589.86	3.38	1117.34
Berger et al. [20]	12.17	1251.40	10.00	828.50	11.88	1414.86	2.73	1056.59	3.00	590.06	3.25	1258.15
Lau et al. [14]	12.17	1211.55	10.00	832.13	12.25	1418.77	3.00	1001.12	3.00	589.86	3.38	1170.93
Homberger et al. [21]	11.92	1212.73	10.00	828.38	11.50	1386.44	2.73	955.03	3.00	589.86	3.25	1123.17
Le Bouthillier [19]	12.17	1209.27	10.00	828.38	11.50	1389.22	2.28	965.91	3.00	589.86	3.25	1143.70
Proposed EM	12.00	1211.55	10.00	828.38	11.50	1386.44	2.73	965.15	3.00	589.86	3.25	1117.34

[۱۷] و [۱۸]، الگوریتم های ژنتیک [۲۱-۱۹] می باشد. در جدول نتایج بدست آمده با هم مقایسه شده است و بهترین آنها پرننگ شده است. همانطور که مشاهده می کنید الگوریتم EM پیشنهادی توانسته است به نتایج خوب و قابل قبولی دست یابد.

۶- نتیجه گیری

در این مقاله از الگوریتم فرااکتشافی الکترومغناطیسم برای حل مسئله مسیریابی وسایل نقلیه با پنجره زمانی استفاده شده است. یکی از فاکتورهای مهم در موفقیت بکارگیری الگوریتم الکترومغناطیسم این است که چطور یک ذره به سمت موقعیت جدید در مسئله مورد نظر حرکت کند. به منظور تطبیق این الگوریتم با مسئله گسسته VRPTW، معیاری برای اندازه گیری فاصله گسسته بین راه حل ها و همچنین عملیات جذب و دفع موثری طراحی شد که موقعیت جدید ذره را بهتر شناسایی و جواب هایی با کیفیت مناسبی در فضای مسئله تولید می کند. الگوریتم پیشنهاد شده دارای پارامترهای کم، پیاده سازی راحت و قابل رقابت با دیگر الگوریتم ها می باشد. همچنین نتایج نشان داده است که الگوریتم EM پیشنهادی کارایی خوبی برای حل مسئله VRPTW دارد. این الگوریتم کاملاً قابل رقابت با دیگر الگوریتم های موجود در حل مسئله VRPTW می باشد. در ضمن الگوریتم ارائه شده انعطاف پذیر می باشد و می تواند برای حل مسائل بهینه سازی ترکیبی دیگر من جمله مسئله مسیریابی وسایل نقلیه با چندین انبار و یا مسئله زمان بندی کارها نیز

یک ذره j^* پیدا می شود و سپس بسته به مقدار F_{ij}^t هر یک از عملگرهای جذب و یا دفع انتخاب می شود و هر ذره فقط تحت اثر یک نیرو قرار می گیرد و موقعیت جدید خود را مشخص می کند که این عمل باعث کم شدن اثر محاسباتی می شود.

۵- نتایج محاسباتی

مجموعه نمونه های سولومن انواع مختلفی از سناریوهای VRPTW را نشان می دهد، به همین دلیل در بسیاری از تحقیقات، برای ارزیابی الگوریتم ها از نمونه های سولومن استفاده می شود. در این مقاله نیز برای ارزیابی الگوریتم پیشنهادی از این نمونه ها استفاده شده است. ۵۶ نمونه سولومن هر یک با ۱۰۰ مشتری به ۶ گروه C1، C2، R1، R2، RC1، RC2 تقسیم می شود. در نمونه های گروه C1 و C2، مشتری ها کلاستر بندی شده اند. گروه R1 و R2 نشان دهنده مشتری ها با مختصات اقلیدسی هستند و گروه های RC1 و RC2 نشان دهنده ترکیبی از دو گروه قبلی می باشند [۱۳]. الگوریتم EM پیشنهادی فقط شامل یک پارامتر قابل تنظیم l_0 می باشد که به صورت سعی و خطا به مقدار ۰/۸ تنظیم شده است. تعداد اعضای جمعیت [۶۰، ۱۰۰] و شرط خاتمه الگوریتم ۷۰۰ تکرار می باشد. در جدول ۱ میانگین جواب های خوب بدست آمده در ۲۰ تکرار، بوسیله الگوریتم پیشنهادی EM با چند نمونه از دیگر الگوریتم های موجود مقایسه شده است. جدول ۱ شامل الگوریتم کلونی مورچه ها [۱۶]، الگوریتم جستجوی تابو پیشنهاد شده در

استفاده شود.

مراجع

- [12] G. B. Alvarenga, G. R. Mateus, and G. de Tomi, "A genetic and set partitioning two-phase approach for the vehicle routing problem with time windows," *Computers & Operations Research*, vol. 34, no. 6, pp. 1561–1584, 2007.
- [13] M. M. Solomon, "Algorithms for the vehicle routing and scheduling problems with time window constraints," *Oper. Res.*, vol. 35, no. 2, pp. 254–265, Apr. 1987.
- [14] M. Sciences and M. Hill, "Greedy Randomized Adaptive Search Procedures," vol. 134, pp. 109–134, 1995.
- [15] P. P. Repoussis, C. D. Tarantilis, and G. Ioannou, "Arc-Guided Evolutionary Algorithm for the Vehicle Routing Problem with Time Windows," vol. 13, no. 3, pp. 624–647, 2009.
- [16] L. M. Gambardella, E. Taillard, and G. Agazzi, "MACS-VRPTW: A Multiple Ant Colony System for Vehicle Routing Problems with Time Windows," Istituto Dalle Molle Di Studi Sull Intelligenza Artificiale, 1999.
- [17] Taillard, P. Badeau, M. Gendreau, F. Guertin, and J.-Y. Potvin, "A Tabu Search Heuristic for the Vehicle Routing Problem with Soft Time Windows," *Transportation Science*, vol. 31, no. 2, pp. 170–186, 1997.
- [18] H. C. Lau, M. Sim, and K. M. Teo, "Vehicle routing problem with time windows and a limited number of vehicles," *European Journal of Operational Research*, vol. 148, no. 3, pp. 559–569, 2003.
- [19] A. Le Bouthillier and T. G. Crainic, "A cooperative parallel meta-heuristic for the vehicle routing problem with time windows," *Computers & Operations Research*, vol. 32, no. 7, pp. 1685–1708, 2005.
- [20] J. Berger and M. Barkaoui, "A parallel hybrid genetic algorithm for the vehicle routing problem with time windows," *Computers & Operations Research*, vol. 31, no. 12, pp. 2037–2053, 2004.
- [21] J. Homberger and H. Gehring, "A two-phase hybrid metaheuristic for the vehicle routing problem with time windows," *European Journal of Operational Research*, vol. 162, no. 1, pp. 220–238, 2005.
- [1] G. B. Dantzig and J. H. Ramser, "The Truck Dispatching Problem," *Management Science*, vol. 6, no. 1, pp. 80–91, 1959.
- [2] P. Toth and D. Vigo, *The Vehicle Routing Problem*. Society for Industrial and Applied Mathematics, 2002.
- [3] B. L. Golden, S. Raghavan, and E. A. Wasil, *The Vehicle Routing Problem: Latest Advances and New Challenges*. Springer, 2008.
- [4] A. Hoff, H. Andersson, M. Christiansen, G. Hasle, and A. Løkketangen, "Review: Industrial aspects and literature survey: Fleet composition and routing," *Comput. Oper. Res.*, vol. 37, no. 12, pp. 2041–2061, 2010.
- [5] \cs &idot;lker Birbil and S.-C. Fang, "An Electromagnetism-like Mechanism for Global Optimization," *J. of Global Optimization*, vol. 25, no. 3, pp. 263–282, 2003.
- [6] W. H. Yang, "A Study on the Intelligent Neural Network Training Using the Electromagnetism Algorithm," I-Shou University, Kaohsiung County, Taiwan, 2002.
- [7] C.-T. Su and H.-C. Lin, "Applying electromagnetism-like mechanism for feature selection," *Information Sciences*, vol. 181, no. 5, pp. 972–986, 2011.
- [8] A. Yurtkuran and E. Emel, "A new Hybrid Electromagnetism-like Algorithm for capacitated vehicle routing problems," *Expert Syst. Appl.*, vol. 37, no. 4, pp. 3427–3433, 2010.
- [9] P. Wu, K.-J. Yang, and B.-Y. Huang, "A Revised EM-like Mechanism for Solving the Vehicle Routing Problems," in *Proceedings of the Second International Conference on Innovative Computing, Informatio and Control*, 2007, p. 181–.
- [10] M. L. Fisher, K. O. Jrnsten, and O. B. G. Madsen, "Vehicle Routing with Time Windows: Two Optimization Algorithms," *Operations Research*, vol. 45, no. 3, pp. 488–492.
- [11] K. C. Tan, L. H. Lee, Q. L. Zhu, and K. Ou, "Heuristic methods for vehicle routing problem with time windows," *Artificial Intelligence in Engineering*, vol. 15, no. 3, pp. 281–295, 2001.