زمان بندی خدمه راه آهن با الگوریتم بهبود تکاملی گروهی

محمد مهدی سپهری
استادیار

عباس حاجی فتحعلی‌ها
دانشجوی کارشناسی ارشد

عزیزاله معماریانی
دانشیار

بخش مهندسی صنایع، دانشکده فنی، مهندسی، دانشگاه تربیت مدرس

چکیده

موضوع زمان بندی خدمه راه آهن به برنامه‌ریزی زمانی خدمه‌ای اطلاق می‌شود که در طول سفر قطار به ارائه خدمت می‌پردازند. در این مقاله با تأکید بر زمان‌بندی رؤسای قطارهای مسافربری، مسأله زمان‌بندی خدمه در قالب یک شبکه از سویه‌های وظیفه و بیان شده و یک روش ابتکاری بر اساس الگوریتم بهبود تکاملی گروهی برای آن ارائه گردیده است. در الگوریتم تکاملی گروهی، دو روش جستجو برای تولید فرزند از یک کروموزم مادر ارائه شده که یکی از آنها بر اساس یک الگوریتم ابتکاری الگوسازی محدودیتها و دیگری بر اساس روش انشعاب و تحدید است. نتایج محاسبات نشان داده است که ترکیب الگوریتم بهبود تکاملی بار روش انشعاب و تحدید جواب‌های بسیار خوبی تولید می‌کنند و برای مسائلی که حل بهینه آنها موجود بوده، به جواب بهینه می‌رسد. برای مسائل واقعی با مقیاس بزرگ هم الگوریتم بیان شده به خوبی جواب‌های مناسب تولید می‌کند.

کلمات کلیدی

زمان‌بندی خدمه، زمان‌بندی خدمه قطار، مدل ابتکاری، الگوریتم تکاملی، مسیریابی

Railway Crew Scheduling with Grouping Evolutionary Algorithm

M. M. Sepehri
Assistant Professor

A. Hajifathaliha
Ph.D. Student

A. Memariani
Associate Professor

Department of Industrial Engineering,
School of Engineering, Tarbiat Modarres University

Abstract

Railway crew scheduling furnishes time schedules for crews who provide services along the trip. In this paper, with emphasis on scheduling of head of crews for coach trains, a crew scheduling problem is presented in a network form with task arcs. To solve the problem, a meta heuristic algorithm based on grouping evolutionary algorithm is developed. The grouping evolutionary algorithm contains two search methods which generate offspring from a parent chromosome; one of these methods is based on a logic constraints heuristic algorithm, and the other one is relied on branch and bound approach. Computational results showed that combining grouping evolutionary algorithm and branch and bound approach generates good solutions, and for the problems that we knew their optimal solutions accomplish optimal outcomes. It is also shown that the algorithm provides good results for large scale real world problems.

Keywords

Crew Scheduling, Railway Crew Scheduling, Heuristic Model, Evolutionary Algorithm, Routing.

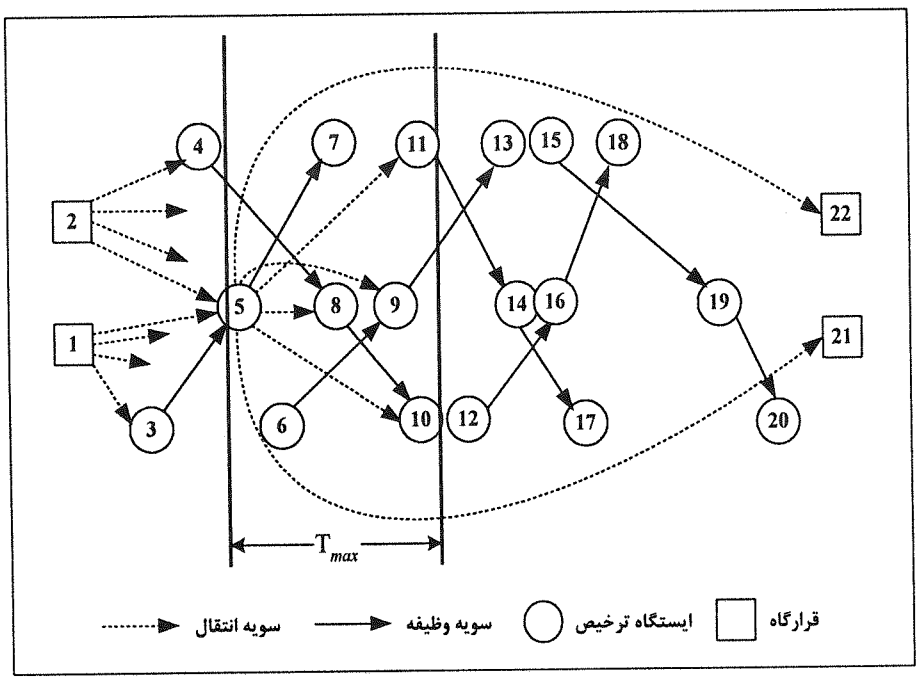
مقدمه

زمان‌بندی خدمه قطارهای مسافربری شامل برنامه‌ریزی زمانی انجام کار برای افرادی چون راننده قطار، رئیس قطار، رئیس رستوران، خدمه فنی و مهماندارانی می‌شود که خدماتی را در طول حرکت قطار ارائه می‌کنند. این خدمات در یک پنجره زمانی انجام می‌شود که زمان شروع و ختم مشخص دارند و نیز از مکان مشخصی شروع و به مکان مشخصی ختم می‌شوند. ما در این مقاله زمان‌بندی رؤسای قطارها را در نظر گرفته‌ایم، ولی مدل و روش حلی که ارائه می‌شود می‌تواند برای سایر انواع خدمه نیز استفاده شود. از طرف دیگر، با توجه به اینکه اساس مدلی که در نظر گرفته‌ایم یک شبکه با سویه‌های دارای تقدم و تأخر است، روش حل ارائه شده می‌تواند برای هر مسأله مسیریابی ترکیبی که در قالب شبکه مورد نظر ما تعریف شود، نیز بکار آید.

از آنجا که زمان‌بندی خدمه پس از زمان‌بندی وسایل نقلیه انجام می‌شود، ورودی‌های مسأله زمان بندی خدمه راه‌آهن، زمان‌بندی حرکت قطارها می‌باشد. به طور کلی، زمان‌بندی خدمه را یافتن مسیرهای مأموریت تعریف می‌کنیم که: ۱ـ تمام تکه مسیرهای حرکت قطارها بین ایستگاهها پوشش داده شود، ۲ـ قواعد و استانداردها رعایت گردند، ۳ـ هزینه‌های جمعی حداقل باشند و ۴ـ هر مسیر مأموریت از یک قرارگاه شروع و به همان قرارگاه ختم شود.

برای تعیین تکه مسیرها، الزامی نیست که حرکت قطار بین دو ایستگاه در نظر گرفته شود، بلکه هر تکه مسیربه فاصله بین دو ایستگاهی اطلاق می‌شود که امکان تعویض خدمه وجود دارد. به ایستگاهی که در آن امکان تعویض خدمه فراهم باشد ایستگاه ترخیص می‌گوییم. بنا بر این مسأله زمان‌بندی خدمه می‌تواند به صورت شبکه‌ای از سویه‌های وظیفه و سویه‌های انتقال که ایستگاههای ترخیص را بهم مرتبط می‌سازند بیان شود. گره‌های این شبکه ایستگاه‌های ترخیص آغاز و پایان فعالیت (اعم از وظیفه و انتقال)، قرارگاهها، و ایستگاه‌های ترخیص میانی هستند. در شکل (۱) نمونه‌ای از شبکه مسأله زمان‌بندی خدمه نشان داده شده است. در این شکل، سویه‌های وظیفه که نشان‌دهنده مسیر حرکت قطار بین دو ایستگاه ترخیص است، با خطوط پر و سویه‌های انتقال به صورت نقطه چین نشان داده شده‌اند.

زمان‌بندی حرکت قطارها به عنوان ورودی مسأله مشخصات سویه‌های وظیفه را بدست می‌دهد و همین مشخصات برای سویه‌های انتقال از اطلاعات سویه‌های وظیفه شبکه قابل محاسبه هستند. شرح کامل نحوهٔ ساخت شبکه و چگونگی محاسبه مشخصات سویه‌های انتقال در مقاله [Sepehri and Hajifathaliha ,2001-a] آورده شده است. هدف از حل مسأله زمان‌بندی خدمه در شبکه شکل (۱) یافتن مجموعه‌ای از مأموریت‌ها است به طوری که کل هزینه مأموریت‌ها حداقل شده، مسیر هر مأموریت در شبکه امکان پذیر بوده و کلیه سویه‌های وظیفه پوشش داده شوند.



شکل (۱) نمونه‌ای از ساخت شبکه سویه‌های وظیفه و انتقال برای مسأله زمان‌بندی خدمه.

۱ـ مروری بر ادبیات موضوع

از زمان‌بندی تعاریف مختلفی شده است که تفاوت‌های ظاهر شده در این تعاریف ناشی از موضوعات متفاوت مورد مطالعه منتسب به تعاریف است. وجوه مشترک عمده این تعاریف تخصیص منابع به عناصر در یک پهنه زمانی و یا مکانی با توجه به محدودیت‌ها و با هدف به حداقل رساندن هزینه‌ها است. پرفسور آنتونی رن در یکی از مقالات خود به تفصیل به مبحث زمان‌بندی (scheduling)، جدول‌بندی زمانی (timetabling)، و نوبت‌بندی انجام کار (rostering) وارتباط بین آنها پرداخته است [Wren, 1997]. وی زمان‌بندی را ترتیب‌دهی عناصر در یک الگوی زمانی یا مکانی به منظور رسیدن یا نزدیک شدن به اهداف می‌داند به طوری که محدودیت‌های مرتبط با این عناصر کاملا یا تقریبا برآورده شوند. تعریف ما از زمان‌بندی خدمه اختصاص خدمه به مجموعه‌ای از وظایف در یک محدوده زمانی و مکانی خاص است، به طوری که مجموع هزینه‌های مستقیم خدمه و غیر مستقیم مانند هزینه جابجایی و اقامت خدمه حداقل شود. صرف نظر از تعاریف مختلف، خاطرنشان می‌دارد که این مسائل از نوع پیچیده هستند و در مسائل واقعی که فضای جستجو بسیار بزرگ هستند حل جامع آنها به صرفه یا امکان‌پذیر نیست [Caprara et al., 1998].

از حدود ۵۰ سال پیش برای حل مسائل زمان‌بندی خدمه کار شده است و روش‌های متعددی برای حل این مسائل بکار گرفته شده است. بسیاری از روش‌های حل مطرح شده که در عمل بکار گرفته شده‌اند، به شرایط خاص مسیرهای حرکت وسایل نقلیه و قواعد و استانداردهای کار وابسته هستند. روش‌های حلی که در دهه‌های اخیر به عنوان روش‌های جدید ابتکاری و فوق ابتکاری مطرح شده‌اند تا حدود زیادی به حل این مسائل کمک کرده‌اند. روش‌های قطعی حل نیز به صورت ترکیبی یا مستقل خصوصا با پیشرفت‌های سریعی که در سرعت و حافظه کامپیوترها رخ می‌دهد، مجددا می‌توانند برای حل مسائل واقعی مورد استفاده قرار گیرند.

روش‌های قطعی حل مسائل زمان‌بندی خدمه که مطرح شده‌اند عموما به صورت پوشش مجموعه‌ای یا افراز مجموعه‌ای فرموله شده و در بسیاری مقالات از روش تولید ستون برای تولید یک مجموعه اولیه از زمان‌بندی خدمه امکان‌پذیر استفاده می‌کنند [Beasly and Cao, 1998]. رویکرد برنامه‌ریزی عدد صحیح با روش تولید ستون در مقاله فرایبرگ و هاس [Friberg and Hoase, 1996] و گاماچ و همکاران [Gamach et al., 1999] ارائه شده است. فرایبرگ توانسته است با در نظر گرفتن تنها ۱۰ سفر مسأله را حل کند و برای ۳۰ سفر لازم بوده است به ساده‌سازی مسأله پرداخته و سپس با روش انشعاب و تحدید مسأله را حل کند. این رویکرد در مقاله‌ها فمن و پدبرگ [Hoffman and Padberg, 1993] نیز بکار گرفته شده است.

روش‌های ابتکاری مانند الگوریتم ژنتیک و جستجوی ممنوع نیز برای حل مسائل زمان‌بندی خدمه بکار گرفته شده‌اند. لارنکو و همکاران [Lourenco et al., 1996] با هر دو روش ابتکاری ژنتیک و جستجوی ممنوع مسائل با داده‌های واقعی را حل کرده و آن را با روش برنامه‌ریزی خطی ساده‌سازی شده مقایسه کرده‌اند. لوین [Levine, 1996] کاربرد الگوریتم هیبرید ژنتیک را برای ۴۰ مسأله واقعی بکار گرفته که در مطالعه وی نیمی از آنها به جواب رسیده‌اند. وی در مقایسه الگوریتم هیبرید ژنتیک با شاخه و برش و انشعاب و تحدید، نتیجه گرفته است برای مسائلی که حل نموده، شاخه و برش بسیار بهتر و انشعاب و تحدید بهتر از الگوریتم هیبرید ژنتیک می باشد.

مقالاتی که به صورت خاص به مسائل زمان‌بندی خدمه در راه آهن بپردازند، بسیار کمتر از مقالاتی است که به زمان‌بندی خدمه در خطوط هوایی پرداخته‌اند. دلایل آن احتمالا حساسیت و هزینه بالای خدمه در خطوط هوایی می‌باشد. مقالاتی که زمان‌بندی خدمه را در راه آهن بررسی کرده‌اند نیز عموما به کاربرد عملیاتی آن توجه داشته‌اند و روش‌های ابتکاری را در سطح وسیعی بکارگرفته‌اند. کاپرارا و همکاران مسأله زمان‌بندی خدمه و نوبت کاری را با هم در نظرگرفته و پس از فرموله کردن آن به صورت یک مدلسازی ریاضی عدد صحیح، آن را ساده‌سازی و حل کرده‌اند. [Caprara et al., 1998] این حل یک حد پائین برای مسأله آنان ایجاد کرده است که برای بهبود آن روش‌های ابتکاری جستجو را بکارگرفته‌اند. ارنست و همکاران [Ernest et al., 1999-a] نیز تکنیک‌هایی چون صفحات برش و تولید ستون را در روش شاخه و برش بکار برده‌اند. نتایج محاسباتی آنها نشان داده است که هنوز نمی‌توان روش ارائه شده را برای مسائل با مقیاس بزرگ بکار برد. آنها در مقاله دیگری برای مسیرهای طولانی راه آهن با شمارش مأموریت‌های ممکن، مجموعه کاملی از مأموریت‌ها یا سفرهای

گردشی را تولید نموده و با استفاده از یک جواب تصادفی اولیه و استفاده از الگوریتم تنش زدایی شبیه‌سازی شده روش جستجویی را از طریق حذف، داخل کردن و جابجایی مأموریت‌ها مطرح کرده‌اند [Ernest et al., 1999-b].

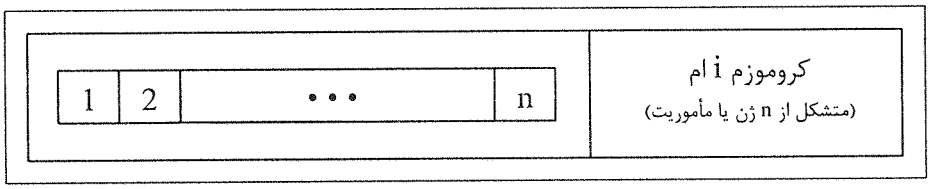
۲ـ الگوریتم تکاملی برای حل مساله زمان‌بندی خدم

داروین اصلی را بیان کرده است که طبق آن موجوداتی که در محیط قادر به عملکرد و تطابق بهتری باشند، با نرخ بالاتری امکان ادامه حیات و تولید مثل پیدا می‌کنند. این اصل را فرآیندهای تکامل طبیعی نامیده‌اند. از دهۀ ۱۹۶۰ استفاده از فرآیندهای تکامل طبیعی مطرح شد و شبیه‌سازی فرآیند تکامل طبیعی منجر به ارائه روش‌های بهینه‌سازی ابتکاری گردید. این روش‌ها تحت عناوین الگوریتم‌های تکاملی یا الگوریتم های ژنتیکی در حل بسیاری از مسائل واقعی توانسته‌اند برتر از روش‌های بهینه‌سازی مرسوم عمل کنند و نتایج بهتری ارائه دهند [Gen and Cheng, 1997].

الگوریتم‌های ژنتیکی، بسط یافته الگوریتم‌های تکاملی هستند و از آنها برای حل مسائل مختلفی استفاده شده است. مسأله جایابی و استقرار [Balaknshnan and Cheng, 2000]، مسائل چند معیاری [Osyezka and Kandu, 1996] و موازنه خط مونتاژ [Khoshalhan, 1997] ازجمله مسائلی هستند که به آنها پرداخته شده است.

در زمینه کاربرد الگوریتم‌های ژنیتکی در مسائل زمان‌بندی می‌توان به مطالعات کریستنسن و رندرز و همچنین کالینگ وود برای تخصیص رانندگان اتوبوس [Kristensen Randers, 1999]، [Collingwood, 1995] و مقاله لوین برای خدمه خطوط هوایی [Levine, 1996] اشاره کرد. در این تحقیقات الگوریتم‌های ژنیتیک کلاسیک را بکار گرفته‌اند، ولی گزارشی از کاربرد آنها در مسائل واقعی یا حل مسائل با مقیاس بزرگ ارائه نشده است. در زمان‌بندی خدمه راه‌آهن نیز مقالاتی که با استفاده از الگوریتم ژنتیک به حل مسائل پرداخته باشند معدودند. وان و همکاران الگوریتم ژنتیک ترکیبی را برای رانندگان اتوبوس و قطار مطرح کرده‌اند. آنها با استفاده از رویکرد تولید ستون مجموعه‌ای از شیفت‌های کاری را تولید کرده و سپس با تعریف شیفت‌ها به صورت ژن‌های یک کروموزم که به صورت احتمالی برای جمعیت اولیه تولید می‌شوند هر جفت کروموزم را با استراتژی چرخ رولت انتخاب و یک نقطه تقاطع برای ایجاد دو فرزند از کروموزم‌های والدین مشخص می نمایند. پس از آن، با جهش برخی ژن‌هایی که برای هر دو والد یکسان است کروموزم مربوطه تغییر یافته، جدول زمانی کامل هر فرزند تولید می‌شود[Kwan et al., 2000].

در زمان‌بندی خدمه برای مسیرهای طولانی، که مسأله مورد بررسی‌ما است، هر شیفت کاری یا سفر چرخشی که آن را یک مأموریت نامیده‌ایم، به عنوان یک ژن می‌تواند در نظر گرفته شود و مجموعۀ کل مأموریت‌ها می توانند یک کروموزم را بسازند. هر کروموزم یک جواب مسأله است که در مقیاس‌های بزرگ تعداد بسیار زیادی ژن یا مأموریت دارد. یک جواب i ام که آن را کروموزم i ام می نامیم در شکل(۲) نشان داده شده است. هر ژن تشکیل دهنده این کروموزم حاوی زنجیره‌ای از سویه‌های متوالی است که از یک گره قرارگاه شروع و به گره قرارگاه متناظر ختم می‌شود.



شکل (۲) تصویر یک کروموزم.

چون هر ژن نشان‌دهنده یک مأموریت است و هر مأموریت از زمان خاصی شروع می‌شود، ترتیب قرار گرفتن ژن‌ها در هر کروموزم بر اساس زمان شروع مأموریت منتسب به هر یک از ژن‌ها است. پس ژن ها به ترتیب زمان وقوع از شماره ۱ تا n در هر کروموزم شماره‌گذاری می‌شوند. ترتیب قرار گرفتن این ژن‌ها در الگوریتمی که بیان خواهد شد، اهمیت زیادی دارد.

مسائلی که وان و همکاران [Kwan et al., 2000] و یا کالینگ وود [Collingwood, 1995] در نظر گرفته‌اند، عموماً برای مسیرهای کوتاه قابل کاربرد است و به همین دلیل ترکیب هرجفت کروموزم نسبتاً به سادگی انجام می‌شود. در حالی که در

مسأله ما خصوصاً در مقیاس‌های بزرگ ترکیب کروموزم‌ها بسیار پیچیده خواهند بود. لذا الگوریتم تکاملی را برای بهبود در یک جواب اولیه در نظر گرفته‌ایم که راه حل نسبتاً ساده تری را ارائه می‌کند و نشان داده‌ایم که جواب‌های مناسبی در زمان معقول تولید می‌کند.

همان طور که قبلاً اشاره شد، در مسأله زمان‌بندی خدمه مورد مطالعه هر مأموریت، در ساختار شبکه‌ای، متشکل از تعدادی سویه متوالی است. این خصوصیت مسأله را در زمره مسائل گروهی قرار می‌دهد. مسائل گروهی عبارتند از افراز یک مجموعه U به یک سری زیر مجموعه‌های دو به دو ناسازگار u_i متعلق به U [Falkanauer, 1998]. به عبارت دیگر، خواهیم داشت:

$$\bigcup u_i = U, \qquad u_i \cap u_j = \phi, \qquad \forall i \neq j$$

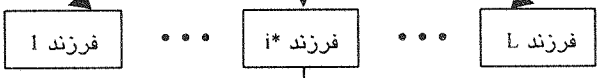
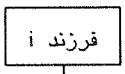
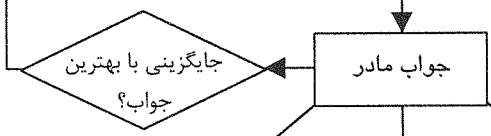
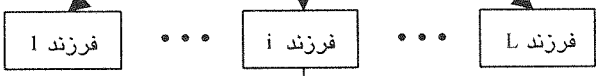
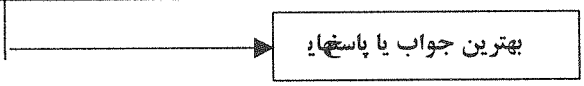
در این تعریف هر مجموعه U یک کرموزوم یا جواب مسأله و هر u_i یک ژن یا یک مأموریت است که این ژنها بر اساس ترتیب عضوها در شکل (۲) نمایش داده شده‌اند. علاوه بر ترتیب عضوها، هر عضو یا ژن در مسائل مورد نظر ما مستقل است. در فرآیند اعمال عملگرهای ژنتیکی تعداد اعضای هر مجموعه یا طول کرموزوم‌ها ممکن است تغییر کند و در این تغییر اعضای جدیدی تولید می‌شوند. تولید اعضای جدید با ترکیب تعدادی از ژن‌ها و ایجاد ژنهای جدید انجام می‌شود که در قسمت انتخاب محدوده جستجو به آن اشاره خواهد شد. لذا گروه ژن‌هایی که در محدوده جستجو انتخاب و با یکدیگر ترکیب می‌شوند، ژن‌های جدیدی حاصل می‌کنند که ما این فرآیند را جهش ترکیبی نامیده‌ایم. مراحل زیر کلیات الگوریتم تکاملی گروهی مورد مطالعه را توصیف می‌کند:

- یک جواب اولیه تولید می‌شود که به عنوان جواب مادر آن را می‌نامیم.
- از جواب مادر طی فرآیندی تعدادی فرزند تولید می‌کنیم.
- با معیاری برای ارزیابی جواب‌ها، فرزندهای تولید شده را مقایسه و بهترین آن‌ها را جایگزین مادر می‌کنیم.
- تا هنگامی که شرط توقف ارضا شود تولید فرزندان و جایگزینی ادامه می‌یابد. شرط توقف می‌تواند تعداد فرزند تولید شده یا عدم بهبود جواب‌ها در طی تعداد معینی از مراحل جایگزینی در نظر گرفته شود.
- در الگوریتم یک جواب تحت عنوان بهترین جواب شاهد نگهداری می‌شود و در هر مرحله جای‌گذاری فرزند به جای مادر، اگرجواب حاصل بهتر از جواب شاهد بود، جواب جدید جایگزین جواب شاهد شده و هنگام ختم الگوریتم این جواب شاهد به عنوان بهترین جواب ارائه می‌گردد.

در شکل (۳) ساختار شماتیک الگوریتم همراه با شرح مراحل برای حل مسأله مورد نظر نشان داده شده است. توضیح مبسوط این مراحل به شرح ذیل است.

۲-۱- تولید جواب اولیه

روش‌های مختلفی برای تولید جواب اولیه می‌تواند بکار گرفته شود. یکی از راههای ساده تولید جواب اولیه، در نظرگرفتن هر سویه وظیفه (i, j) بعنوان یک مأموریت است که از نزدیکترین قرارگاه به گره i، یک سویه انتقالی متصل و از گره j به قرارگاه متناظر نیز سویه‌ای انتقال متصل می‌شود. ما این روش تولید جواب اولیه را برای الگوریتم تکاملی در ترکیب یا روش ابتکاری الگوسازی محدودیت‌ها که در قسمت ۴-۳-۲- تشریح خواهد شد بکار گرفته‌ایم. در عمل مشاهده شده است که جواب بهتر در مسائل ما اهمیت زیادی دارد و سریعتر به جواب بهینه می‌رسد یا آن که در زمان‌های کوتاهتری به جواب بهتر می رسیم. لذا برای یافتن جواب اولیه از روش ابتکاری الگوسازی محدودیت‌ها که نشان داده شده توانایی ارائه جواب‌های خوبی دارد، استفاده کرده‌ایم [Sepehri and Hajifathaliha,2001-b]. این روش در ترکیب با روش حل بهینه که در قسمت ۳-۳-۱- شرح داده شده، برای الگوریتم تکاملی بکار برده شده است.

عنوان و شرح مراحل	مراحل الگوریتم تکاملی گروهی
الف: تولید یک جواب اولیه.	
ب : جایگزینی جواب اولیه به عنوان جواب مادر و بهترین جواب.	
ج : تولید L فرزند از جواب مادر (تعریف محدوده جستجو و روش جستجو).	
د : انتخاب بهترین فرزند براساس ارزیابی (فرزند i ام).	
هـ : جایگزینی بهترین فرزند بجای کروموزم مادر. جایگزینی با جواب شاهد، در صورتی که از جواب شاهد بهتر باشد.	
و : تکرار مراحل ج، د، و هـ تا ارضای شرط در هم ریختگی.	
ز : تکرار مراحل ج، د، و هـ یا مرحله و تا ارضای شرط توقف.	
ح : پس از توقف، بهترین جواب به عنوان پاسخ نهایی ارائه می شود.	

شکل (۳) فرآیند جستجوی تکاملی برای مسأله زمان بندی خدمه.

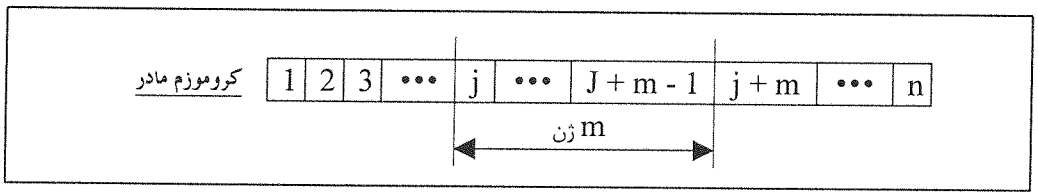
۲-۲ـ انتخاب محدوده جستجو

با اعمال عملگرهای جابجایی یا ترکیب و جهش در الگوریتم تکاملی، مانند الگوریتم‌های ژنتیکی، انتخاب محدوده جستجو می‌تواند انجام شود. در مسأله مورد مطالعه در حالی که تشابه ژن‌ها وجود ندارد، ژن‌ها وابسته به یکدیگر بوده و به صورت مستقل نمی‌توان بهبودی در آنها ایجاد کرد ولی می‌توان آنها را ترکیب کرد و ژن های جدیدی تولید نمود. لذا ما جهش ترکیبی را در یک جستجوی محلی دنبال میکنیم که این اعمال جهش در مورد بیش از یک یا مجموعه‌ای از ژن‌های انتخاب شده صورت می‌گیرد. بررسی‌های انجام شده نشان داده است که روش‌های جستجوی محلی در این الگوریتم‌ها می‌تواند مفید باشد [Levine, 1996].

در واقع، روش جستجویی که ما برای تولید فرزند در نظر می‌گیریم انتخاب تعدادی از ژن‌ها به صورت تصادفی از یک جواب مادر است که این ژن‌ها را با یکی از روش‌های حل مسأله حل می‌کنیم. در صورتی پاسخ‌های بدست آمده جایگزین جواب مادر می‌شوند که تابع ارزیابی بهتر شده باشد، در غیر این صورت، این جایگزینی با استفاده از یک الگوی تصادفی به صورت احتمالی انجام خواهد شد.

فرض کنیم در هر مرحله برای تولید جواب جدید، فرزند، تعداد m ژن، $i \le m < n$، انتخاب می‌شود. لذا، ابتدا از بین ژن‌های کروموزم مادر ژن j، $1 \le j \le n-m$، به صورت تصادفی انتخاب شده و سپس ژن‌های j تا $j + m - 1$ که شامل m ژن است برای یافتن فرزند جدید انتخاب می‌شوند. شکل (۴) جایگاه m ژن انتخابی در یک کروموزم مادر نشان می‌دهد. چون ژن‌های هر کروموزم به ترتیب زمانی مرتب هستند، انتخاب m ژن همسایه ضروری است، زیرا در مسائل زمان‌بندی خدمه هنگامی ترکیب

مأموریت‌ها ممکن می‌شود که وقوع آنها در محدوده‌های زمانی شدنی، T_{max} قرار گیرد. مقدار m را هر چه بزرگتر انتخاب کنیم، با مراحل کمتری به جواب بهتر خواهیم رسید. ولی اگر m از حد معینی بیشتر شود، زمان حل هر مرحله از تولید فرزندان، بیشتر خواهد شد تا جایی که روش جستجوی ما ممکن است نتواند زیر مسأله تولید شده برای گروه بزرگ ژنها را حل کند. با تجربه حل مسائل مورد نظر، هنگامی که الگوریتم تکاملی در ترکیب با روش ابتکاری الگوسازی محدودیت‌ها باشد، مقدار m را ۱۵ در نظر گرفته و هنگامی که ترکیب با روش حل بهینه باشد، مقدار m را ۸ ژن در نظر گرفته ایم.



شکل (٤) جایگاه m ژن انتخابی در یک کروموزم مادر.

۲ـ ۳ـ روش جستجو

برای یافتن جواب جدید یا فرزند از جواب مادر، در محدوده جستجوی انتخاب شده که به صورت تصادفی m ژن همسایه انتخاب می‌شوند، یک مسأله جدید که کوچکتر از مسأله اصلی است ساخته می‌شود. شبکه سویه‌های وظیفه و انتقال این شبکه یک زیر شبکه از شبکه اصلی هستند و با جستجوی یک جواب برای این زیر شبکه می‌توان مأموریت‌های جدید یا ژن‌های جدید دیگری را تولید و با جایگزینی آنها در جواب مادر یک جواب دیگر یا فرزند تولید کرد.

با توجه به آن که استفاده از روش‌های جستجوی کاملا تصادفی برای یافتن جواب امکان پذیر در مسائل بزرگ بسیار زمان بر است، دو روش را برای جستجوی جواب به دست آمده از زیر شبکه بکار گرفته و نتایج بکارگیری هر کدام از آنها را گزارش کرده‌ایم.

۲-۳-۱ـ روش حل بهینه برای جستجو

چون اندازه زیر مسأله تولید شده می‌تواند بسیار کوچکتر از مسأله اصلی باشد، زیر مسأله‌های تولید شده بخوبی با روش‌های حل بهینه مدل ریاضی ارائه شده در مقاله [Sepehri and Hajifathaliha,2001-b] قابل حل هستند. با استفاده از حل‌کننده LINGO، هر بار ژن‌های انتخاب شده را به عنوان یک مسأله جدید حل کرده‌ایم. روش حلی که LINGO برای این مسأله عدد صحیح صفر و یک بکار می‌گیرد، روش انشعاب و تحدید است و زمان حل هر زیر مسأله نه تنها به اندازه مسأله (تعداد مأموریت‌ها) بلکه به ساختار ذاتی مسأله نیز بستگی دارد.

در این روش، با مسائل مختلفی که حل کرده‌ایم مشاهده شده است که تولید تنها یک فرزند، بسیار سریعتر جواب را بهبود می‌دهد؛ زیرا هر فرزند تولید شده حتما جوابی بهتر یا مساوی جواب مادر است و بجای تولید تعدادی فرزند و انتخاب بهترین آنها برای جایگزینی، جایگزینی هر یک در جواب مادر می‌تواند سریعتر ما را به جواب بهتر برساند.

۲-۳-۲ـ روش حل ابتکاری برای جستجو

روش ابتکاری الگو سازی محدودیت‌ها را نیز به عنوان روش جستجو در الگوریتم تکاملی می‌توان به کار برد. در این روش ابتکاری که شرح آن در مقاله[Sepehri and Hajifathaliha,2001-b] آورده شده است، شروع هر مسیر مأموریت از اولین سویه وظیفه از نظر زمان شروع آغاز شده و از نزدیکترین قرارگاه نیز سویه انتقال انتخاب می‌شود. ما شروع حل ابتکاری را با تغییراتی طی یک فرآیند تصادفی قرارداده‌ایم تا هر بار جواب‌های جدیدی تولید شود. لذا اولین سویه به صورت تصادفی انتخاب شده، و بقیه انتخاب مسیر مأموریت طبق روش ابتکاری یاد شده انجام می‌شود. در عمل مشاهده کردیم احتمال اینکه جواب بدست آمده بهتر از جواب مأموریت‌های انتخاب شده از جواب مادر باشد بسیار کم است زیرا تعداد سویه‌ها برای انتخاب سویه شروع مسیر بسیار زیادند.

برای مثال، اگر تعداد ژن‌های انتخابی از کروموزم مادر ۱۰ باشد، m=10، در مسائل ما که الگویی از مسائل واقعی قطارهای مسافربری ایران است، حدود ۴۰ سویه وظیفه خواهیم داشت که برای شروع تعیین هر مأموریت، هر یک امکان انتخاب شدن دارند. از سوی دیگر، می‌دانیم که اگر سویه‌های وظیفه‌ای که از نظر زمانی دیرتر از سایر سویه‌ها انجام می‌شوند به عنوان اولین سویه مسیر انتخاب شوند، چون امکان ادامه مسیر با استفاده از سایر سویه‌ها وجود ندارد، قطعا مسیرهای خوبی تولید نخواهد شد و جواب بدتر خواهیم داشت. لذا، جهت بهبود زمان رسیدن به جواب‌های بهتر، انتخاب تصادفی از یک مجموعه فیلتر شده انجام می‌شود؛ بر اساس تجاربی که در محاسبات بدست آورده‌ایم، ٪۳۰ از سویه‌های وظیفه با زودترین زمان شروع را فیلتر مناسبی برای ایجاد این مجموعه فیلتر شده تشخیص داده‌ایم. بدین ترتیب برای حل هر زیر مسأله با استفاده از روش حل ابتکاری، قدم‌های زیر طی می‌شوند:

قدم۱: سویه‌های وظیفه‌ای که هنوز انتخاب نشده‌اند در نظر گرفته، از میان ٪۳۰ از آنها که زودترین زمان شروع را دارند، یک سویه به صورت تصادفی انتخاب می‌کنیم.

قدم۲ : گره شروع سویه وظیفه انتخاب شده را در نظر گرفته، یکی از سویه‌های انتقال موجود از یکی از قرارگاهها را که به این گره ختم می‌شود به طور تصادفی انتخاب می‌کنیم.

قدم۳: طبق روش حل ابتکاری الگو سازی محدودیت‌ها، بقیه مسیر مأموریت تعیین می‌شود تا به قرارگاه متناظر انتخاب شده در قدم دوم برسیم.

قدم۴: قدمهای ۱ تا ۳ تکرار می‌شوند تا سویه وظیفه انتخاب نشده‌ای باقی نمانده باشد.

۲-٤- ارزیابی و جایگزینی

مدلی ریاضی در [Sepehri and Hajifathaliha,2001-b] ارائه شده است که تابع ارزیابی در نظرگرفته شده برای هر مأموریت، برگرفته از تابع هدف همین مدل ریاضی است. این تابع هدف عبارت از شش جزء است که شامل هزینه‌های انتقال خدمه، اقامت، مأموریت، هربار سوار شدن به قطار و هزینه اضافه یا کم بودن طول مأموریت می‌باشد. لذا، مقدار تابع هدف برای هر مأموریت یا ژن عبارت از مجموع هزینه‌های هر سویه استفاده شده در آن ژن به اضافه هزینه اضافه یا کم کاری از حد مطلوب زمان هر مأموریت خواهد بود. چنانچه مقدار تابع ارزیابی ژن j ام از کروموزم i ام مسأله را با Z_{ij} نشان دهیم، بدیهی است مقدار تابع هدف برای جواب یا کروموزم i ام، Z_i، از رابطه زیر قابل محاسبه است. در این رابطه n تعداد ژن های کروموزم i است.

$$Z_i = \sum_{j=1}^{n} z_{ij}$$

با تولید L فرزند از یک جواب مادر با مقدار تابع ارزیابی Z_M، مقدار تابع ارزیابی هر فرزند را محاسبه و آن را Z_{ch}، $ch \in \{1, \ldots, L\}$، می‌نامیم. سپس، بر اساس Z_{ch} ها بهترین فرزند از میان L فرزند تولید شده انتخاب و جایگزین جواب مادر می‌شود. برای تعیین جواب زیر مسأله حل شده که بر اساس تغییر در مقادیر m ژن انتخابی از کروموزم مادر برای تولید هر فرزند حاصل می‌شود، دو وضعیت متفاوت بر حسب تعداد مأموریت‌های ارائه شده در زیر مسأله پیش می‌آید؛ یکی آن که تعداد مأموریت‌های ارائه شده دقیقا برابر m باشد، و دیگر آن که تعداد مأموریت‌های ارائه شده کمتر یا بیشتر از m باشد. اگر جواب حل زیر مسأله نیز دارای m مأموریت باشد، این مأموریت‌ها بسادگی جایگزین مأموریت‌های حذف شده از جواب مادر می‌شوند و شماره مأموریت‌ها تغییری نمی‌کند. ولی اگر تعداد مأموریت‌های ارائه شده در زیر مسأله کمتر یا بیشتر از m باشد، ترتیب مأموریت‌ها یا ژن‌ها در جواب تولید شده باید دو باره بر اساس زودترین زمان شروع هر مأموریت شماره‌گذاری شوند.

در حالتی که مقدار تابع ارزیابی بهترین فرزند، بهترین Z_{ch}، بهتر از مقدار تابع ارزیابی جواب مادر، Z_M باشد، جواب مربوط به این بهترین فرزند بجای جواب مادر جایگزین می‌شود؛ ولی اگر مقدار تابع ارزیابی بدتر باشد، با یک احتمال این جایگزینی انجام می‌شود. این احتمال را برابر P در رابطه زیر در نظر گرفته ایم، که اقتباس از رابطه استفاده شده در الگوریتم تنش زدایی

شبیه‌سازی شده می‌باشد.

$$P = EXP(-\frac{\Delta Z}{T}) \quad , \quad \Delta Z = Z_M - Z_{ch} \quad , \quad T = \frac{Z_{ch}}{S}$$

در رابطه محاسبه T، پارامتر S برابر با تعداد سویه‌های وظیفه در m ژن انتخاب شده از کروموزم مادر است. درجه انجماد، T، در رابطه فوق طی مراحل پیشرفت الگوریتم کاهش می‌یابد، زیرا هنگامی که جواب‌ها بهبود می‌یابند Z_{ch} ها نیز کاهش یافته و مقدار S هم که تعداد سویه وظیفه در هر ژن است، افزایش خواهد یافت. فرآیند کاهش T به ساختار ذاتی مسأله وابسته است و ما این رابطه را بدون نیاز به تعریف برای هر مسأله، مناسب دیده‌ایم. خاطر نشان می‌شود که جایگزینی در بهترین جواب شاهد هنگامی انجام می‌شود که تابع ارزیابی محاسبه شده در هر مرحله از جایگزینی کروموزم مادر، بهتر از جواب شاهد قبلی باشد.

۲-۵ـ در هم ریختگی

پس از تکرار تعدادی از مراحل، اگر بهبودی در کروموزم مادر ایجاد نشود، یک در هم ریختگی برای فرار از نقاط احتمالی بهینه محلی با وسیع‌تر کردن محدوده جستجو ایجاد می‌کنیم. با زیاد شدن مقدار پارامتر m، محدوده جستجو گسترده‌تر می‌شود؛ ولی مقدار زیاد شدن m نباید به گونه‌ای باشد که زیر مسأله تولید شده برای حل با روش‌های جستجو را با مشکل روبرو کند. لذا، در هم ریختگی به روش جستجو و ضریبی برای m، ضریب در هم ریختگی، که بزرگتر از یک بوده و انتخابی است بستگی دارد. در محاسبات، این ضریب در هم ریختگی را برابر ۲ قرار داده‌ایم.

۳ـ محاسبات و نتیجه گیری

برای نشان دادن نتایج هر یک از روش‌های مطرح شده، ۱۵ مسأله در اندازه‌های مختلف را حل کرده‌ایم. در این مسائل الگوی زمان‌بندی قطارهای مسافربری در راه آهن ایران بکارگرفته شده ولی پارامترهای هزینه‌ای تخمینی هستند. بزرگترین مسأله در نظر گرفته شده، مسأله CSP376، تقریبا تمامی زمان بندی حرکت قطارهای مسافربری برای دو هفته را در بر می‌گیرد، در حالیکه بقیه مسائل با حذف برخی از زمان‌بندی حرکت قطارها به شهرهای مختلف تولید شده‌اند.

برای یافتن جواب بهینه، نخست این مسائل را با حل کننده LINGO نسخه ۶ حل کرده‌ایم که نتایج در جدول (۱) آورده شده است. در این جدول، مشخصات هر مسأله، شامل تعداد سویه‌های وظیفه و تعداد قرارگاه‌های در نظر گرفته شده، ارائه شده و حل بهینه آنها که LINGO از روش انشعاب و تحدید حل کرده، نشان داده شده است. کامپیوتر مورد استفاده برای حل مسائل، کامپیوتر شخصی پنتیوم ـ۳ با ۱۵۶ مگا بایت رم بوده است که به دلیل محدودیت سخت افزاری توانایی حل بهینه همه مسایل مقدور نبوده است. تعدادی از مسائل بخوبی با نرم افزار حل‌کننده مورد استفاده، حل شده‌اند و بخشی از مسائل نیز بنا به ماهیت ذاتی آنها دارای زمان حل بسیار طولانی بوده‌اند که ما پس از ۱۰ ساعت حل آنها را متوقف کرده و بهترین جواب تولید شده از روش انشعاب و تحدید تا آن مرحله را ثبت کرده‌ایم. برای یافتن جواب بهینه، نخست این مسائل را با حل کننده LINGO نسخه ۶ حل کرده‌ایم که نتایج در جدول (۱) آورده شده است. در این جدول، مشخصات هر مسأله، شامل تعداد سویه‌های وظیفه و تعداد قرارگاه‌های در نظر گرفته شده، ارائه شده و حل بهینه آنها که LINGO از روش انشعاب و تحدید حل کرده، نشان داده شده است. کامپیوتر مورد استفاده برای حل مسائل، کامپیوتر شخصی پنتیوم ـ۳ با ۱۵۶ مگا بایت رم بوده است که به دلیل محدودیت سخت‌افزاری توانایی حل بهینه همه مسایل مقدور نبوده است. تعدادی از مسائل بخوبی با نرم افزار حل کننده مورد استفاده، حل شده‌اند و بخشی از مسائل نیز بنا به ماهیت ذاتی آنها دارای زمان حل بسیار طولانی بوده‌اند که ما پس از ۱۰ ساعت حل آنها را متوقف کرده و بهترین جواب تولید شده از روش انشعاب و تحدید تا آن مرحله را ثبت کرده‌ایم.

در جدول (۲)، نتایج حل با الگوریتم تکاملی مطرح شده و روش جستجوی ابتکاری نشان داده است. هر مسأله را ۱۰ بار (با توجه به آن که تصادفی بودن برخی از انتخاب‌ها در قدم‌های الگوریتم باعث ایجاد جواب های متفاوت می‌کند) حل کرده‌ایم که میانگین نتایج حاصله در این جدول ثبت شده است. انتخاب تعداد فرزند در هر مرحله و همچنین تعداد مأموریت یا ژن‌های انتخاب شده از جواب مادر تجربی بوده و رابطه خاصی برای آن کشف نشده است. هر چند، باید توجه داشت که تعداد مأموریت

انتخابی رابطه مستقیمی با زمان تولید هر فرزند دارد و امکان تولید جواب‌های بهتر را با ایجـاد فضـای بیشـتری بـرای ترکیـب مأموریت ها می‌توان بالا برد. در مورد تعداد فرزندان نیز این موضوع صادق است که با اضافه شـدن تعـداد فرزنـدان، زمـان هـر مرحله زیادتر می شود و با کم شدن آن امکان خراب‌تر شدن جواب مادر وجود دارد.

جدول (۱) مشخصات مسائل و حل بهینه آنها با روش انشعاب و تحدید.

نام مسأله	تعداد قرارگاه	تعداد سویه وظیفه	تعداد کل سویه‌ها	جواب تابع هدف	زمان حل توسط حل کننده (ثانیه)	تعداد مسیر مأموریت در جواب
CSP14	۳	۲۸	۱۹۰	۱۵۸/۹۵	۳۳	۱۱
CSP17	۳	۳٤	۲۳۲	۳٤۱/٦۸	۸۷	۱۲
CSP18	۳	۳٥	۲٥٦	۳۱۹/۳۸	۷۱۰	۱۲
CSP19	٤	۳۸	۲۱۱	٦۹۹/۱۷*	۳٦۰۰۰	۲٤
CSP20	٥	۳۷	۲٥۱	۳٦۸/۷۱	۲۸۹۹	۱۳
CSP25	۲	٥۰	۲۸۰	۳/٥۰*	۳٦۰۰۰	۳۲
CSP30	۲	۳٥	۱۹٤	۷۳۳/٥۰*	۳٦۰۰۰	۲٤
CSP35	۲	٤٥	۲٦٥	۷۳٥/۲٥*	۳٦۰۰۰	۲٥
CSP54	۳	٦٦	٦۰۸	۸۷۲/۳٤*	۳٦۰۰۰	۳۰
CSP80	۳	۱٤۰	۱۲۳۱	۱۹۷۲/۸٦	۳٦۰۰۰	۷۳
CSP90	۲	۱۸۰	۱۷۲۷	+	–	–
CSP186	٥	۳۱٦	٤۰۱٦	+	–	–
CSP252	۲	٥۰٤	۹۱۲٥	+	–	–
CSP348	٤	٦٦۸	۱۳۰٤۰	+	–	–
CSP376	٥	٦۹٦	۱٤٤۹۲	+	–	–

*

× پس از گذشت ۳٦۰۰۰ ثانیه حل کننده متوقف و بهترین جواب بدست آمده توسط روش انشعاب و تحدید تا این زمان ثبـت شـده است

+ جواب به دلیل محدودیت سخت‌افزاری قابل محاسبه نبوده است.

جدول (۲) نتایج حل با الگوریتم تکاملی در ترتیب با روش جستجوی الگوسازی محدودیت‌ها.

نام مسأله	مقدار تابع هدف در جواب اولیه	تعداد فرزند در هر مرحله	تعداد مأموریت یا ژن انتخابی در هر مرحله	تعدادفرزند تولید شده	میانگین زمان حل (ثانیه)	میانگین بهترین جواب تابع هدف(ۀ)	میانگین تعداد مسیرمأمور یت در جواب	درصد بهینگی*
CSP14	۱۹۸/۹٥	٥	۸	۱۰۰	۲۷۷	۱۹۱/۰٥	۱۳	٪۸۳
CSP17	٤۰۰/۳۷	٥	۱۰	۸۰	٤۸۹	۳٦٥/٤۷	۱٤	٪۹۳
CSP18	۳۳۰/۱۷	۷	۱۰	٤٥	۳٦٦	۳۳۰/۱۸	۱۳	٪۹۷
CSP19	۷۰۱/٥۷	۷	۱۰	٦۳	۸۹۳	۷۰۱/٥۷	۱۹	٪۹۹
CSP20	۳۸٦/۸۱	۷	۱۰	٦۳	٤۷٦	۳۹۷/٦٦	۱٥	٪۹۳
CSP25	۹۱۹/۹۲	۷	۱٥	۸٤	۸۲۳	۹۰۰/٥۹	۲٦	٪۱۰٤
CSP30	۸۳۳/۹	۷	۱٥	۹۸	۷٤۹	۷۷۷/٤۰	۲٥	٪۹٤
CSP35	۸۷٤/۱۳	۷	۱٥	۸٤	۷٤۷	۸۱۷/٦۲	۲۸	٪۹۰
CSP54	۱۰٦٥/٥۹	۷	۱٥	۱٦۱	۲٤۹۳	۱۰۱۸/۳۲	۳۸	٪۸٦
CSP80	۲٥۰٥/۳۰	۷	۱٥	۸٤	۱٤٥۱	۲٥۰٥/۳۰	۷۰	٪۷۹
CSP90	۳٦۹٦/۱۱	۷	۱٥	٥٤	۱۰۸۰	۲٦۳۲/۸۸	۸۰	–
CSP186	٤۳۸٤/۰	۷	۱٥	۹۸	۲۲۷۲	٤٦۳۷/۷٥	۱٤۷	–
CSP252	۱٤۸۸/۳٤	۷	۱٥	۱۱۲	٤۸۳۰	۱٤۷٤/۳۰	۱۳۰	–
CSP348	۳۰۸۰/۹٤	۷	۱٥	۱۲٦	٦٦۳۲	۳۰۱۲/۲۹	۲۰٥	–
CSP376	۳٤۳۸/۰	۷	۱٥	۲۰٤	٤۰۲۷	۳٤۲۳/۱٥	۲۱۳	–

* درصد بهینگی نسبت جواب تابع هدف در جدول (۱) و میانگین بهترین جواب این جدول (۱۰۰ × Z / Z*) در نظر گرفته شده است.

شرط توقف برای مسائل حل شده را عدم بهبود در جواب مادر پس از ۵ مرحله قرار داده‌ایم، مگر در مواردی کـه جـواب بهینـه تابع هدف از جدول (۱) وجود داشته باشد، که در این صورت شرط توقف رسیدن به جواب بهینه بوده و زمان مربوطه ثبت شده

است. در جدول (۳) نتایج بکارگیری الگوریتم تکاملی با روش جستجوی بهینه مشاهده می‌شود. به طوری که در قسمت ۳-۳-۱ـ ذکر شد تجربه حل مسائل مختلف نشان داد در نظر گرفتن یک فرزند در هر مرحله مناسبتر است. شرط توقف در اینجا نیز مانند آنچه در مورد جدول (۲) گفته شد می‌باشد.

نتایج محاسباتی که در جداول ثبت شده‌اند، نشان می‌دهد که برای مسائل با مقیاس بزرگ روش الگوسازی محدودیت‌ها می‌تواند جوابهای قابل قبولی در زمانی مناسب تولید کند. الگوریتم تکاملی گروهی با روش جستجوی انشعاب و تحدید برای بهبود جواب بسیار کارآ است و در جدول (۳) نشان داده شده که برای مسائلی که جواب بهینه آنها موجود بوده، به جواب بهینه می‌رسد.

در مسائل با مقیاس بزرگ استفاده از جواب اولیه تولید شده با روش الگوسازی محدودیت‌ها و بهبود جواب با الگوریتم تکاملی در ترکیب با روش انشعاب و تحدید راه حل مناسبی است، ولی در مورد بهینه بودن جوابها نمی‌توان ادعایی را مطرح کرد، هر چند با روند حل مسائل کوچکتر، نزدیک به بهینه بودن آنها را می‌توان پیش‌بینی نمود.

جدول (۳) نتایج حل با الگوریتم تکاملی در ترتیب با روش جستجوی بهینه (انشعاب و تحدید).

نام مسأله	مقدار تابع هدف در جواب اولیه	تعداد مأموریت یا ژن انتخابی در هر مرحله	میانگین فرزندان تولید شده تا توقف	میانگین زمان حل (ثانیه)	میانگین جواب	میانگین تعداد مسیرمأموریت در جواب	کارآیی (درصد)*
CSP14	۱۹۸/۹۵	۸	٤	۱۱۳	۱۵۸/۹۵	۱۱	٪۱۰۰
CSP17	٤۰۰/۳۷	۸	٤	۱۷۱	۳٤۱/٦۸	۱۲	٪۱۰۰
CSP18	۳۳۰/۱۷	۸	۳/۷۵	۱۸۱/۵	۳۱۹/۵٦	۱۲	٪۱۰۰
CSP19	۷۰۱/۵۷	۸	۸/۷۵	۳۰۳	٦٦٦/۹۳	۲۰	٪۱۰۵
CSP20	۳۹۷/٦٦	۸	٦/۵	۲۳۳	۳٦۸/۹۳	۱۳	٪۱۰۰
CSP25	۹۱۹/۹۲	۸	۸	٤۹٦	۸۸۵/۲۷	۲٦	٪۱۰۵
CSP30	۸۳۳/۹	۸	۹/۳	۱٦٤/۳	۳۷۷/۵۰	۲٤	٪۱۰۰
CSP35	۸۷٤/۱۳	۸	۱۱/۷۵	۱۸۳/۵	۷۳۵/۲۵	۲۵	٪۱۰۰
CSP54	۱۰٦۵/۵۹	۸	۲٤/۷	۳٤۵٤	۸۵۷/۵۹	۲۸/۷	٪۱۰۲
CSP80	۲۵۰۵/۳۰	۸	۵۱	۸۰۹۹	۱۹۷۲/۸٦	۷۱/۳	٪۱۰۰
CSP90	۲٦۳۳/۸۸	۸	٤۸	٤۳۷	۲۳۷۷/۲۹	۱۰٦	–
CSP186	٤٦٤۹/۹۳	۸	۵٦	٤۰٤۰	٤۰۵۰/٤۲	۱۳٦	–
CSP252	۱٤۸۸/۲٤	۸	۲۱	۷۰۸۸	۱٤۳۹/۵٦	۱۳۱	–
CSP348	۳۰۸۰	۸	۲٦	۱۰۹۵۲	۲۹۵۷/۳۲	۲۰۲	–
CSP376	۳٤۳۸/۲۳	۸	۲۹	۷۵۱۷	۳۲٦۳/۹٦	۲۱۲	–

*** کارآیی از نسبت جواب تابع هدف جدول (۱) به میانگین جواب بدست آمده محاسبه شده است و مقدار بالاتر از ٪۱۰۰ مربوط به مسائلی است که حل کننده در روش حل بهینه، پس از ۱۰ ساعت متوقف شده است و جواب بدست آمده در این جدول از آن بهتر بوده است.**

مراجع

[1] Ahoja R. K., Orling J. B. and Tiwari A.; greedy genetic algorithm for the quadratic assignment Problem; Computer & Operations Research, 27; PP 917 – 934; 2000

[2] Andil R., E. Gelman, B. Patty and R. Tanga; Recent Advances in Crew-Pairing Optimization at American

Airlines; Interfaces, Vol. 21-pp. 62-74; Jon 1991
[3] Balaknshnan J. and Cheng C. H.; Genetic Search and the Dynamic Layout Problem; Computer and Operation Research; 27; PP 587 – 593; 2000
[4] Beasly J. E. and B.Cao; A Dynamic Programming Based Algorithm for the Crew Scheduling Problem; Computer Ops. Res.; Vol. 25, No. 7/8; PP 567-582; 1998
[5] Beaumont Nicholas; Scheduling Staff Using Mix Integer Programming; European Journal of Operational Research, 98; pp. 473-484; 1997
[6] Bodin et al; Routing and Scheduling of Vehicles and Crews; Computer & Operation Research; Vol. 10, No. 2, PP 63-211, 1983
[7] Brusco M. J. and L. W. Jacobs; Personnel Tour Scheduling When Time Restrict Are Present; Management Science, Vol. 44, No; April 1998
[8] Caprara A., F. Focacci, E, Lamna, P. Mello, M. Milano, P. Toth, and D. Vigo; Integration Constraint Logic Programming and Operation Techniques for the Crew Rostering, Problem; Software-Practice and Experiences, Vol. 1(1), January 1988
[9] Caprara A., M. Monaci, and P.Toth ; A Global Method for Crew Planning in Railway Applications; DEIS, University of Bologna , Italy , 1999
[10] Caprara A., P.Toth, D.Vigo And M.Fischetti; Modeling and Solving the Crew Rostering Problem; Operation Research; Vol. 46, No. 6,Nov. Dec. 1998
[11] Collingwood E.; Investigatian of a Multiple Chromosome Evolutionary Algorithm for Bus Driver Scheduling and Other Problems; MSc dissertation-University of Edinburgh; www.dai.ed.ac.uk/grops/ecalg/projects/msc; 1995
[12] Dilon J.E. and S. Ontoqiorgis; US Airways Optimizes the Scheduling of Reserve Flight Crews;; Interfaces 29; September-October; pp 123-131;1999
[13] Dowsland Kathryn A.; Nurse Scheduling with Tabu Search and Strategic Oscillation; European Journal of Operation Research, 106; pp. 393-407; 1998
[14] Ernest A. T., M. Krinnamoorthy, and D. Dowling; Train Crew Rostering Using Simulated Annealing; Proceeding of ICOTA, 1999-a
[15] Ernest A., H. Jiang, M. Krishnamoorthy, H. Nottand D. Sier; An Optimization Approach To Train Crew Rostering; Proceedings of the15 National Conference of Australian Society for Operations Research Inc.; Vol. 1, 4-7 July 1999-b
[16] Freling R., Huisman D. and Wagelmans A. P. M.; Applying Integrated Approach to Vehicle and Crew Scheduling in Practice; 8th International Conference on Computer – Aided Scheduling of Public Transport; Berlin Germany; 21-23jane 2000
[17] Friberg Christion and Knat Haase: An Exact Algorithm for the Vehicle and Crew Scheduling Problem; Christion-Albrechts-Universitat ZU Kiel, Germany; URL: http:// www.Wiso. Uni - Kiel.de/ Bwlinstitute / Prod; 1996
[18] Gamache M., F. Soumis, G. marquis and J. Desrosiers; A Column Generation Approach for Large-Scale Aircrew Rostering Problem; Operation Research, Vol. 47, No. 2, march-April 1999
[19] Gen, M. and Cheng R.; Genetic Algorithms and Engineering Design; John Wiley & sons; Inc.1997
[20] Graves G. W., R. D. McBrid, I. Gershkoff, D. Anderson and D. Mahidgara; Flight Crew Scheduling; Management Science, Vol. 39, No. 6 pp. 736-745, 1993
[21] Gustafsson Tomas; A heuristic approach to column generation for airline crew scheduling; Graduate theses; Chalmers University of Technology and Gotebory University, Gotebory, Sweden; 1999
[22] Hoffman Karla L. and Manfred Padberg; Solving Airline Crew Scheduling Problems By Branch-and-Cut; Management Science, Vol. 39, NO.6, June 1993
[23] Jarrah Ahmad I. Z., J.F. Bard and A. H. de Silva; S Solving Large-Scale Tour Scheduling Problems; Management Science, Vol. 40, No. 9; September 1994
[24] Khoshalhan, F.; Solution of Fuzzy Line Balancing Problem Using Genetic Algorithms; Unpublished Master Theses; Tarbiat Modarres University, IE Dept.; 1997 (in Persian)
[25] Kristensen K. and Randers Jensen T.; Real Life Scheduling Problem Using Evolutionary Algorithms; PhD dissertation-Airhost University; May 1999
[26] Kwan R. S. K., Wren A., Kwan A. S. K; Hgbrid Genetic Algorithms for Scheduling Bus and Train Driver; School of Computer Studies; University of Leeds; 2000
[27] Lagerholm M., C. Peterson and ??. Soderderg; Airline Crew Scheduling Using Potts mean field techniques, European Journal of Operational Research 120, pp. 81-96; 2000
[28] Levine David; Application of Hybrid Genetic Algorithm to Airline Crew Scheduling; Computers and Ops. Res. Vol. 23, No. 6; PP 657-682; 1993
[29] Lourenco H. R., J.P. Paixao and R.Porrtugal; Meta- heuristics for the Bus Driver Scheduling Problem; Department of Economic and Management, Universitat Pompeu Fabera, Barcelona, Spain; 1998
[30] Michalwies Z.; Genetic Algorithms + Data structure=Evolution Programs; Springer-Vereog; 1994
[31] Osyezka A. and S. Kandu; Amodified distance for Mulicteria Optimization, Using Gas; Computer &

Industrial Engineering; 30(4); PP 871-882; 1996
[32] Preax Ph.and Talbi E. G.; Towards Evolutionary Algorithms; International Transactions in Operational Research; 6; PP557- 570; 1999
[33] Sepehri M. M. and A. Hajifathaliha; Network Based Mathematical Modeling of Railway Crew Scheduling; The First National Industrial Engineering Conference, 29-30 May; IIIE and Sharif University of Technology, Tehran; 2001-a (in Persian)
[34] Sepehri M. M. and A. Hajifathaliha; Modeling Railway Crew Scheduling and Heuristic Solution Using Logic Constraints; Industrial Engineering Department Working Paper, Tarbiat Modarres University; June, 2001-b (in Persian)
[35] Stojkovic M., F.Soumis and J. Esrosiers; The Operational Airline Crew Scheduling Problem; Transportation Science, VOL. 23,NO. 3, 1998
[36] Sydney C. K. Chu and Edmond C. H. Chan; Crew Scheduling of Light Rail Transit in Hong Kong: From Modeling to Implementation; Computers Ops. Res,. Vol. 25, NO. 11, pp 887-894; 1998
[37] Wark P., J. Holt, M. Ronnqvist and D. Ryan; Air Crew Schedule Generation Using Repeated Matching; European Journal of Operations Research; 102; pp 21-35, 1997
[38] Wren A. and R.S.K. Wan; Installing an Urban Transport Scheduling System ; journal of Scheduling, John 1999
[39] Wren A.; Scheduling, Time tabling and Rostering-a Special Relationships; School of Computer Studies, University of Leeds, Leeds 29 JT; 1995
[40] Yunes T. H., A.V. Moura and C. C. de Souza; Large Scale Crew Scheduling Problems With Constraint Programming; http: // goa. pos. dec. Unicamp. br/otino/pubtexts/rt 99-1 9. Ps. gz; Agosto de 1999
[41] Zhang-Ji-Hai and Xu Xim-He; An Efficient Evolutionary Programming Algorithm; Computers and Operations Research; Vol. 26, PP 643 – 663; 1999