مدل‌سازی فرایند انتشار خبرگی میان کارکنان در مسئلهٔ زمان‌بندی پروژه با منابع محدود و چندمهارته

امیرحسین حسینیان[۱]، وحید برادران[۲]*

۱. دکتری مهندسی صنایع، دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران شمال

۲. استادیار گروه مهندسی صنایع، دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران شمال

(تاریخ دریافت: ۹۷/۰۳/۱۰، تاریخ دریافت روایت اصلاح‌شده: ۹۸/۰۳/۰۵، تاریخ تصویب: ۹۸/۰۳/۲۹)

چکیده

در این پژوهش، یک مدل ریاضی عدد صحیح مختلط برای مسئلهٔ زمان‌بندی پروژهٔ چندهدفه با منابع محدود و چندمهارته ارائه شده است. اهداف مدل، کمینه‌سازی زمان تکمیل پروژه و کمینه‌سازی هزینه‌های پروژه است. در این مسئله، امکان تشکیل گروه‌های کاری برای مهارت‌های مدنظر فعالیت‌ها وجود دارد. در مدل پیشنهادی، کارایی کارکنان متفاوت است و آن‌ها می‌توانند به‌کمک همکاری با کارکنان کارآمدتر، کارایی خود را بهبود دهند. به عبارت دیگر، امکان یادگیری کارکنان از نیروهای کارآمدتر وجود دارد. روابط آموزشی میان کارکنان در قالب چند شبکهٔ وزنی جهت‌دار نمایش داده می‌شود. مدل پیشنهادی از جمله مسائل NP-hard است که برای حل آن، چهار الگوریتم فرابتکاری چندهدفه توسعه یافته است. کارایی الگوریتم‌ها نیز در حل چند مسئلهٔ نمونه مقایسه شده و مقایسهٔ الگوریتم‌ها از نظر همگرایی، تنوع جواب‌ها و زمان محاسبات انجام صورت گرفته است. هریک از الگوریتم‌ها توانسته‌اند از نظر برخی معیارهای سنجش عملکرد از سایر روش‌ها موفق‌تر عمل کنند.

واژه‌های کلیدی: انتشار خبرگی، بهینه‌سازی چندهدفه، مسئلهٔ زمان‌بندی پروژه، یادگیری.

مقدمه

مسئلهٔ زمان‌بندی پروژه با منابع محدود و چندمهارته[۱] یکی از مسائل شناخته‌شده در زمینهٔ مدیریت پروژه است. هدف این مسئله، زمان‌بندی فعالیت‌های پروژه با توجه به دسترسی محدود به منابع و روابط پیش‌نیازی میان فعالیت‌هاست. در این مسئله، فعالیت‌ها حداقل به یک مهارت نیاز دارند و منابع، کارکنانی به‌شمار می‌آیند که قادر به انجام یک یا چند مهارت هستند [۱]. هدف این پژوهش، ارائهٔ مدل ریاضی جدیدی برای مسئلهٔ زمان‌بندی پروژه با منابع محدود و چندمهارته است که در آن کارایی کارکنان متأثر از پدیدهٔ یادگیری[۲] است. در مدل پیشنهادی، کارایی کارکنان در انجام هریک از مهارت‌هایی که دارند، متفاوت است و امکان بهبود کارایی آنان به‌کمک یادگیری از افرادی که کارایی بالاتری دارند، وجود دارد. یادگیری در این مسئله، زمانی رخ می‌دهد که چندین نیروی انسانی با کارایی‌های مختلف برای انجام یکی از مهارت‌های مورد نیاز فعالیت‌ها تخصیص یابند. در این صورت، تنها می‌توان کارکنانی را به مهارت‌های یک فعالیت اختصاص داد که کارایی آن‌ها در انجام مهارت‌های مدنظر، بزرگ‌تر یا مساوی با یک مقدار استاندارد باشد؛ بنابراین اثر یادگیری نقش بسیاری در افزایش تعداد نیروهای واجد شرایط برای انجام مهارت‌های مورد نیاز فعالیت‌ها دارد. بدین‌منظور در این پژوهش، از مفهوم انتشار[۳] برای مدل‌کردن گسترش خبرگی میان کارکنانی که مهارت‌های مشترک دارند، استفاده شد. انتشار به‌طور معمول در حوزهٔ بازاریابی برای مدل‌کردن رفتار افرادی که علاقه‌مندی‌های مشترکی برای خرید کالاهای گوناگون دارند، استفاده می‌شود [۲]. در مدل پیشنهادی، کارکنانی که کارایی بالاتری دارند، می‌توانند بر کارکنانی که کارایی کمتری دارند اثرگذار باشند و سبب بهبود کارایی افراد شوند. با افزایش کارایی کارکنان، زمان مورد نیاز برای فعالیت‌ها کاهش می‌یابد. همچنین دستمزد روزانهٔ آن‌ها و درنتیجه هزینه‌های پروژه افزایش خواهد یافت؛ بنابراین در این پژوهش، یک مدل ریاضی دوهدفه برای مسئلهٔ زمان‌بندی پروژه با منابع محدود و چندمهارته ارائه شده است که هدف آن کمینه‌سازی هم‌زمان زمان تکمیل پروژه و هزینه‌های پروژه است. مسئلهٔ زمان‌بندی

* نویسندهٔ مسئول تلفن: ۰۹۱۲۱۹۸۸۱۵۸ Email: v_baradaran@iau-tnb.ac.ir

پروژه با منابع محدود و چندمهارته، مسئلهٔ بهینه‌سازی NP-hard است؛ بنابراین برای پروژه‌هایی با ابعاد وسیع، به الگوریتم‌های ابتکاری و فراابتکاری نیاز است تا جواب بهینه یا جواب‌هایی نزدیک به بهینه در زمان محاسباتی معقول یافت شود [۱، ۳، ۴]. در این پژوهش، چهار الگوریتم فراابتکاری به‌منظور حل مدل توسعه یافته‌اند که شامل الگوریتم ژنتیک با مرتب‌سازی غیرمغلوب نسخهٔ دوم[۴] (NSGA-II)، الگوریتم ژنتیک رتبه‌بندی‌شدهٔ نامغلوب[۵] (NRGA)، الگوریتم ژنتیک چندهدفه[۶] (MOGA) و الگوریتم انتخاب مبتنی بر شکل‌دهی پارتو نسخهٔ دوم[۷] (PESA-II) هستند. با توجه به ویژگی‌های مدل پیشنهادی، یک ساختار نمایش جدید برای الگوریتم‌ها ارائه شده است تا امکان جست‌وجوی فضای جواب وجود داشته باشد. مقایسه‌های میان الگوریتم‌ها از نظر همگرایی، تنوع جواب‌ها و زمان محاسبات صورت می‌گیرد.

پیشینهٔ پژوهش

بلنگوئز و نرون یک مدل ریاضی را برای RCPSP چندمهارته پیشنهاد دادند که در آن کارایی کارکنان در انجام هریک از مهارت‌هایی که دارند، متفاوت است[۵]. ووُ و سان مدل غیرخطی مختلطی را برای مسائل زمان‌بندی پروژه و تخصیص کارکنان چندمهارته ارائه کردند و به مطالعهٔ اثر یادگیری کارکنان بر بهبود کارایی آن‌ها پرداختند [۶]. مهمان‌چی و شادرخ نیز اثر یادگیری و فراموشی را بر کارایی نیروی انسانی مطالعه کردند [۷]. کاظمی‌پور و همکاران مدل عدد صحیح مختلطی را برای مسئلهٔ زمان‌بندی پروژهٔ چندحالته و چندمهارته پیشنهاد کردند [۸]. تبریزی و همکاران روشی متشکل از دو فاز را برای بیشینه‌سازی ارزش فعلی خالص[۸] در زمان‌بندی پروژه با منابع چندمهارته استفاده کردند [۹]. میسکوئسکی و همکاران الگوریتم بهینه‌سازی متشکل از الگوریتم کلونی مورچگان[۹] و قوانین تقدمی را برای حل مسئلهٔ RCPSP چندمهارته پیشنهاد دادند [۱۰]. جوانمرد و همکاران دو مسئلهٔ زمان‌بندی پروژهٔ چندمهارته و سرمایه‌گذاری منابع را تلفیق کردند [۱۱]. مقصودلو و همکاران نیز الگوریتم بهینه‌سازی علف‌های هرز چندهدفه را برای RCPSP چندحالته و چندمهارته پیشنهاد دادند [۱۲]. در مطالعه‌ای دیگر، مقصودلو و همکاران مدل ریاضی دوهدفه را برای بهینه‌کردن کل هزینه‌ها و ریسک دوباره‌کاری پیشنهاد دادند [۱]. چِن و همکاران مسئلهٔ زمان‌بندی چندپروژه‌ای با منابع محدود و چندمهارته را مطالعه کردند که در آن اثر یادگیری و فراموشی کارکنان بر کارایی آن‌ها بررسی شده است [۱۳]. با بررسی پژوهش‌های پیشین می‌توان نتیجه گرفت ارزیابی اثر یادگیری کارکنان بر کارایی آن‌ها کمتر مدنظر قرار گرفته است. در مطالعات اندکی که اثر یادگیری را بر کارایی کارکنان بررسی کرده‌اند، پژوهشگران فرض می‌کنند که کارایی نیروی کار با صرف زمان بیشتر در انجام یک مهارت افزایش می‌یابد. با توجه به اطلاعات جمع‌آوری‌شده، تاکنون اثرپذیری یادگیری کارکنانی با کارایی کمتر از کارکنانی که کارایی بیشتری دارند، مطالعه نشده است؛ بنابراین مطالعهٔ حاضر به بررسی اثر یادگیری کارکنان از یکدیگر و نقش آن در ارتقای کارایی آنان پرداخته است. همچنین اثر یادگیری کارکنان بر مقادیر زمان تکمیل و هزینه‌های پروژه مطالعه شده است. در این پژوهش، رویکردی نوین برای مدل‌کردن یادگیری کارکنان از یکدیگر پیشنهاد شده است. رویکرد پیشنهادی مبتنی بر مفهوم انتشار در شبکه‌های اجتماعی است. مفهوم انتشار معمولاً در شبکه‌های اجتماعی به‌منظور مدل‌کردن تأثیر افراد بر یکدیگر استفاده می‌شود. تاکنون از مفهوم انتشار خبرگی جهت مدل‌کردن بهبود کارایی کارکنان از طریق یادگیری استفاده نشده است؛ بنابراین یکی از اهداف این پژوهش پرداختن به این شکاف پژوهشی است. در سایر مسائل زمان‌بندی نیز می‌توان از رویکرد ارائه‌شده در این مطالعه برای انتشار خبرگی میان کارکنان استفاده کرد.

تعریف مسئله و مدل‌سازی ریاضی

فرایند انتشار در زمان‌بندی پروژه با منابع چندمهارته

انتشار دانش در میان کارکنان می‌تواند به بهبود کارایی افراد منجر شود. هرچه کارایی افراد بیشتر شود، تعداد کارکنان واجد شرایط برای انجام مهارت‌های موردنیاز فعالیت‌ها افزایش می‌یابد. باید توجه داشت کارگری واجد شرایط انجام مهارت‌های یک فعالیت است که میزان کارایی او، بیشتر یا مساوی با کارایی مهارت مدنظر باشد. هرچه کارایی کارکنان افزایش یابد، مدت‌زمان انجام مهارت‌های

یک فعالیت کاهش می‌یابد. از سوی دیگر، به‌کارگیری کارکنانی با کارایی بیشتر، به افزایش هزینه‌های پروژه منجر خواهد شد[۱۴].

در مسئلهٔ زمان‌بندی پروژه چندمهارته، فرض این است که برخی فعالیت‌های پروژه در هر دورهٔ زمانی به بیش از یک نیروی انسانی نیاز دارند تا مهارت‌های مورد نیاز آن‌ها تکمیل شود؛ بنابراین برخی کارکنان این فرصت را خواهند یافت تا از طریق همکاری با کارکنان کارآمدتر، کارایی خود را بهبود دهند. براین‌اساس، ممکن است همکاری دو یا چند نیروی انسانی سبب یادگیری شود. در این پژوهش، روابط نیروهای کاری در قالب چند شبکه نمایش داده می‌شود. هر شبکه مرتبط با یکی از مهارت‌های مورد نیاز پروژه است. تعداد گره‌ها در هر شبکه با تعداد کارکنانی که می‌توانند مهارت مربوط را انجام دهند برابر است. گره‌ها به‌کمک یال‌های جهت‌دار به یکدیگر متصل شده‌اند. این یال‌ها نشانگر ارتباط کارکنانی است که مهارت‌های مشترک دارند؛ برای مثال اگر کارایی کارگر A در انجام مهارت k، بیشتر از کارایی کارگر B باشد، یک یال جهت‌دار از گرهٔ A به گرهٔ B در شبکهٔ k وجود خواهد داشت. وجود یک یال جهت‌دار از سوی گرهٔ A به‌سوی گرهٔ B بدین معنی است که اگر این کارگران برای انجام‌دادن مهارتی با یکدیگر همکاری کنند، کارگر A می‌تواند کارگر B را آموزش دهد. از آنجا که کارایی کارکنان در طول زمان تغییر می‌کند، این شبکه‌ها پویا هستند[۱۴].

$G^{k(t)}$ نشان‌دهندهٔ گراف مربوط به شبکهٔ k در دورهٔ t است. در دورهٔ صفر، شبکه‌ها براساس کارایی اولیهٔ کارکنان شکل می‌گیرند. $G^{k(t)}\left(V_{k(t)}, E_{k(t)}, W_{k(t)}\right)$ نشانگر گراف وزنی جهت‌دار برای مهارت k در دورهٔ t است. $V_{k(t)}$ مجموعه‌ای از کارکنانی را نشان می‌دهد که قادر به انجام مهارت k در دورهٔ t هستند. $E_{k(t)}$ نشانگر مجموعه‌ای از یال‌های جهت‌داری است که گره مربوط به کارکنان را در شبکهٔ k و در دورهٔ t به یکدیگر متصل می‌کنند. $W_{k(t)}$ نشان‌دهندهٔ اوزان غیرمنفی یال‌ها در شبکهٔ k در دورهٔ t است. وزن هر یال به‌صورت تفاوت کارایی کارکنانی که گره‌های مربوط به آن‌ها به‌کمک این یال به یکدیگر متصل شده‌اند تعریف می‌شود. ارتباطات و اوزان یال‌های این شبکه‌ها در طول زمان به‌روزرسانی می‌شوند؛ بنابراین گراف $G^{k(t)}$ براساس اطلاعات گراف $G^{k(t-1)}$ به‌دست می‌آید. در این پژوهش، به‌منظور انتشار خبرگی میان کارکنان از مدل آستانه‌ای خطی[11] که از جمله مدل‌های شناخته‌شده در زمینهٔ انتشار در شبکه‌های اجتماعی است، استفاده شده است. در این مدل، برای هر گره s، یک عدد تصادفی در بازهٔ [۱، ۰] تولید می‌شود. عدد تصادفی تولیدشده برای گرهٔ s را آستانهٔ گرهٔ s می‌نامند که با θ_s نمایش داده می‌شود. هر گرهٔ $ś$ می‌تواند با وزن $b_{sś}$ بر گرهٔ s اثرگذار باشد. هنگامی که یک گره از گره‌های همسایهٔ خود تأثیر می‌پذیرد، «فعال[12]» خواهد شد. فعال‌شدن یک گره به این معناست که سایر گره‌های همسایه و غیرفعال فعال می‌شوند [۲، ۱۴]. همچنین فعال‌شدن گرهٔ مربوط به یک کارگر در مدل پیشنهادی به این معناست که این کارگر واجد شرایط برای تعلیم همکاران خود است. گرهٔ s در صورتی که شرط زیر برقرار باشد، فعال خواهد شد[۱۴]:

$$\sum_{s' \in A_s} b_{ss'} \geq \theta_s \qquad (۱)$$

در رابطهٔ ۱، A_s نشانگر مجموعهٔ گره‌های فعال در همسایگی گرهٔ s است. هنگامی که گرهٔ s فعال می‌شود، مجاز است تا هریک از گره‌های غیرفعال در همسایگی خود را فعال کند. افرادی که کارایی بالاتری از سایر کارکنان دارند، در ابتدای فرایند انتشار در حالت فعال قرار دارند؛ بنابراین اعضای فعال اولیه براساس کارایی اولیهٔ افراد تعیین خواهند شد. در پژوهش حاضر، مدل آستانه‌ای خطی به‌منظور استفاده در مسئلهٔ زمان‌بندی پروژه با منابع چندمهارته توسعه یافته است. به این ترتیب برای هریک از کارکنان، یک حد آستانه‌ای (θ_s) ($s = ۱, \dots, S$) درنظر گرفته می‌شود که مقدار آن به‌صورت تصادفی در بازهٔ [۱، ۰] تولید می‌شود. اگر کارایی یک کارگر بیشتر یا مساوی با مقدار θ باشد، این کارگر عضوی فعال خواهد بود. کارکنانی که کارایی آن‌ها بیشتر یا مساوی با حد آستانه‌ای باشد، به‌منزلهٔ نیروی کار واجد شرایط برای آموزش‌دادن سایر کارکنان شناخته خواهند شد. گره مربوط به کارگر s در شبکهٔ k و در دورهٔ t زمانی فعال می‌شود که رابطهٔ زیر برقرار باشد[۱۴]:

$$\rho_{sk(t-1)} + \lambda_{skt} \geq \theta_s \qquad (۲)$$

در رابطهٔ (۲)، $\rho_{sk(t-1)}$ نشانگر کارایی کارگر s در

شبکهٔ k و در دورهٔ $(t-1)$ است. λ_{skt} میزان اثرگذاری همکاران فعال کارگر s را بر کارایی این کارگر در انجام مهارت k در دورهٔ t نشان می‌دهد. این میزان اثرگذاری با رابطهٔ ۳ محاسبه می‌شود[۱۴]:

$$\lambda_{skt} = \alpha_s \cdot \max_{s' \in A_{skt}} (\rho_{s'kt} - \rho_{skt}) \qquad (۳)$$

در رابطهٔ ۳، A_{skt} نشانگر مجموعه‌ای از کارکنان فعالی است که می‌توانند در دورهٔ t کارگر s را در انجام مهارت k آموزش دهند. α_s به‌عنوان ضریب اثرپذیری کارگر s از همکاران فعالی که کارایی آن‌ها بیشتر است، تعریف می‌شود. مقدار این ضریب در بازهٔ [۰، ۱] خواهد بود؛ برای مثال، پروژه‌ای را درنظر بگیرید که برای فعالیت‌های آن به دو مهارت نیاز است و کارکنان حاضر در آن ۹ نفر هستند. فرض می‌کنیم ۲ نفر از کارکنانی که بیشترین میزان کارایی اولیه را دارند، کارکنان فعال محسوب می‌شوند؛ بنابراین ارتباطات آموزشی میان کارکنان در قالب دو شبکه نمایش داده می‌شود. این ارتباطات آموزشی در شکل ۱ برای دوره‌های $t=0$، $t=100$ و $t=200$ قابل‌مشاهده است. گره‌های سبزرنگ و آبی‌رنگ به‌ترتیب نشان‌دهندهٔ کارکنان فعال و غیرفعال هستند. با توجه به اینکه کارایی کارکنان به‌دلیل اثر یادگیری تغییر می‌کند، جهت یال‌ها در طول زمان نیز تغییر خواهد کرد؛ بدین‌معنی که یال‌ها از سوی کارکنانی با کارایی بیشتر به‌سوی کارکنانی با کارایی کمتر حرکت می‌کنند. با توجه به شکل ۱، جهت برخی از یال‌ها با افزایش تعداد کارکنان فعال و با گذشت زمان تغییر می‌کند. اوزان یال‌ها به‌دلیل محدودیت فضا در شکل ۱ نشان داده نشده است. افزایش تعداد کارکنان فعال در این شکل بیانگر موفق‌بودن فرایند انتشار خبرگی میان کارکنان است. یال‌هایی که جهت آن‌ها تغییر کرده است، با رنگ قرمز نمایش داده شده‌اند.

مدل ریاضی پیشنهادی

در این بخش، مدل پیشنهادی و فرضیه‌های آن ارائه شده است. ساختار پروژه را گراف $G(V, PR)$ نشان می‌دهد که در آن V نشان‌دهندهٔ مجموعهٔ فعالیت‌ها و PR بیان‌کنندهٔ روابط پیش‌نیازی فعالیت‌هاست. فعالیت‌ها به‌ترتیب از ۰ تا $N+1$ شماره‌گذاری شده‌اند. فعالیت‌های ۰ و $N+1$ به‌ترتیب فعالیت‌های مجازی ابتدایی و انتهایی شبکه هستند. فعالیت‌های مجازی زمان ندارند و به منبعی نیازمند نیستند. یک فعالیت زمانی می‌تواند شروع شود که همهٔ فعالیت‌های پیش‌نیاز آن تکمیل شده باشند. هر فعالیت تنها در یک حالت (مُد) انجام می‌شود. منابع پروژه نیروهای کاری چندمهارته هستند و می‌توانند یک مهارت را انجام دهند. هر فعالیت به یک یا چند مهارت و به تعداد مشخصی از کارکنان برای انجام هریک از مهارت‌ها نیاز دارد. کارایی کارکنان در انجام هریک از مهارت‌هایی که دارند، متفاوت است. کارکنانی که کارایی بیشتری دارند، زمان کمتری برای انجام مهارت‌های مورد نیاز فعالیت‌ها صرف می‌کنند. هرچه کارایی کارکنان بیشتر باشد، دستمزد روزانهٔ آن‌ها بیشتر است. مهارت‌ها را باید کارکنانی انجام دهند که کارایی آن‌ها بیشتر یا مساوی با کارایی مورد نیاز این مهارت باشد. باید توجه داشت که کارایی کارکنان با یادگیری از نیروهای کارآمدتر بهبود می‌یابد. گرهٔ مربوط به یک کارگر زمانی فعال می‌شود که کارایی این کارگر بیشتر یا مساوی با مقدار آستانه باشد. تنها کارکنان فعال می‌توانند به آموزش سایر کارکنان بپردازند. کارکنان فعال نیز به حالت غیرفعال بازنمی‌گردند[۱۴]. در ادامه، مجموعه‌ها، پارامترها، متغیرهای تصمیم و مدل ریاضی ارائه شده است.

مجموعه‌ها

J	مجموعهٔ فعالیت‌های پروژه $(j, j' = 0,1,2,...,N+1)$
Υ	مجموعهٔ مهارت‌های مورد نیاز پروژه (مجموعهٔ شبکه‌های آموزشی) $(k, k' = 1,2,...,K)$
Δ	مجموعهٔ کارکنان چندمهارته $(s, s' = 1,2,...,S)$
H	مجموعهٔ دوره‌های زمانی $(t, t' = 0,1,2,...,T)$
PR	مجموعهٔ روابط پیش‌نیازی فعالیت‌ها
RS_j	مجموعهٔ مهارت‌های مورد نیاز فعالیت j
Γ_k	مجموعهٔ کارکنانی که قادر به انجام‌دادن مهارت k هستند.
A_{skt}	مجموعهٔ کارکنان فعالی که در دورهٔ t، قادر به آموزش‌دادن کارگر s در انجام مهارت k هستند.

پارامترهای مدل

p_j	مدت‌زمان استاندارد فعالیت j (زمان مورد نیاز کارکنانی که کارایی آن‌ها ۱ است).
R_k	تعداد کارکنانی که قادر به انجام‌دادن مهارت k هستند

L_{jk} حداقل کارایی مورد نیاز برای انجام مهارت k از فعالیت j

U میزان بودجه‌ای که در هر دوره از پروژه قابل‌صرف است.

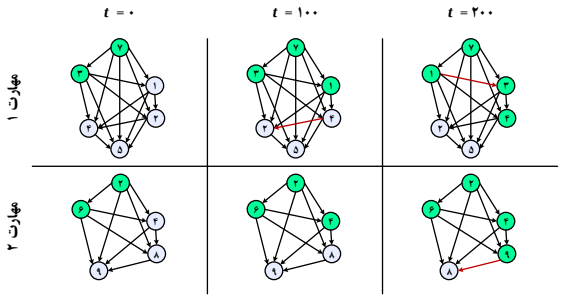
B کل میزان بودجه‌ای که برای پروژه قابل‌صرف است.

α_s ضریب اثرپذیری کارگر s

θ_s حد آستانهٔ کارگر (گره) s

I دستمزد روزانهٔ کارگری که کارایی او ۱ است.

M_{sk} برابر ۱ است، اگر کارگر s بتواند مهارت k را انجام دهد. در غیر این صورت، مقدار آن صفر است.



شکل ۱. روابط آموزشی میان کارکنان در دوره‌های مختلف پروژه

متغیرهای تصمیم

ω_{skt} کارایی کارگر s در انجام‌دادن مهارت k در دورهٔ t

d_j مدت‌زمان مورد نیاز کارکنان تخصیص‌یافته به فعالیت j

TR_{jk} زمان مورد نیاز برای انجام‌دادن مهارت k از فعالیت j

λ_{skt} میزان اثرگذاری همکاران فعال کارگر s بر کارایی این کارگر در انجام‌دادن مهارت k در دورهٔ t

ρ_{kt} تعداد کارکنان فعال در شبکهٔ آموزشی k در دورهٔ t

$\upsilon_{ss'kt}$ تفاوت کارایی کارکنان s' و s در انجام‌دادن مهارت k در دورهٔ t

Z_1 متغیر تابع هدف اول

Z_2 متغیر تابع هدف دوم

X_{jt} برابر ۱ است، اگر فعالیت j در دورهٔ t آغاز شود؛ در غیر این صورت، مقدار آن صفر است.

γ_{jskt} برابر ۱ است، اگر کارگر s در دورهٔ t در حال انجام‌دادن مهارت k از فعالیت j باشد؛ در غیر این صورت، مقدار آن صفر است.

τ_{skt} برابر ۱ است، اگر گرهٔ مربوط به کارگر s در شبکهٔ k در دورهٔ t فعال باشد؛ در غیر این صورت، مقدار آن صفر است.

ξ_{jskt} برابر ۱ است، اگر کارگر s واجد شرایط انجام‌دادن مهارت k از فعالیت j در دورهٔ t باشد؛ در غیر این صورت، مقدار آن صفر است.

$\delta_{ss'kt}$ برابر ۱ است، اگر کارگر s با کارگر فعال s' در انجام‌دادن مهارت k در دورهٔ t همکار باشد؛ در غیر این صورت، مقدار آن صفر است.

مدل ریاضی پیشنهادی

$$Minimize\ Z_1 = \sum_{t=0}^{T} t.X_{(N+1)t} \qquad (۴)$$

$$Minimize\ Z_2 = \sum_{j=0}^{N+1}\sum_{t=0}^{T}\sum_{k=1}^{K}\sum_{s=1}^{S}\omega_{skt}.I.\gamma_{jskt} \qquad (۵)$$

Subject to:

$$\sum_{t=0}^{T} X_{jt} = 1 \qquad \forall j \qquad (۶)$$

$$\lambda_{skt} = \alpha_s.\max_{s'\in A_{skt}}((\upsilon_{ss'kt}).\delta_{ss'kt}) \qquad \forall s,\forall k,\forall t \qquad (۷)$$

$$\omega_{skt} \le \omega_{sk(t-1)} + \lambda_{skt} \qquad \forall s,\forall k,\forall t \qquad (۸)$$

$$\omega_{skt} \le 1 \qquad \forall s,\forall k,\forall t \qquad (۹)$$

$$TR_{jk} = \max_{s\in\Gamma_k}\left(\sum_{t=0}^{T}\frac{p_j}{\omega_{skt}}\times X_{jt}\right) \qquad \forall j,\forall k \qquad (۱۰)$$

$$d_j = \max_k(TR_{jk}) \qquad \forall j,\forall k\in RS_j \qquad (۱۱)$$

$$\sum_{t=0}^{T} t.X_{jt} + d_j \le \sum_{t'=0}^{T} t'.X_{j't'} \qquad \forall(j,j')\in J,\ \forall(j,j')\in PR \qquad (۱۲)$$

$$\gamma_{jskt} \le M_{sk} \qquad \forall j,\forall s,\forall k,\forall t \qquad (۱۳)$$

$$\sum_{j=0}^{N+1}\sum_{k=1}^{K}\gamma_{jskt} \le 1 \qquad \forall s,\forall t \qquad (۱۴)$$

$$\sum_{j=0}^{N+1}\sum_{s=1}^{S}\gamma_{jskt} \le R_k \qquad \forall k,\forall t \qquad (۱۵)$$

$$\omega_{skt} \ge \theta_s.\tau_{skt} \qquad \forall s,\forall k,\forall t \qquad (۱۶)$$

$$\omega_{skt} \ge L_{jk}.\gamma_{jskt} \qquad \forall j,\forall s,\forall k,\forall t \qquad (۱۷)$$

$$\rho_{kt} = \sum_{t'=0}^{t}\sum_{s=1}^{S}\tau_{skt'} \qquad \forall k \qquad (۱۸)$$

$$\rho_{k(t+1)} \ge \rho_{kt} \qquad \forall t,\forall k \qquad (۱۹)$$

$$\sum_{j=0}^{N+1}\sum_{k=1}^{K}\sum_{s=1}^{S}\omega_{skt}.I.\gamma_{jskt} \le U \qquad \forall t \qquad (۲۰)$$

$$\sum_{j=0}^{N+1}\sum_{t=0}^{T}\sum_{k=1}^{K}\sum_{s=1}^{S}\omega_{skt}.I.\gamma_{jskt} \le B \qquad (۲۱)$$

$$\delta_{ss'kt} = \sum_{j=0}^{N+1}\gamma_{jskt}.\gamma_{js'kt} \qquad \forall k\in RS_j,\ \forall(s\ne s')\in\Gamma_k,\ \forall t \qquad (۲۲)$$

$$A_{skt} = \begin{cases} A_{sk(t-1)} \cup \{s'\}; & if \quad \omega_{s'kt} \geq \theta_{s'} \,\&\, \omega_{s'kt} > \omega_{skt} \\ A_{sk(t-1)}; & if \quad \omega_{s'kt} \geq \theta_{s'} \,\&\, \omega_{s'kt} \leq \omega_{skt} \\ A_{sk(t-1)}; & if \quad \omega_{s'kt} < \theta_{s'} \,\&\, \omega_{s'kt} > \omega_{skt} \\ A_{sk(t-1)}; & if \quad \omega_{s'kt} < \theta_{s'} \,\&\, \omega_{s'kt} \leq \omega_{skt} \end{cases} \quad \forall (s,s') \in \Gamma_k, \ \forall k, \ \forall t \qquad (۲۳)$$

$$X_{jt},\ \gamma_{jskt},\ \tau_{skt},\ \xi_{jskt}, \qquad \forall j, \forall (s,s'), \forall k, \ \forall t \qquad (۲۴)$$

$$\delta_{ss'kt} \in \{0,1\}$$

$$\omega_{skt},\ d_j,\ TR_{jk},\ \lambda_{skt},\ \rho_{kt}, \qquad \forall j, \forall s, \forall k, \ \forall t \qquad (۲۵)$$

$$\upsilon_{ss'kt},\ Z_1,\ Z_2 \geq 0$$

روابط ۴ و ۵ به‌ترتیب نشان‌دهندهٔ توابع هدف اول و دوم مدل هستند که کمینه‌سازی زمان تکمیل پروژه و هزینه‌های پروژه به‌شمار می‌آیند. رابطهٔ ۶ تضمین می‌کند که هر فعالیت دقیقاً یک‌بار شروع شود. رابطهٔ ۷ میزان اثرپذیری کارگر s را در انجام‌دادن مهارت k در دورهٔ t نشان می‌دهد. کارایی کارگر s در انجام‌دادن مهارت k در دورهٔ t در رابطهٔ ۸ قابل‌محاسبه است. رابطهٔ ۹ تضمین می‌کند که کارایی کارکنان کمتر یا مساوی یک است. با استفاده از رابطهٔ ۱۰، زمان مورد نیاز برای انجام‌دادن مهارت k از فعالیت j محاسبه می‌شود. رابطهٔ ۱۱ کل زمان مورد نیاز برای تکمیل مهارت k از فعالیت j را محاسبه می‌کند. رابطهٔ ۱۲ نشان‌دهندهٔ روابط پیش‌نیازی فعالیت‌های پروژه است. براساس رابطهٔ ۱۳، کارکنان اختصاص‌یافته به یک مهارت می‌توانند آن را انجام دهند. رابطهٔ ۱۴ نشان می‌دهد که هر کارگر تنها می‌تواند یک فعالیت را در هر دوره انجام دهد. براساس رابطهٔ ۱۵، میزان استفاده از نیروی انسانی بیشتر از میزان دسترسی به آن‌ها نیست. رابطهٔ ۱۶ بیان می‌کند گرهٔ مربوط به کارگر s زمانی فعال می‌شود که کارایی آن بیشتر یا مساوی با حد آستانه‌ای باشد. رابطهٔ ۱۷ تضمین می‌کند کارایی کارکنان تخصیص‌یافته به یک مهارت از حداقل کارایی مورد نیاز بیشتر یا مساوی است. رابطهٔ ۱۸ تعداد نیروهای کار فعال را در انجام‌دادن مهارت k تا دورهٔ t محاسبه می‌کند. رابطهٔ ۱۹ تضمین می‌کند گره‌های فعال به حالت غیرفعال برنمی‌گردند. براساس رابطهٔ ۲۰، میزان هزینهٔ هر دوره کمتر یا مساوی با میزان بودجهٔ درنظر گرفته‌شده برای هر دوره است. رابطهٔ ۲۱ نشان می‌دهد کل هزینه‌های پروژه باید کوچک‌تر یا مساوی با کل بودجهٔ درنظر گرفته‌شده برای پروژه باشد. رابطهٔ ۲۲ تعیین می‌کند که آیا کارگر s با کارگر فعال s' در دورهٔ t برای انجام‌دادن مهارت k در حال همکاری هستند یا خیر. رابطهٔ ۲۳ به‌روزرسانی مجموعهٔ A_{skt} را نشان می‌دهد. روابط ۲۴ و ۲۵ نیز نوع متغیرهای تصمیم را مشخص می‌کنند.

روش‌های حل

ساختار نمایش جواب و فرایند کدگشایی

در این پژوهش، هر جواب به شکل ماتریس $2 \times N$ نمایش داده می‌شود که N نشان‌دهندهٔ تعداد فعالیت‌های پروژه است. سطر نخست در این ماتریس به فهرست فعالیت‌ها مربوط است. نحوهٔ قرارگیری فعالیت‌ها در این فهرست به‌گونه‌ای است که هر فعالیت پس از فعالیت‌های پیش‌نیاز خود قرار می‌گیرد؛ از این‌رو فهرست فعالیت‌ها از نظر روابط پیش‌نیازی امکان‌پذیر[۱۳] هستند. سطر دوم نشان‌دهندهٔ شمارهٔ منابع (کارکنان) تخصیص‌یافته به فعالیت‌های پروژه است[۱۵، ۱۶]. پروژه‌ای را درنظر بگیرید که شامل شش فعالیت و نیازمند سه مهارت است. شکل ۲ نمونه‌ای از یک جواب امکان‌پذیر برای این پروژه است. سطر اول در شکل ۲ ترتیبی امکان‌پذیر از فعالیت‌های این پروژه را نشان می‌دهد. فرض می‌کنیم فعالیت ۲ نیازمند مهارت ۱ و ۳ است. این فعالیت در هر دوره نیازمند دو کارگر برای انجام‌دادن مهارت ۱ است؛ درحالی‌که تنها یک کارگر برای انجام مهارت ۳ در هر دوره نیاز است. همان‌طور که در سطر دوم از شکل ۲ مشاهده می‌شود، کارگران ۹ و ۱۱ برای انجام‌دادن مهارت ۱، از فعالیت ۲ تخصیص یافته‌اند. همچنین، کارگر ۷ برای انجام‌دادن مهارت ۳ به این فعالیت اختصاص داده شده است.

۲	۱	۴	۳	۶	۵
۷ , (۹,۱۱)	(۱ , ۵)	۱۳	۱ , (۳,۵)	۱	۹

شکل ۲. نمونه‌ای از جواب امکان‌پذیر

در این پژوهش، از روش برنامه تولید زمان‌بندی سری[۱۴] (S-SGS) [۱۷] برای کدگشایی جواب‌ها استفاده شده است.

الگوریتم‌های فراابتکاری

در مطالعهٔ حاضر، از الگوریتم‌های NSGA-II [۱۸، ۱۹،

۲۰]، NRGA [۱۸]، MOGA [۲۱] و PESA-II [۲۲] برای حل مدل پیشنهادی استفاده شده است. توضیحات تکمیلی دربارهٔ این روش‌ها در مراجع ذکرشده فراوان است.

نتایج محاسباتی

معیارهای سنجش عملکرد الگوریتم‌ها

در این مطالعه، از معیارهای مختلف سنجش عملکرد برای اندازه‌گیری همگرایی الگوریتم‌ها، تنوع جواب‌ها و زمان محاسبات استفاده شده است. این معیارها عبارت‌اند از: تعداد جواب‌های غیرمغلوب[۱۵] (*NOS*) [۱۸]، فاصله از جواب ایده‌آل[۱۶] (*MID*) [۲۳]، معیار فاصله‌گذاری[۱۷] (*SM*) [۲۳]، شاخص تنوع[۱۸] (*DM*) [۱۸]، پوشش مجموعه[۱۹] (*C*-Metric) [۱۸] و زمان محاسبات[۲۰] (CPU time). هرچه مقادیر شاخص‌های *NOS*، *DM* و *C*-Metric بیشتر باشد، عملکرد الگوریتم بهتر است؛ درحالی‌که هرچه مقادیر شاخص‌های *MID*، *SM* و زمان محاسبات کمتر باشد، عملکرد روش حل مطلوب‌تر است.

مسائل نمونه

در این مطالعه، ۱۵۰ مسئلهٔ استاندارد به‌صورت تصادفی از پایگاه مسائل نمونهٔ زمان‌بندی پروژه[۲۱] (PSPLIB) انتخاب، و به سه دستهٔ ابعاد کوچک (۳۰ فعالیتی)، متوسط (۶۰ فعالیتی) و بزرگ (۹۰ و ۱۲۰ فعالیتی) تقسیم شدند. با توجه به ویژگی‌های مدل پیشنهادی، برخی اطلاعات باید به مسائل نمونهٔ انتخاب‌شده اضافه شود. تعداد مهارت‌های پروژه، از توزیع یکنواخت گسسته در بازهٔ [۱۰، ۶] پیروی می‌کنند. تعداد کارکنان دارای توزیع یکنواخت گسسته در بازهٔ [۳۵، ۲۰] است. تعداد مهارت‌های هر فعالیت از توزیع یکنواخت گسسته در بازهٔ [*K*، ۱] پیروی می‌کند. تعداد کارکنانی که در ابتدای فرایند انتشار در انجام‌دادن مهارت k فعال هستند توزیع یکنواخت گسسته‌ای در بازهٔ [۳، ۱] دارند. کل میزان بودجه‌ای که برای پروژه صرف می‌شود، ۱،۰۰۰،۰۰۰ واحد پولی است. ضریب اثرپذیری کارکنان به‌صورت تصادفی در بازهٔ [۱، ۰] تعیین می‌شود. حد آستانهٔ همهٔ کارکنان ۰/۵ درنظر گرفته شده است. دستمزد روزانهٔ کارکنانی که کارایی آن‌ها ۱ است، به‌صورت تصادفی با توزیع یکنواخت در بازهٔ [۴۰۰، ۲۰۰] تعیین می‌شود.

تنظیم پارامترهای الگوریتم‌ها

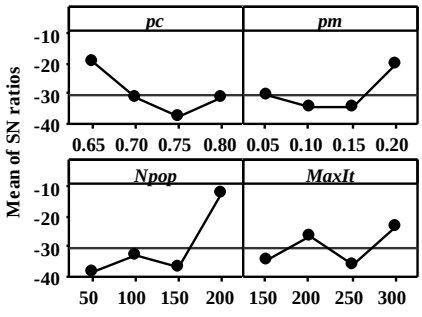
در این پژوهش، از روش تاگوچی[۲۲] برای تنظیم پارامترهای الگوریتم‌ها استفاده شد. تاگوچی آماره‌ای به نام «نسبت سیگنال به نویز[۲۳]» را برای ارزیابی عملکرد یک فرایند پیشنهاد داده است. هرچه نسبت سیگنال به نویز بیشتر باشد، سیگنال کیفیت بهتری خواهد داشت. در این پژوهش، برای هر پارامتر چهار سطح درنظر گرفته شده است. رحمتی و همکاران [۲۳] شاخصی با عنوان ضریب پراکندگی چندهدفه[۲۴] (MOCV) را برای تنظیم پارامترهای الگوریتم‌های چندهدفه پیشنهاد دادند. این ضریب، دو معیار MID و DM را به‌ترتیب برای درنظرگرفتن همگرایی الگوریتم و تنوع جواب‌ها درنظر می‌گیرد. شاخص MOCV با استفاده از رابطهٔ ۲۶ قابل‌محاسبه است [۲۳]:

$$MOCV = \frac{MID}{DM} \qquad (۲۶)$$

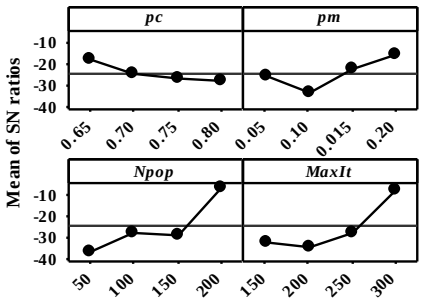
پنج مسئلهٔ نمونهٔ ۱۲۰ فعالیتی (با ابعاد بزرگ) به‌صورت تصادفی انتخاب، و هر مسئله ۲۰ مرتبه حل شده است تا نتایج مطمئنی حاصل شود. بهترین جواب در میان ۲۰ اجرا، به‌عنوان نتیجهٔ هر مسئله درنظر گرفته شده است. برای محاسبهٔ MOCV باید نتایج دو شاخص MID و DM به شاخص «درصد انحراف نسبی[۲۵]» (*RPD*) تبدیل شوند. مقدار RPD با استفاده از رابطهٔ ۲۷ به‌دست می‌آید [۲۴]:

$$RPD = \frac{Sol - Sol^*}{Sol^*} \times ۱۰۰ \qquad (۲۷)$$

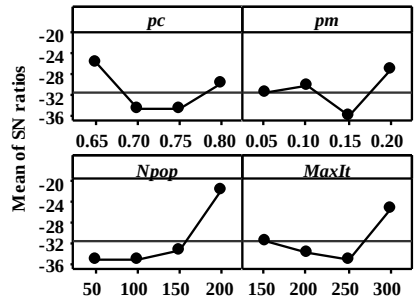
در رابطهٔ ۲۷، Sol با مقدار MOCV به‌کمک یک الگوریتم برابر است و بهترین مقدار MOCV را در میان همهٔ مقادیر نشان می‌دهد. شکل‌های ۳-۶ به‌ترتیب نشان‌دهندهٔ میانگین نسبت سیگنال به نویز برای الگوریتم‌های NSGA-II، NRGA، MOGA و PESA-II هستند. مقادیر پارامترهای الگوریتم‌ها نیز به‌صورت جدول ۱ است.



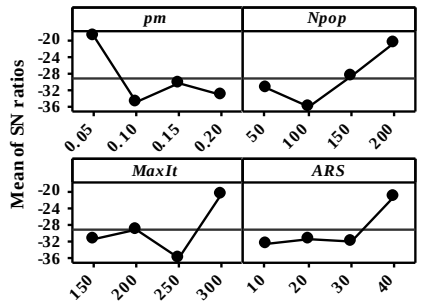
شکل ۳. نمودار سیگنال به نویز الگوریتم NSGA-II



شکل ۴. نمودار سیگنال به نویز الگوریتم NRGA



شکل ۵. نمودار سیگنال به نویز الگوریتم MOGA



شکل ۶. نمودار سیگنال به نویز الگوریتم PESA-II

بحث و یافته‌ها

جدول ۲ مقایسهٔ عملکرد الگوریتم‌های NSGA-II، NRGA، MOGA و PESA-II را از نظر معیارهای *NOS*، *MID*، *SM*، *DM* و زمان محاسبات نشان می‌دهد. هر الگوریتم پنج مرتبه اجرا شده و میانگین نتایج در جدول ۲ آمده است. براساس نتایج حاصل از خروجی‌ها، تعداد جواب‌های غیرمغلوب تولیدشده به‌کمک الگوریتم NSGA-II بیشتر از تعداد جواب‌های غیرمغلوب سایر الگوریتم‌هاست. بعد از الگوریتم NSGA-II، روش PESA-II از نظر شاخص *NOS* عملکرد بهتری از سایر روش‌ها دارد. از نظر شاخص *MID* نیز الگوریتم‌های NSGA-II و PESA-II به‌ترتیب رتبهٔ اول و دوم را به‌دست آورده‌اند. یکنواختی توزیع جواب‌های غیرمغلوب الگوریتم MOGA از سایر الگوریتم‌ها بهتر است. الگوریتم NRGA پس از الگوریتم MOGA نتایج بهتری از نظر شاخص *SM* از دو روش دیگر به‌دست آورده است. از نظر گستردگی جواب‌های غیرمغلوب (شاخص *DM*)، الگوریتم‌های NSGA-II و NRGA به‌ترتیب رتبه‌های اول و دوم را کسب کرده‌اند. از نظر شاخص زمان محاسبات نیز الگوریتم PESA-II سریع‌تر از سایر روش‌ها عمل کرده است.

جدول ۱. مقادیر پارامترهای الگوریتم‌ها

الگوریتم	پارامتر	نماد	مقدار پارامتر
NSGA-II	نرخ تقاطع	p_c	۰/۶۵
	نرخ جهش	p_m	۰/۲۰
	اندازهٔ جمعیت	*Npop*	۲۰۰
	تعداد تکرار	*MaxIt*	۳۰۰
NRGA	نرخ تقاطع	p_c	۰/۶۵
	نرخ جهش	p_m	۰/۲۰
	اندازهٔ جمعیت	*Npop*	۲۰۰
	تعداد تکرار	*MaxIt*	۳۰۰
MOGA	نرخ تقاطع	p_c	۰/۶۵
	نرخ جهش	p_m	۰/۲۰
	اندازهٔ جمعیت	*Npop*	۲۰۰
	تعداد تکرار	*MaxIt*	۳۰۰
PESA-II	نرخ جهش	p_m	۰/۰۵
	اندازهٔ جمعیت	*Npop*	۲۰۰
	تعداد تکرار	*MaxIt*	۳۰۰
	اندازهٔ آرشیو	*ARS*	۴۰

در جدول‌های ۳-۶، الگوریتم‌ها از نظر میانگین شاخص پوشش مجموعه مقایسه شده‌اند. با توجه به این نتایج، الگوریتم NSGA-II در مسائل کوچک، متوسط و بزرگ به‌مراتب بهتر از سایر روش‌ها عمل کرده است.

جدول ۲. مقایسهٔ الگوریتم‌ها از نظر معیارهای سنجش عملکرد

تعداد فعالیت‌ها	الگوریتم	معیارهای سنجش عملکرد				
		NOS	*MID*	*SM*	*DM*	CPU time
$J = ۳۰$	NSGA-II	۲۳/۸۴	۶۴/۲۸	۴/۴۷	۵۲۳۷/۲۶	۴۷/۶۵
	NRGA	۱۷/۵۸	۳۳۳/۳۵	۳/۹۳	۳۸۹۰/۳۵	۵۲/۸۲
	MOGA	۱۷/۲۲	۳۱۷/۴۳	۳/۲۴	۳۴۵۴/۱۱	۶۴/۴۱
	PESA-II	۲۰/۷۵	۲۸۶/۱۷	۴/۵۱	۳۴۱۹/۸۰	۴۳/۲۷
$J = ۶۰$	NSGA-II	۳۶/۱۷	۱۵۲/۳۹	۸/۸۱	۵۷۳۳/۶۰	۹۹/۲۳
	NRGA	۲۶/۶۴	۴۷۸/۰۵	۷/۰۱	۵۳۲۹/۳۱	۱۰۳/۱۲
	MOGA	۲۷/۳۷	۴۴۹/۹۳	۵/۹۵	۴۹۸۱/۷۴	۱۳۰/۸۳
	PESA-II	۳۳/۸۲	۴۲۰/۸۱	۸/۱۴	۴۳۹۳/۴۳	۸۷/۲۷
$J = ۹۰$	NSGA-II	۴۵/۸۸	۶۷۵/۶۵	۳۰/۲۷	۱۰۱۲۵/۶۰	۱۳۹/۱۰
	NRGA	۳۷/۲۵	۸۰۱/۷۱	۲۷/۱۰	۹۲۵۰/۵۲	۱۴۸/۷۱
	MOGA	۳۲/۹۱	۷۳۹/۲۰	۲۳/۵۷	۸۴۹۲/۰۶	۱۸۶/۶۵
	PESA-II	۴۱/۰۲	۷۲۰/۱۱	۲۸/۱۳	۸۴۴۳/۷۸	۱۱۷/۷۶
$J = ۱۲۰$	NSGA-II	۵۴/۷۴	۲۴۹۰/۵۲	۹۵/۰۹	۱۱۱۶۳/۷۷	۱۸۰/۶۱
	NRGA	۴۳/۷۴	۴۲۷۴/۰۶	۸۱/۱۰	۱۰۱۵۸/۲۳	۱۹۴/۰۹
	MOGA	۴۸/۳۶	۴۰۳۱/۲۸	۷۵/۶۸	۹۸۳۵/۰۵	۲۴۳/۸۸
	PESA-II	۵۱/۹۵	۳۸۶۷/۱۱	۸۳/۳۲	۹۲۹۸/۲۵	۱۵۶/۱۱

جدول ۳. شاخص پوشش مجموعه برای مسائل $J = ۳۰$

مقایسهٔ الگوریتم‌ها	NSGA-II	NRGA	MOGA	PESA-II
NSGA-II	-	۰/۷۳	۰/۲۷	۰/۶۵
NRGA	۰/۲۰	-	۰/۰۳	۰/۰۴
MOGA	۰/۱۵	۰/۸۴	-	۰/۱۷
PESA-II	۰/۳۱	۰/۶۹	۰/۱۴	-

جدول ۴. شاخص پوشش مجموعه برای مسائل $J = ۶۰$

مقایسهٔ الگوریتم‌ها	NSGA-II	NRGA	MOGA	PESA-II
NSGA-II	-	۰/۶۰	۰/۲۲	۰/۵۳
NRGA	۰/۱۶	-	۰/۰۷	۰/۰۸
MOGA	۰/۱۰	۰/۷۴	-	۰/۲۵
PESA-II	۰/۲۶	۰/۶۰	۰/۱۱	-

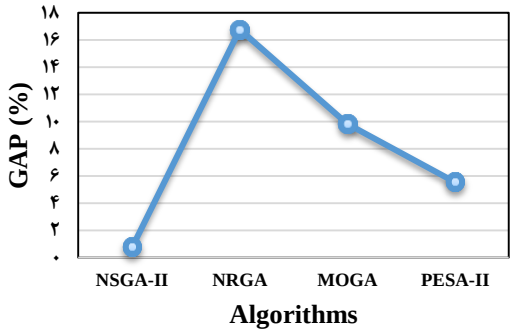
جدول ۵. شاخص پوشش مجموعه برای مسائل $J = ۹۰$

مقایسهٔ الگوریتم‌ها	NSGA-II	NRGA	MOGA	PESA-II
NSGA-II	-	۸۷/۰	۲۵/۰	۴۳/۰
NRGA	۱۱/۰	-	۱۰/۰	۱۹/۰
MOGA	۲۰/۰	۷۷/۰	-	۳۶/۰
PESA-II	۳۱/۰	۷۴/۰	۱۷/۰	-

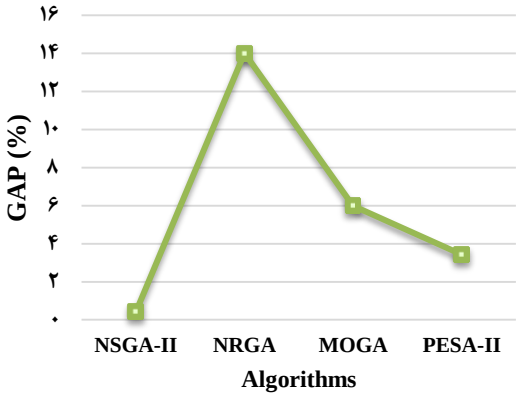
جدول ۶. شاخص پوشش مجموعه برای مسائل J = ۱۲۰

مقایسهٔ الگوریتم‌ها	NSGA-II	NRGA	MOGA	PESA-II
NSGA-II	-	۰/۸۵	۰/۳۶	۰/۶۶
NRGA	۰/۱۲	-	۰/۱۹	۰/۰۶
MOGA	۰/۳۷	۰/۸۸	-	۰/۲۸
PESA-II	۰/۴۲	۰/۹۴	۰/۲۲	-

جواب‌های بهینهٔ ۱۰۰ مسئلهٔ نمونه با ابعاد کوچک (۳۰ فعالیتی) با جواب‌های الگوریتم‌های فراابتکاری مقایسه شدند. همچنین فاصلهٔ جواب‌های بهینه از نتایج الگوریتم‌های فراابتکاری محاسبه شده و میانگین درصد این فواصل از نظر مدت تکمیل و هزینه‌های پروژه به‌ترتیب در شکل‌های ۷ و ۸ آمده است. براین‌اساس، الگوریتم NSGA-II عملکرد مناسب‌تری از سایر روش‌ها در یافتن جواب‌های بهینه دارد.



شکل ۷. مقایسهٔ جواب‌های بهینه با نتایج الگوریتم‌ها از نظر زمان تکمیل پروژه



شکل ۸. مقایسهٔ جواب‌های بهینه با نتایج الگوریتم‌ها از نظر هزینه‌های پروژه

در ادامه، اثر یادگیری کارکنان بر مقادیر توابع هدف مطالعه شده است. میانگین جواب‌های بهینهٔ مسائل ۳۰ فعالیتی (با ابعاد کوچک) در دو حالت «با اثر یادگیری» و «بدون اثر یادگیری» در جدول ۷ مقایسه شده‌اند. براین‌اساس، میانگین جواب‌های بهینه در حالتی که اثر یادگیری کارکنان بر کارایی آن‌ها درنظر گرفته شده است، به مراتب کمتر از حالتی است که به اثر پدیدهٔ یادگیری توجهی نشده است.

جدول ۷. مقایسهٔ میانگین جواب‌ها با اثر یادگیری و بدون اثر یادگیری

حالت	زمان تکمیل پروژه	هزینه‌های پروژه
با یادگیری	۴۲/۵۸	۳۷۵۸۴/۸۷
بدون یادگیری	۵۷/۳۲	۵۱۹۹۷/۶۴

براساس جدول‌های ۸ تا ۱۱، عملکرد این چهار الگوریتم در دو حالت «با اثر یادگیری» و «بدون اثر یادگیری» آمده است. الگوریتم‌ها ۱۰ مرتبه اجرا شده‌اند و میانگین نتایج گزارش شده است. هر چهار الگوریتم در حالتی که یادگیری کارکنان از یکدیگر مدنظر قرار گرفته است به نتایج بهتری دست یافته‌اند.

جدول ۸. عملکرد NSGA-II با اثر یادگیری و بدون اثر یادگیری

	زمان تکمیل پروژه			
حالت	J = ۳۰	J = ۶۰	J = ۹۰	J = ۱۲۰
با یادگیری	۴۴/۰۷	۹۱/۵۰	۱۴۸/۱۸	۲۰۰/۴۴
بدون یادگیری	۵۹/۸۶	۱۱۱/۵۲	۱۷۲/۳۸	۲۴۳/۵۷
	هزینه‌های پروژه			
حالت	J = ۳۰	J = ۶۰	J = ۹۰	J = ۱۲۰
با یادگیری	۳۸۹۷۷/۵۶	۱۰۲۴۰۴/۱۶	۱۳۹۹۵۰/۰۳	۱۷۶۷۰۳/۳۵
بدون یادگیری	۵۲۶۴۴/۸۰	۱۲۱۳۵۸/۳۷	۱۵۳۱۱۰/۱۴	۱۹۴۱۵۲/۸۳

جدول ۹. عملکرد NRGA با اثر یادگیری و بدون اثر یادگیری

	زمان تکمیل پروژه			
حالت	$J = ۳۰$	$J = ۶۰$	$J = ۹۰$	$J = ۱۲۰$
با یادگیری	۵۲/۳۵	۹۷/۹۳	۱۶۰/۵۵	۲۱۲/۲۰
بدون یادگیری	۶۵/۶۲	۱۱۸/۲۲	۱۸۴/۱۸	۲۵۶/۳۱
	هزینه‌های پروژه			
حالت	$J = ۳۰$	$J = ۶۰$	$J = ۹۰$	$J = ۱۲۰$
با یادگیری	۴۷۱۲۰/۹۴	۱۲۷۲۳۳/۱۴	۱۵۸۸۴۲/۰۱	۲۱۲۵۵۶/۹۳
بدون یادگیری	۶۱۴۶۱/۸۲	۱۶۹۵۰۱/۳۱	۲۲۷۱۶۶/۲۲	۲۹۳۷۶۷/۹۸

جدول ۱۰. عملکرد MOGA با اثر یادگیری و بدون اثر یادگیری

	زمان تکمیل پروژه			
حالت	$J = ۳۰$	$J = ۶۰$	$J = ۹۰$	$J = ۱۲۰$
با یادگیری	۴۹/۱۶	۹۶/۶۰	۱۵۷/۲۶	۲۱۰/۶۵
بدون یادگیری	۶۴/۶۸	۱۱۷/۷۴	۱۷۹/۲۲	۲۴۸/۹۱
	هزینه‌های پروژه			
حالت	$J = ۳۰$	$J = ۶۰$	$J = ۹۰$	$J = ۱۲۰$
با یادگیری	۴۵۱۴۴/۶۱	۱۲۵۴۴۵/۷۳	۱۷۰۷۵۶/۹۷	۱۹۷۶۷۹/۵۱
بدون یادگیری	۵۹۱۳۱/۴۷	۱۶۴۶۹۸/۶۶	۲۲۳۴۳۳/۱۹	۲۶۸۶۱۵/۸۰

جدول ۱۱. عملکرد PESA-II با اثر یادگیری و بدون اثر یادگیری

	زمان تکمیل پروژه			
حالت	$J = ۳۰$	$J = ۶۰$	$J = ۹۰$	$J = ۱۲۰$
با یادگیری	۴۷/۶۳	۹۲/۰۹	۱۵۲/۲۷	۲۰۵/۹۵
بدون یادگیری	۶۱/۱۵	۱۱۴/۴۸	۱۷۳/۸۰	۲۴۶/۴۲
	هزینه‌های پروژه			
حالت	$J = ۳۰$	$J = ۶۰$	$J = ۹۰$	$J = ۱۲۰$
با یادگیری	۴۲۵۸۷/۲۱	۱۱۶۴۳۵/۷۴	۱۵۹۲۴۹/۰۴	۱۹۳۴۵۸/۸۵
بدون یادگیری	۵۷۵۲۱/۳۰	۱۳۵۱۰۴/۴۶	۱۹۷۸۳۰/۰۷	۲۶۳۰۷۰/۲۵

تحلیل حساسیت

در این بخش، صحت مدل ارائه‌شده با تحلیل حساسیت بررسی شده است؛ بنابراین مقادیر برخی پارامترهای مهم در مدل پیشنهادی تغییر کرده است تا اثر این تغییرات بر زمان تکمیل پروژه و هزینه‌های پروژه مشخص شود. باید توجه داشت که به‌دلیل محدودیت فضا، امکان نمایش اثر تغییر مقادیر همهٔ پارامترها بر مقادیر توابع هدف وجود نداشت. در این مطالعه، برای هر پارامتر سه سطح درنظر گرفته شد و مقادیر پارامترها از سطح اول تا سطح سوم افزایش یافت. جدول ۱۲ اثر افزایش مقادیر مختلف پارامترها را بر توابع هدف مدل برای یکی از مسائل نمونه با ابعاد کوچک نشان می‌دهد. براین‌اساس، افزایش مقادیر پارامترهای R_k و α_s به‌ترتیب منجر به کاهش زمان تکمیل پروژه و افزایش هزینه‌های پروژه خواهد شد. افزایش پارامتر I تأثیر فراوانی بر زمان تکمیل پروژه ندارد؛ درحالی‌که منجر به افزایش هزینه‌های پروژه خواهد شد.

جدول ۱۲. تحلیل حساسیت مدل پیشنهادی

پارامتر		مقدار پارامتر	زمان تکمیل پروژه	هزینه‌های پروژه
R_k	سطح ۱	۱۰	۱۵۳	۳۸,۵۵۶
	سطح ۲	۱۵	۹۸	۵۴,۳۰۷
	سطح ۳	۲۰	۸۱	۵۹,۶۵۲
α_s	سطح ۱	۰/۳	۱۴۵	۳۶,۵۴۰
	سطح ۲	۰/۵	۱۱۷	۴۳,۵۹۶
	سطح ۳	۰/۷	۹۶	۴۸,۸۸۷
I	سطح ۱	۲۰۰	۱۵۱	۳۵,۲۵۷
	سطح ۲	۳۰۰	۱۴۸	۵۸,۴۰۰
	سطح ۳	۴۰۰	۱۵۵	۶۹,۵۲۰

نتیجه‌گیری و پیشنهادها

در این پژوهش، یک مدل ریاضی دوهدفه برای مسئلهٔ زمان‌بندی پروژه با منابع محدود و چندمهارته ارائه شد. در مدل پیشنهادی، کارکنان کارایی متفاوتی در انجام‌دادن مهارت‌های خود دارند و کارایی آنان با یادگیری از کارکنان کارآمدتر بهبود می‌یابد. به‌منظور مدل‌کردن روابط آموزشی میان کارکنان، مدل آستانه‌ای خطی توسعه یافته است. اهداف مدل پیشنهادی، کمینه‌سازی هم‌زمان زمان تکمیل پروژه و هزینه‌های پروژه است. با توجه به اینکه مسئلهٔ زمان‌بندی پروژه از جملهٔ مسائل NP-hard است، چهار الگوریتم فراابتکاری NSGA-II، NRGA، MOGA و PESA-II توسعه یافته‌اند. همچنین ساختار نمایشی جدیدی برای این چهار الگوریتم پیشنهاد شد و تنظیم پارامترهای این چهار الگوریتم به‌کمک روش تاگوچی صورت گرفت. عملکرد چهار الگوریتم پیشنهادی در حل چندین مسئلهٔ نمونه با ابعاد کوچک، متوسط و بزرگ نیز سنجیده شد. مقایسهٔ میان الگوریتم‌ها براساس معیارهای تعداد جواب‌های غیرمغلوب (NOS)، فاصله از نقطهٔ ایده‌آل (MID)، فاصله‌گذاری (SM)، تنوع جواب‌ها (DM)، زمان

محاسبات و پوشش مجموعه انجام شد. نتایج مقایسه نشان‌دهندهٔ برتری الگوریتم NSGA-II بر سایر روش‌ها از نظر معیارهای *NOS*، *MID*، *DM* و پوشش مجموعه است. الگوریتم MOGA از نظر شاخص *SM* به نتایج بهتری دست یافته و الگوریتم PESA-II از نظر زمان محاسبات از سایر روش‌ها سریع‌تر عمل کرده است. در ادامه، تحلیل حساسیت مدل پیشنهادی صورت گرفت و نتایج آن نشان داد افزایش مقدار پارامترهای R_k و α_s سبب کاهش زمان تکمیل پروژه و افزایش هزینه‌های پروژه می‌شود. در این میان، افزایش پارامتر I تأثیر فراوانی بر زمان تکمیل پروژه ندارد، اما هزینه‌های پروژه را افزایش می‌دهد.

بررسی اثر پدیدهٔ فراموشی بر کارایی کارکنان می‌تواند زمینه‌ای برای پژوهش‌های آتی باشد. از دیگر زمینه‌های فراوان، میزان دسترسی متغیر به نیروی انسانی است. میزان دسترسی به نیروی کار در هر دوره ممکن است به‌دلیل تعطیلات رسمی، مرخصی، بیماری یا مرگ ثابت نباشد؛ بنابراین با درنظرگرفتن میزان دسترسی متغیر به نیروی کار می‌توان به زمان‌بندی‌های کارآمدتر دست یافت.

منابع

1. Maghsoudlou, H. M., Afshar-Nadjafi, B., and Niaki, S. T. A., (2017). "Multi-Skilled Project Scheduling with Level-Dependent Rework Risk; Three Multi-Objective Mechanisms Based on Cuckoo Search", *Applied Soft Computing*, Vol. 54, PP. 46-61. DOI: https://doi.org/10.1016/j.asoc.2017.01.024.
2. Nguyen, H., and Zheng, R., (2013). "On Budgeted Influence Maximization in Social Networks", *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, Vol. 31, No. 6, PP. 1084-1094.
3. Bagherinejad, J., Jolai, F., and Rafiee Majd, Z., (2013). "Solving the MRCPSP/Max with the Objective of Minimizing Tardiness Costs and Maximizing Earliness Rewards of Activities with a Two-Stage Genetic Algorithm", *Journal of Industrial Engineering*, Vol. 47, No. 1, PP. 1-13.
4. Panahi, I., and Nahavandi, N., (2017). "An Efficient Imperialist Competitive Algorithm for Resource Constrained Project Scheduling Problem", *Journal of Industrial Engineering*, Vol. 51, No. 2, PP. 161-174.
5. Bellenguez O., Néron E. (2005). "Lower Bounds for the Multi-skill Project Scheduling Problem with Hierarchical Levels of Skills", In: Burke E., Trick M. (eds) Practice and Theory of Automated Timetabling V. PATAT 2004. Lecture Notes in Computer Science, vol 3616. Springer, Berlin, Heidelberg. DOI: https://doi.org/10.1007/11593577_14.
6. Wu, M., and Sun, S., (2006). "A Project Scheduling and Staff Assignment Model Considering Learning Effect", *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, Vol. 28, No. 11, PP. 1190-1195.
7. Mehmanchi, E., and Shadrokh, S., (2013). "Solving a New Mixed Integer Non-Linear Programming Model of the Multi-Skilled Project Scheduling Problem Considering Learning and Forgetting Effect", *Proceedings of the 2013 IEEE IEEM*, Bangkok, Thailand, DOI: 10.1109/IEEM.2013.6962442.
8. Kazemipoor, H., Tavakkoli Moghaddam, R., Shahnazari Shahrezaei, P., and Azaron, A., (2013). "A Differential Evolution Algorithm to Solve Multi-Skilled Project Portfolio Scheduling Problems", *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, Vol. 64, No. 5-8, PP. 1099-1111.
9. Tabrizi, B. H., Tavvakoli Moghaddam, R., and Ghaderi, S. F., (2014). "A Two-Phase Method for a Multi-Skilled Project Scheduling Problem with Discounted Cash Flows", *Scientia Iranica*, Vol. 21, No. 3, PP. 1083-1095.
10. Myszkowski, P. B., Skowronski, M., Olech, L. P., and Oslizlo, K., (2015). "Hybrid Ant Colony Optimization in Solving Multi Skill Resource-Constrained Project Scheduling Problem", *Soft Computing*, Vol. 19, No. 12, PP. 3599-3619.
11. Javanmard, S., Afshar-Nadjafi, B., and Niaki, S. T. A., (2017). "Preemptive Multi-Skilled Resource Investment Project Scheduling Problem; Mathematical Modelling and Solution Approaches", *Computers and Chemical Engineering*, Vol. 96, PP. 55-68. DOI: https://doi.org/10.1016/j.compchemeng.2016.11.001.
12. Maghsoudlou, H., Afshar-Nadjafi, B., and Niaki, S.T.A., (2016). "A Multi-Objective Invasive Weeds Optimization Algorithm for Solving Multi-Skill Multi-Mode Resource Constrained Project Scheduling Problem", *Computers and Chemical Engineering*, Vol. 8, PP. 157-169. DOI: https://doi.org/10.1016/j.compchemeng.2016.02.018.
13. Chen, R., Liang, C., Gu, D., and Leung, J., (2017), "A Multi-Objective Model for Multi-Project Scheduling and Multi-Skilled Staff Assignment for IT Product Development Considering Competency Evolution", *International Journal of Production Research*, Vol. 55, No. 21, PP. 6207-6234.
14. Hosseinian, A.H., Baradaran, V., and Bashiri, M., (2019), "Modeling of the time-dependent multi-skilled RCPSP considering learning effect: An evolutionary solution approach", *Journal of Modelling in Management*, Vol. 14, No. 2, PP. 521-558.

15. Hosseinian, A.H., and Baradaran, V., (2019), "An Evolutionary Algorithm Based on a Hybrid Multi-Attribute Decision Making Method for the Multi-Mode Multi-Skilled Resource-constrained Project Scheduling Problem", *Journal of Optimization in Industrial Engineering*, Vol. 12, No. 2, PP. 155-178.
16. Hosseinian, A.H., and Baradaran, V., (2019), "Detecting communities of workforces for the multi-skill resource-constrained project scheduling problem: A dandelion solution approach", *Journal of Industrial and Systems Engineering*, Vol. 12, Special issue on Project Management and Control, 72-99.
17. Hartmann, S., (2013). "Project Scheduling with Resource Capacities and Requests Varying with Time: A Case Study", *Flexible Services And Manufacturing Journal*, Vol. 25, No. 1, PP. 74-93.
18. Pargar F., Zandieh, M., Kauppila, O., and Kujala, J., (2018). "The Effect of Worker Learning on Scheduling Jobs in a Hybrid Flow Shop: A Bi-Objective Approach", *Journal of Systems Science and Systems Engineering*, Vol. 27, No. 3, PP. 265-291.
19. Najafi, A. A., and Arjmand, M., (2016). "Three Developed Meta-Heuristic Algorithms to Solve RACP Minimizing Makespan and Total Resource Costs Simultaneously", *Journal of Industrial Engineering*, Vol. 50, No. 3, PP. 471-482.
20. Amin Tahmasbi, H., Daghbandan, A., and Bagherpour, R., (2017). "Dual-Objective Preemptive Multi-Mode Resource-Constrained Project Scheduling Problem Optimization Model", *Journal of Industrial Engineering*, Vol. 51, No. 1, PP. 29-44.
21. Murata, T., and Ishibuchi, H., (1995). "MOGA: Multi-Objective Genetic Algorithms", *Proceedings of 1995 IEEE International Conference on Evolutionary Computation*, Perth, WA, Australia, PP. 289-294.
22. Gadhvi, B., Savsani, V., and Patel, V., (2016). "Multi-Objective Optimization of Vehicle Passive Suspension System Using NSGA-II, SPEA2 And PESA-II", *Procedia Technology*, Vol. 23, PP. 361-368. DOI: https://doi.org/10.1016/j.protcy.2016.03.038.
23. Rahmati, S. H. A., Hajipour, V., and Niaki, S. T. A., (2013). "A Soft-Computing Pareto-Based Meta-Heuristic Algorithm for a Multi-Objective Multi-Server Facility Location Problem", *Applied Soft Computing*, Vol. 13, No. 4, PP. 1728-1740.
24. Gao, J., Chen, R., and Deng, W., (2013), "An Efficient Tabu Search Algorithm for the Distributed Permutation Flowshop Scheduling Problem", *International Journal of Production Research*, Vol. 51, No. 3, PP. 641-651

واژه‌های انگلیسی به ترتیب استفاده در متن

1. Multi-Skill Resource-Constrained Project Scheduling Problem (MSRCPSP)
2. Learning Phenomenon
3. Diffusion
4. Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm II (NSGA-II)
5. Non-Dominated Ranked Genetic Algorithm (NRGA)
6. Multi-Objective Genetic Algorithm (MOGA)
7. Pareto Envelope-Based Selection Algorithm II (PESA-II)
8. Net Present Value (NPV)
9. Ant Colony Optimization (ACO)
10. Multi-Objective Invasive Weed Optimization (MOIWO)
11. Linear Threshold Model
12. Active
13. Feasible
14. Serial Schedule Generation Scheme (S-SGS)
15. Number Of Non-Dominated Solutions (*NOS*)
16. Mean Ideal Distance (*MID*)
17. Spacing Metric (*SM*)
18. Diversification Metric (*DM*)
19. Set Coverage (*C*-Metric)
20. Computation Time (CPU Time)
21. Project Scheduling Problem Library (PSPLIB)
22. Taguchi
23. Signal-To-Noise Ratio (*S*/*N* Ratio)
24. Multi-Objective Coefficient Of Variation (*MOCV*)
25. Relative Percentage Deviation (*RPD*)