



Production and Operations Management
University of Isfahan E-ISSN: 2423-6950

Vol. 13, Issue 1, No. 28, Spring 2022



<http://dx.doi.org/10.22108/jpom.2022.127424.1338>

(Research Paper)

Krill herd optimization algorithm for multi-model assembly line balancing problem with learning and forgetting effects of workers

Ahmad Faridanifar

Department of Industrial Engineering, Faculty of Engineering, Bu-Ali Sina University, Hamedan, Iran, ahmad.faridani@yahoo.com

Parvaneh Samouei *

Department of Industrial Engineering, Faculty of Engineering, Bu-Ali Sina University, Hamedan, Iran, p.samouei@basu.ac.ir

Purpose: One of the topics for manufacturers is to discuss the diversity of customer tastes. To manage this situation with the least change in products, multiple assembly lines make the necessary flexibility to produce the products. In multi-model assembly lines, different product types in different batches are produced and there is a setup time to prepare assembly lines between two types of products to produce another product type. This paper aims to investigate multi-model assembly lines and their sequencing, balancing, and worker assignment due to the existence of various tasks for workers according to learning and disremembering effects. Frequent changes in the product design of multi-model assembly lines according to customer demands can reduce the learning effect of workers and increase task times, while in another view, repeating tasks, particularly for products with more demands can increase the learning effect and reduce the task times. Therefore, in this study, the effects of workers' learning and disremembering multi-model assembly line balancing, sequencing, and worker assignment are investigated to minimize the number of workstations for a given cycle time not only to cover the different tastes of customers, but also indirectly minimize the costs of building stations, hiring, and employing manpower.

Design/methodology/approach: In this paper, as an innovation, a mixed-integer mathematical model for multi-model assembly line balancing, sequencing, and worker assignment with different workers' skill levels and learning and disremembering rates has been developed to minimize the number of stations. Based on the nature of the multi-model, random demand for each product has been considered. After mathematical modeling, different small-sized problems have been solved by the GAMS software. Results and sensitivity analysis underlined the validity of the proposed model. Since

* Corresponding author



this problem is typically NP-hard, GAMS software cannot solve medium and large-sized problems in a reasonable time. Therefore, the Krill herd optimization and Particle Swarm Optimization (PSO) algorithms have been used for medium and large-sized problems, which have not been used earlier in similar cases. The Krill herd optimization algorithm has been used as the proposed algorithm and PSO has been used as a competing algorithm. The parameters of both algorithms have been adjusted by the Taguchi method, and the best level has been selected for each parameter.

Findings: 12 test problems were solved with different sizes. Results indicated that only five GAMS problems could reach the optimal solution. For better comparison of the Krill herd optimization and the particle swarm optimization algorithm, each test problem was run 30 times and minimum, maximum, and average objective function and their running times were reported. The results indicated that the objective function of both metaheuristic algorithms was the same but the Krill herd optimization algorithm can achieve optimal or near-optimal answers in less time than GAMS and the PSO algorithm declared the efficiency of the proposed algorithm in solving these problems.

Research limitations/implications: One of the limitations in this research was the lack of cooperation of factories whose assembly lines were similar to the problem considered in this study, and in this regard, the real-world data was not accessible. Therefore, the standard test problems were used that existed in the famous database of assembly line balancing problems. Since the problem in this paper was new, some other required data, and different examples in different ways needed to be considered, randomly. Another limitation of using this research in a real-world situation was the challenge of exact determination of learning and disremembering rate of each worker which can be solved by using experts in the field of assessment and training.

Originality/value: In this paper, a mathematical model was developed for multi-model assembly line balancing, sequencing, and worker assignment according to the learning and disremembering effect. Since the problem was NP-Hard, as well as GAMS software, two metaheuristic algorithms were applied for a similar problem, and their efficiency was compared with each other. The two-mentioned algorithms have not been used in previous studies. Both academic researchers and production managers can benefit from applying the findings of this study.

Keywords: Multi-model assembly line balancing, Learning, and disremembering effect, Krill herd optimization algorithm



مدیریت تولید و عملیات، دوره ۱۳، شماره ۱، پیاپی ۲۸، بهار ۱۴۰۱

دریافت: ۱۳۹۹/۱۱/۲۶ پذیرش: ۱۴۰۰/۱۲/۲۴ ص ۱۲۹-۱۵۲



<http://dx.doi.org/10.22108/jpom.2022.127424.1338>

(مقاله پژوهشی)

پیاده‌سازی الگوریتم بهینه‌سازی دسته میگوها برای مسئله بالانس خطوط مونتاژ مدل‌های چندگانه با در نظر گرفتن اثر یادگیری و فراموشی کارگران

احمد فریدانی فرا^۱، پروانه سمویی^{۲*}

۱- کارشناسی ارشد گروه مهندسی صنایع، دانشکده مهندسی، دانشگاه بوعلی سینا، همدان، ایران، ahmad.faridani@yahoo.com
۲- استادیار گروه مهندسی صنایع، دانشکده مهندسی، دانشگاه بوعلی سینا، همدان، ایران، p.samouei@basu.ac.ir

چکیده: یکی از دغدغه‌های تولیدکنندگان، بحث تنوع سلیقه‌های مشتریان است و برای مدیریت این شرایط با کمترین تغییر در محصولات تولیدی، به خطوطی به اصطلاح چندگانه نیاز است که انعطاف لازم را برای تولید این محصولات دارا باشد. از سویی خیلی از محصولات نیازمند عملیات مونتاژند؛ از این رو، به‌عنوان یک نوآوری در این مقاله، مدل ریاضی جدیدی برای بالانس خط مونتاژ مدل‌های چندگانه ارائه شده که در آن عملیات مونتاژ توسط کارگران و به شکل دستی صورت گرفته است؛ اما برای برنامه‌ریزی دقیق‌تر، تفاوت‌هایی که کارگران از منظر اثر یادگیری و فراموشی دارند، بر بالانس خط مونتاژ منظور شده است. هدف این پژوهش، حداقل کردن تعداد ایستگاه‌های کاری به ازای یک زمان سیکل معین است تا علاوه بر پوشش سلاقی مختلف مشتریان، به‌طور غیرمستقیم نیز هزینه‌های احداث ایستگاه‌ها، استخدام و به‌کارگیری نیروی انسانی حداقل شود. به دلیل ساختار *NP-hard* مسئله، از الگوریتم بهینه‌سازی دسته میگوها استفاده شده است که پیش از این برای مسائل مشابه این موضوع نیز به کار نرفته است. به بیان دیگر برای حل مسائل مختلف در ابعاد کوچک از نرم‌افزار گمز استفاده شد و برای مسائل با ابعاد متوسط و بزرگ از الگوریتم دسته میگوها به‌عنوان الگوریتم پیشنهادی و الگوریتم ازدحام توده ذرات، به‌عنوان الگوریتم رقیب بهره گرفته شد. تجزیه و تحلیل بر مجموعه داده‌های استاندارد مسائل بالانس خط مونتاژ مختلف، نشان داده است الگوریتم دسته میگوها در زمان، حل بسیار کمتری نسبت به گمز دارد و الگوریتم بهینه‌سازی توده ذرات توانسته است به پاسخ‌های بهینه و یا نزدیک به بهینه دست یابد که این موضوع نشان‌دهنده کارایی الگوریتم پیشنهادی در حل این دسته از مسائل است.

واژه‌های کلیدی: بالانس خطوط مونتاژ مدل‌های چندگانه، اثر یادگیری و فراموشی کارگران، الگوریتم بهینه‌سازی دسته میگوها



۱- مقدمه

با توجه به پویایی و رقابتی شدن شرایط بازارها، کارخانه‌ها برای حفظ و بقا باید به دنبال افزایش کارایی و بهینه‌سازی عملیات تولیدی خود باشند و باید عوامل متفاوتی را نیز در راستای بهینه‌سازی برنامه زمان‌بندی خود و برای پاسخگویی بهنگام به تقاضاهای مشتریان مدنظر قرار دهند (فخرزاد و علی‌نژاد، ۱۳۹۲)؛ برای مثال در بازار خودرو، مشتریان متفاوتی با علایق و نیازهای گوناگون وجود دارند و یک شرکت، زمانی می‌تواند در رقابت پیروز باشد که کالاهایی مطابق با نیاز مشتریان تولید کند. حال با توجه به هزینه‌های بالای ساخت و نگهداری خطوط مونتاژ متعدد، تولیدکنندگان در طراحی یک خط مونتاژ با ویژگی‌های مختلف می‌کوشند (صانع زرنگ و حیدری، ۱۳۹۴)؛ بنابراین برای پاسخگویی به نیازهای متنوع مشتریان و باقی ماندن در عرصه رقابت، شرکت‌ها به شخصی‌سازی محصولات مجبور شدند و برنامه‌ریزان خط مونتاژ، به خط مونتاژ مدل‌های چندگانه توجه بیشتری می‌کنند؛ بنابراین، بالانس خط مونتاژ مدل‌های چندگانه^۱، یک مسئله اصلی از برنامه‌ریزی و پیکربندی خط مونتاژ است و برای شرکت‌های تولیدی بسیار حیاتی است (یو و شی^۲، ۲۰۱۳). در خطوط مونتاژ مدل‌های چندگانه، محصولات مختلفی بر یک خط و در دسته‌های مختلف، مونتاژ می‌شوند و با تغییر هر دسته از محصولات، به دلیل تفاوت‌های ماهیتی که بین محصولات وجود دارد، نیاز به تغییراتی برای آماده‌سازی ورود دسته محصول دیگر وجود دارد تا بتواند انعطاف لازم را در برابر تغییرات ذائقه‌ای مشتریان و تقاضاهای مختلف آنان تأمین کند.

به موازات افزایش نیاز به این خطوط تولیدی برای پاسخگویی به تقاضای مشتریان، بهره‌وری بیشتر این خطوط از مباحثی است که در مسائل کاربردی و همچنین تئوریک به جدیت دنبال می‌شود. بدیهی است که برای افزایش بهره‌وری باید به عواملی نظیر مواد، ماشین‌آلات، سرمایه، انرژی، دانش فنی و نیروی انسانی توجه کرد؛ اما باید دقت کرد که ارزش این عوامل یکسان نیست و تقریباً همه صاحب‌نظران و سرشناسان صنایع جهان، منابع انسانی را اساسی‌ترین عامل در این زمینه در نظر می‌گیرند. در این میان در صنایعی که نقش اساسی تولید بر عهده نیروی انسانی است و کار هم عموماً ماهیت تکراری دارد، فنون مطالعه کار، که تکیه‌گاه اصلی آنها بر عملیات تولید دستی استوار است، نتایج پذیرفتنی‌ای را در زمینه افزایش کارایی به همراه داشته است (بلوکر و همکاران^۳، ۲۰۱۲؛ یاداو^۴، ۲۰۱۳؛ سان و همکاران^۵، ۲۰۰۹). به همین جهت خطوط مونتاژ چندگانه توانسته است ضمن پاسخگویی سریع به تقاضاهای متنوع مشتریان، سهولت در سازگاری تولید را نیز با توجه به تقاضاهای مختلف هموار کند.

باید اذعان کرد بیشتر تحقیقات در حوزه توالی و بالانس خطوط مونتاژ، بیشتر خطوط مونتاژ مدل تکی و ترکیبی را بررسی کرده و درباره خطوط چندگانه، مطالعات بسیار اندک و محدودی انجام شده است. از سوی دیگر، حتی تأثیر یادگیری بر نتایج بالانس خطوط مونتاژ مختلف بسیار نادیده گرفته شده است. در کنار این عوامل، تغییرات مکرر طراحی محصولات با توجه به خواسته مشتریان باعث کاهش اثر یادگیری کارگرانی می‌شود که قرار است محصولی را به شکل دستی مونتاژ کنند؛ زیرا به وضوح، انجام یک کار کاملاً تکراری و بدون کوچک‌ترین تغییری، میزان یادگیری و سرعت عمل یک کارگر را افزایش می‌دهد. این در حالی است که در خطوط مونتاژ چندگانه که ماهیت محصولات مختلف است، کارهای تکراری قطعاً کمتر از خطوط مونتاژی می‌شود که تنها یک نوع محصول را تولید می‌کنند. در کنار این موضوع، تقاضای کم برخی محصولات باعث می‌شود که گهگاه یک محصول تولید شود و وقفه‌های ایجادشده بین دو تولید متفاوت باعث افزایش میزان فراموشی کارگران شود؛ از این رو در این

پژوهش سعی می‌شود آثار یادگیری و فراموشی کارگران بر نتایج بالانس خطوط مونتاژ چندگانه بررسی شود و روش‌های مناسبی برای حل این دسته از مسائل پیشنهاد می‌شود.

تلاش درباره بالانس خطوط مونتاژ مدل تکی و همچنین مدل ترکیبی در گذشته انجام شده است؛ اما تحقیقات انجام شده درباره نبود بالانس هنگام استفاده از خطوط مونتاژ مدل ترکیبی، در مقایسه با خط مونتاژ مدل تکی برای مجموعه‌ای از مسائل انجام نشده است (سیواسانکاران و شهاب‌الدین^۷، ۲۰۱۷). همان‌طور که در رابطه با بالانس خطوط مونتاژ مدل ترکیبی مطرح است، درباره خطوط چندگانه نیز مطالعات بسیار اندکی انجام شده است که درک آنها به شناسایی ویژگی‌ها و مسائلی کمک می‌کند که هنوز پوشش داده نشده‌اند و خطوط جدید تحقیق را باز می‌کنند. همچنین تحقیقات نشان می‌دهد ساده‌ترین مسئله بالانس خط مونتاژ در کلاس *NP-hard* قرار می‌گیرد که تنها یک محصول و بر یک خط مستقیم محصولات را مونتاژ می‌کند (اگی^۷، ۲۰۰۹) و (یه و کائو^۸، ۲۰۰۹)؛ پس بالانس خط مونتاژ مدل‌های چندگانه در طبقه‌بندی از بهینه‌سازی ترکیبی نیز *NP-hard* است و در این زمینه تلاش‌های زیادی در جهت توسعه الگوریتم ژنتیک انجام شده است؛ به‌طوری که (فالك نوئر و دلچامبر^۹، ۱۹۹۲) اولین کسانی بودند که برای حل مسئله بالانس خط مونتاژ ساده با *GAs* اقدام کردند. سیماریا و ویلارینو^{۱۰} (۲۰۰۱) نیز یک روش جست‌وجوی تکراری شامل *GA* را برای مسئله بالانس خط مونتاژ مدل‌های ترکیبی نوع دو، با ایستگاه‌های کاری موازی پیشنهاد کردند. همچنین نظر به اینکه خطوط چندگانه باعث عدم بالانس خطوط و ایستگاه می‌شوند، کوکران^{۱۱} (۱۹۷۳) مسئله عدم بالانس ایستگاه را به دلیل نبود یادگیری توصیف کرد و استراتژی‌هایی را برای به حداقل رساندن آن نیز پیشنهاد داد؛ البته در آن تحقیق اثر یادگیری نادیده گرفته شده است. ضمناً در طی فرآیند یادگیری، اگر تولید برای یک دوره زمانی متوقف شود، ممکن است پدیده فراموشی رخ دهد. در مقایسه با منحنی یادگیری، مدل‌سازی فراموشی در پژوهش‌ها، درخور توجه زیادی قرار نگرفته است (خیر و همکاران^{۱۲}، ۱۹۹۹). مطالعات متعددی وجود پدیده فراموشی را در محیط عملی اذعان کرده‌اند. گلوبرسون^{۱۳} (۱۹۸۹) آزمایشی را برای توصیف و تحلیل پدیده فراموشی انجام داد؛ نتیجه آزمایش نشان داد فراموشی، یک فعالیت تابعی از طول استراحت و سطح تجربه به دست آمده قبل از وقفه است. همچنین لولی و همکاران^{۱۴} (۲۰۱۶) یک مدل هزینه تولیدی را با توجه به آثار یادگیری و فراموشی ارائه دادند. هوت و همکاران^{۱۵} (۲۰۱۸) نیز در مقاله خود به مقابله با اثر فراموشی در مونتاژ دستی مدل ترکیبی پرداختند.

در ضمن آنچه درباره این خطوط حائز اهمیت است، بحث توالی به دلیل وجود فعالیت‌های مختلف است؛ به‌طوری که توکلی مقدم و همکاران (۱۳۸۴) توالی خطوط مونتاژ مدل چندگانه را به منظور حداقل کردن طول خط و هموارسازی مصرف قطعات با استفاده از الگوریتم ژنتیک بررسی کردند. شهرکی و فراست (۱۳۹۸) یک مدل چندپاسخی را برای تخصیص اپراتورها و توالی انجام کارها در خط تولید سلولی مبتنی بر بهینه‌سازی شبیه‌سازی ارائه دادند. همچنین آیوغ و همکاران^{۱۶} (۲۰۲۰) نیز در مقاله خود بالانس، توالی و زمان‌بندی گردش شغلی یک سلول ناب *U* شکل را با عملکرد اپراتور پویا تعیین و بررسی کردند. جدول ۱ برخی مقالات نزدیک را به حوزه نزدیک به این مقاله نشان می‌دهد.

جدول ۱- مرور پژوهش‌ها با تأکید بر ویژگی‌های تحقیقات

Table 1- Papers review with emphasis on research features

روش حل	اثر فراموشی	اثر یادگیری	پارامتر		هدف (حداقل سازی)			روش حل			مدل محصول	منبع	
			ثابت	زمان سیکل	زمان سیکل	هزینه	استگاه	زمان سیکل	فرایند سازی	ابکاری			دقیق
-		*										*	تومپولوس و لیمن (۱۹۶۹)
B&B					*	*		*			*	*	ون فوگرت و دی کوک (۱۹۹۷)
exact	*	*	*			*		*				*	توکساری و همکاران (۲۰۰۸)
PSO	*	*		*	*	*		*				*	همتا و همکاران (۲۰۱۳)
B&B	*		*			*				*		*	پیرا و میراندا (۲۰۱۷)
Kottas-Lau	*	*		*		*		*				*	لولی و همکاران (۲۰۱۶)
SA	*		*		*	*		*				*	فتاحی و همکاران (۲۰۱۷)
Kottas-Lau		*	*			*		*				*	لولی و همکاران (۲۰۱۷)
-	*			*	*							*	سموئی و عشایری (۲۰۱۹)
PSO - KHA		*	*	*		*		*			*	*	تحقیق حاضر

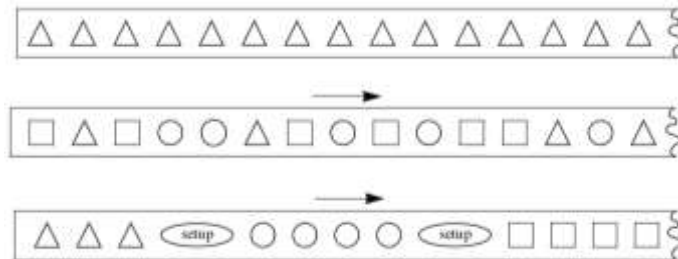
به‌طور خلاصه، تحقیقات دربارهٔ بالانس خطوط مونتاژ مدل‌های چندگانه بسیار محدود است. با وجود برخی مطالعات در این خصوص، تأثیر یادگیری و فراموشی کارگران در نظر گرفته نشده است. با توجه به شکاف‌های تحقیقاتی اشاره‌شده، در این مقاله از خطوط چندگانه به‌دلیل انعطاف‌پذیری بالا در پاسخ به تقاضاهای متنوع مشتریان، توالی و بالانس به‌دلیل وجود فعالیت‌های مختلف در حال انجام برای کارگران، استفاده هم‌زمان از اثر یادگیری و فراموشی برای کارگران، به‌سبب وجود تکرار در فعالیت‌ها و وقفه در تولید و الگوریتم بهینه‌سازی دسته میگوها، به‌دلیل توانایی نداشتن گمز در حل مسائل با ابعاد متوسط و بزرگ در زمان حل عادی استفاده شده است.

۲- مفاهیم اولیه و تعاریف کلیدی

اثر یادگیری^{۱۷}: در تحقیقات یادگیری، نیروی انسانی در چندین زمینه درخور توجه است که یکی از آنها بالانس خط مونتاژ است (لولی و همکاران^{۱۸}، ۲۰۱۷). مطالعه دربارهٔ فعالیت‌های دستی نشان می‌دهد هر قدر تمرین و تکرار در انجام یک فعالیت بیشتر باشد، زمان لازم برای انجام آن فعالیت کاهش می‌یابد؛ بنابراین وقتی کالای جدیدی تولید می‌شود، مسلماً اولین، دومین و ... از محصول دارای زمان ساخت متفاوتی است و خودبه‌خود محصولات اولیه زمان ساخت بیشتری را به خود اختصاص می‌دهند (متقی، ۱۳۹۰). از این رو در بسیاری از موارد عملی، عملکرد اپراتور به‌طور پیوسته باگذشت زمان بهبود و زمان پردازش کارها کاهش می‌یابد که این پدیده به‌عنوان اثر یادگیری شناخته می‌شود (فخرزاد و علی‌نژاد، ۱۳۹۲).

اثر فراموشی^{۱۹}: در طی فرآیند یادگیری، فراموشی از دست دادن اطلاعات آموخته‌شده به‌دلیل وقفه در تولید، یا خستگی و بی‌حوصلگی کارگران تعریف می‌شود (عزیزی و همکاران^{۲۰}، ۲۰۰۹).

خطوط مونتاژ مدل‌های تکی/ترکیبی/چندگانه: در خطوط مونتاژ مدل تکی، تنها یک محصول بر یک خط مونتاژ می‌شود؛ در حالی که در خطوط مونتاژ مدل ترکیبی، مدل‌های مختلفی از یک محصول مشابه بر خط مونتاژ می‌شوند. اما در خطوط مونتاژ مدل چندگانه که موضوع بحث این مقاله نیز است، محصولات مختلفی که لزوماً شبیه هم نیز نیستند، در یک خط مونتاژ و در دسته‌هایی با زمان‌های آماده‌سازی متفاوت تولید می‌شوند.



شکل ۱- خط مدل تکی/ترکیبی/چندگانه (بکر و اسکول، ۲۰۰۶)

Fig 1- Single/Mixed/Multi-model assembly lines (Becker and Scholl, 2006)

۳- روش‌شناسی پژوهش

۳-۱- تعریف مسئله

به دلیل شرایط رقابتی، بسیاری از کارخانه‌ها تنها به تولید یک نوع محصول بسنده نمی‌کنند، بلکه با تنوع در محصولات خود سعی می‌کنند تا توانایی حفظ و گسترش بازار خود را داشته باشند. این تنوع باعث می‌شود که برنامه‌ریزی دقیق‌تری برای سیستم لازم باشد که یکی از این برنامه‌ها به بالانس خطوط مونتاژ این نوع محصولات مربوط می‌شود؛ در این بین، عوامل فنی، ساختاری و یا وجود محدودیت‌هایی نظیر کمبود فضا و ... باعث می‌شود که کارخانه‌ها از خطوط مونتاژ چندگانه استفاده کنند. از طرفی کاهش تعداد ایستگاه‌ها باعث می‌شود سرمایه‌گذاری کمتری نیز نیاز باشد و نیروی انسانی کمتری نیز استخدام شود؛ بنابراین حداقل کردن تعداد ایستگاه‌ها برای این دسته از مسائل، هم از نظر کاربردی و هم تئوریک مهم است. اما نظر به اینکه بسیاری از عملیات مونتاژ در کارخانه‌ها به صورت دستی و توسط کارگران صورت می‌گیرد که این افراد نیز از نظر سطح یادگیری، مهارت و توانایی‌های ذاتی و عملیاتی متفاوتند و این موضوع نیز به طور مستقیم بر عملکرد بالانس اثرگذار است، در نظر گرفتن بالانس یک خط مونتاژ که قرار است محصولات مختلفی را تولید کند، با منظور کردن توانایی‌ها و قدرت یادگیری و فراموشی کارگران می‌تواند باعث افزایش کارایی و بهره‌وری سیستم شود؛ این موضوعی است که به طور کلی در این مقاله بررسی شده است. مفروضات و ویژگی‌های اساسی مدل‌سازی شامل موارد زیر است:

۱- محصولات مختلف (*multi-model*) با روابط پیش‌نیازی مشخص بر یک خط مونتاژ می‌شوند؛

۲- برنامه تولید مشخص است و انبارهای میانگیر نیز در خط مونتاژ در نظر گرفته نشده است؛

۳- زمان سیکل مشخص است؛

۴- زمان سیکل بیشتر از حداکثر زمان فعالیت‌هاست؛

۵- افق برنامه‌ریزی ثابت است؛

۶- تقاضای هر محصول مشخص است؛

- ۷- امکان انجام چند فعالیت توسط یک اپراتور در یک لحظه از زمان امکان پذیر نیست؛
- ۸- هر فعالیت تنها یک بار در یک ایستگاه انجام می گیرد و پس از شروع یک فعالیت، امکان انقطاع کار آن وجود ندارد؛
- ۹- کارگران با توانایی های متفاوتی وجود دارند و زمان عملیات وابسته به آثار یادگیری و فراموشی کارگران است؛
- ۱۰- زمان آموزش متقابل، خرابی ماشین و غیبت کارگران در نظر گرفته نشده است؛
- ۱۱- سطح مهارت اولیه از پیش تعریف شده است و از طریق یادگیری و فراموشی تغییر خواهد کرد؛
- ۱۲- یادگیری و فراموشی تنها در اثر تکرار و یا توقف تولید آن محصول صورت می گیرد؛
- ۱۳- زمان تکمیل عملیات در مدل های مختلف می تواند متفاوت باشد؛
- ۱۴- زمان های آماده سازی شامل تنها زمان های آماده سازی بین فعالیت هاست؛ به طوری که این زمان ها ثابت و قطعی است و اگر زمان فعالیت برای یک مدل صفر باشد، زمان آماده سازی برای آن فعالیت نیز صفر در نظر گرفته می شود.

۲-۳- نمادگذاری

نمادهای مدل سازی شامل موارد زیر است:

اندیس ها

i, j : فعالیت

k, g : ایستگاه کاری

m : محصولات (مدل)

b, b' : کارگران

u : واحد تولید

d : فعالیت های بدون پیش نیازی

h : فعالیت هایی که پیش نیاز دارند، ولی پس نیاز ندارند

u_m : تعداد تولید (تکرار) u برای محصول (مدل) m

n_m : تعداد تولید محصول m پس از وقفه

مجموعه ها

P_i : مجموعه فعالیت های پیش نیازی فعالیت i

P_0 : مجموعه فعالیت هایی که هیچ پیش نیازی ندارند

I : مجموعه فعالیت ها در نمودار روابط پیش نیازی

پارامترها

c : زمان سیکل

V : تعداد کل فعالیت ها در نمودار ترکیبی^{۲۱}

M : تعداد کل محصولات

B : حداکثر تعداد کارگران

N : حداکثر تعداد ایستگاه ها

n : حداکثر تعداد تولید

t_{iumb} : زمان لازم برای انجام فعالیت i برای تولید u آمین محصول m توسط کارگر b

S_{im} : زمان آماده‌سازی فعالیت i برای تولید محصول m در همان ایستگاه کاری

R_b : نرخ یادگیری کارگر b

f'_b : نرخ فراموشی کارگر b

FD : زمان فراموشی کامل

h' : یک ثابت منفی

ψ : یک مقدار مثبت بزرگ

t^f_{iumb} : زمان اتمام فعالیت i برای تولید u آمین محصول m توسط کارگر b

متغیرها

y_{bk} : اگر کارگر b به ایستگاه k اختصاص یابد یک، در غیر این صورت صفر

x_{imbk} : اگر فعالیت i و کارگر b به ایستگاه k برای تولید محصولات m تخصیص یابد یک، در غیر

این صورت صفر

q_{ijm} : اگر فعالیت i قبل از فعالیت j برای تولید محصول m در همان ایستگاه تخصیص یابد یک، در غیر

این صورت صفر

۳-۳- مدل‌سازی ریاضی مسئله

در این تحقیق به‌عنوان یک نوآوری، یک مدل ریاضی برنامه‌ریزی عدد صحیح مختلط جدید را برای بالانس خطوط مونتاژ مدل‌های چندگانه و تخصیص فعالیت‌ها به کارگران با سطح مهارت‌های مختلف، با در نظر گرفتن اثر یادگیری به‌دلیل تکرار عملیات مشابه در یک دسته و همچنین وارد کردن اثر فراموشی، به‌دلیل تولید محصولات متفاوت توسعه می‌دهیم که ممکن است تقاضای آنها به‌صورت تصادفی باشد. علاوه بر این موضوع، تخصیص مناسب افراد با مهارت‌ها و توانایی‌های مختلف به ایستگاه‌های گوناگون، از جمله دغدغه‌هایی است که ذهن مدیران واحدهای صنعتی را به خود درگیر می‌کند که برای رفع این مشکل نیز، این موضوع در این مقاله مطرح و مدل‌سازی نیز شده است. مدل مبتنی بر مدل‌های ریاضی از (پریسرا و میراندا^{۲۲}، ۲۰۱۷؛ چو و همکاران^{۳۳}، ۲۰۱۹؛ سموئی و همکاران، ۲۰۱۷) است و تمرکز آن بر حداقل کردن تعداد ایستگاه‌ها، برای اختصاص مناسب کارگران به ایستگاه‌ها و فعالیت کارگران، ضمن تأثیر یادگیری و فراموشی بر آنان با توجه به شرایط موجود است. به‌طور کلی تفاوتی که مدل پیشنهادی با هریک از این دو مقاله دارد، به این شکل است که در مقاله چو و همکاران (۲۰۱۹) یک سیستم تولید سلولی چندهدفه لحاظ شده است؛ اما مدل آنها چندگانه نیست و تنها به آموزش متقاطع با آثار یادگیری و فراموشی اشاره دارد. در مقاله سموئی و همکاران (۲۰۱۷) نیز، تخصیص نیروی انسانی با مهارت‌های مختلف و بدون در نظر گرفتن آثار یادگیری و فراموشی و آن هم برای خطوط مونتاژ دوطرفه مدل‌های ترکیبی بررسی شده است که تفاوت‌های ماهیتی را در نوع خطوط و همچنین نحوه تخصیص کارگران ایجاد می‌کند. ضمن اینکه هدفی که آنها دنبال می‌کردند، حداقل‌سازی زمان سیکل بود.

مدل ریاضی پیشنهادی مسئله:

$$\min Z = \sum_{k=1}^N \sum_{b=1}^B y_{bk} \quad (1)$$

$$\sum_{k=1}^N \sum_{b=1}^B x_{imbk} = 1 \quad i = 1, \dots, V; m = 1, \dots, M \quad (2)$$

$$\sum_{b=1}^B y_{bk} \leq 1 \quad k = 1, \dots, N \quad (3)$$

$$\sum_{k=1}^N y_{bk} \leq 1 \quad b = 1, \dots, B \quad (4)$$

$$\sum_{i=1}^V x_{imbk} \leq \Psi \cdot y_{bk} \quad m = 1, \dots, M; b = 1, \dots, B; k = 1, \dots, N \quad (5)$$

$$\sum_{g=1}^N \sum_{b=1}^B g x_{jmbg} \leq \sum_{k=1}^N \sum_{b'=1}^B k x_{imb'k} \quad \forall i \in I - P_0; \forall j \in P_i; m = 1, \dots, M \quad (6)$$

$$x_{imbk} \leq y_{bk} \quad i = 1, \dots, V; m = 1, \dots, M; b = 1, \dots, B; k = 1, \dots, N \quad (7)$$

$$t^f_{iumb} \leq c \quad i = 1, \dots, V; u = 1, \dots, n; m = 1, \dots, M; b = 1, \dots, B \quad (8)$$

$$t^f_{iumb} \geq (t_{iumb} + s_{im}) \cdot x_{imbk} \quad i = 1, \dots, V; u = 1, \dots, n; m = 1, \dots, M; b = 1, \dots, B; k = 1, \dots, N \quad (9)$$

$$t^f_{dumb} - t^f_{humb'} + \Psi \cdot (1 - x_{hmb'k}) + \Psi \cdot (1 - x_{dmbk}) \geq (t_{dumb} + s_{dm}) \cdot y_{bk} \quad \forall d \in I - P_0; \forall h \in P_i; m = 1, \dots, M; b, b' = 1, \dots, B; k = 1, \dots, N \quad (10)$$

$$t^f_{jumb} - t^f_{iumb} + \Psi \cdot (1 - x_{jmbk}) + \Psi \cdot (1 - x_{imbk}) + \Psi \cdot (1 - q_{ijm}) \geq t_{jumb} + s_{jm} \quad i, j = 1, \dots, V; u = 1, \dots, n; m = 1, \dots, M; b = 1, \dots, B; k = 1, \dots, N \quad (11)$$

$$t^f_{iumb} - t^f_{jumb} + \Psi \cdot (1 - x_{imbk}) + \Psi \cdot (1 - x_{jmbk}) + \Psi \cdot (q_{ijm}) \geq t_{iumb} + s_{im} \quad i, j = 1, \dots, V; u = 1, \dots, n; m = 1, \dots, M; b = 1, \dots, B; k = 1, \dots, N \quad (12)$$

$$\sum_{m=1}^M \sum_{u=1}^n \sum_{i=1}^V t_{iumb} \cdot x_{imbk} \cdot (u_m + n_m)^{-(R_b + f^b)} + \sum_{m=1}^M \sum_{i=1}^V s_{im} \cdot x_{imbk} \leq c \cdot y_{bk} \quad k = 1, \dots, N; b = 1, \dots, B \quad (13)$$

$$y_{bk} \in \{0, 1\} \quad k = 1, 2, \dots, N, b = 1, 2, \dots, B \quad (14)$$

$$x_{imbk} \in \{0, 1\} \quad i = 1, 2, \dots, V, k = 1, 2, \dots, N, m = 1, 2, \dots, M \quad (15)$$

$$q_{ijm} \in \{0, 1\} \quad i, j = 1.2. \dots V \cdot m = 1.2. \dots M \quad (16)$$

$$R_b = 2^{h'} \quad 0.5 < R_b < 1 \quad b = 1.2. \dots B \quad (17)$$

$$h' = \frac{\ln(R_b)}{\ln(2)} \quad b = 1.2. \dots B \quad (18)$$

$$f'_b = \frac{R_b(1 - R_b)\log(u_m + n_m)}{\log\left(\frac{FD}{\frac{t_{iumb}}{1 - R_b}(u_m + n_m)^{1 - R_b}} + 1\right)} \quad b = 1.2. \dots B; i = 1.2. \dots V; u = 1. \dots n; m = 1. \dots M \quad 1.1 < f'_b < 1.3 \quad (19)$$

نظر به اینکه عملیات دستی است و در هر ایستگاهی که عملیات مونتاژ در آن انجام می‌شود، حتماً یک اپراتور کل عملیات آن ایستگاه را انجام می‌دهد، زمانی که عملاً تعداد اپراتورهای به کار گرفته شده حداقل می‌شود، عملاً تعداد ایستگاه‌ها نیز حداقل خواهد شد؛ این موضوع در رابطه (۱) نشان داده شده است. محدودیت (۲) نشان‌دهنده تخصیص هر فعالیت از هر مدل به یک ایستگاه است. در محدودیت (۳) هر ایستگاه حداکثر می‌تواند یک اپراتور داشته باشد. در محدودیت (۴)، هر اپراتور حداکثر به یک ایستگاه تخصیص می‌یابد. محدودیت (۵) نشان‌دهنده این است که فعالیت‌ها را می‌توان به ایستگاه‌هایی اختصاص داد که توسط کارگران مجهز شده‌اند. محدودیت (۶) به روابط پیش‌نیازی بین فعالیت‌ها اشاره دارد. محدودیت (۷) نشان می‌دهد برای انجام فعالیت مدنظر، کارگری به آن ایستگاه تخصیص داده می‌شود. در محدودیت (۸) و (۹) زمان اتمام هر فعالیت کمتر از زمان سیکل و بیشتر یا برابر زمان خود فعالیت است. محدودیت (۱۰) برای فعالیت d و h استفاده می‌شود که فعالیت d یک جانشین بلاواسطه فعالیت h است و می‌توان آنها را به همان ایستگاه اختصاص داد. هنگامی که هر دو فعالیت i و j به همان ایستگاه مجهز شوند، توسط یک کارگر اختصاص داده می‌شود و بدون هیچ‌گونه روابط پیش‌نیازی از محدودیت (۱۱) یا (۱۲) استفاده می‌شود. اگر فعالیت i زودتر از فعالیت j در همان ایستگاه اختصاص داده شود محدودیت (۱۱)، در غیر این صورت محدودیت (۱۲) استفاده می‌شود. محدودیت (۱۳) زمان انجام فعالیت‌ها و همچنین زمان‌های بارگذاری (راه‌اندازی) در هر ایستگاه را با توجه به آثار یادگیری و فراموشی نشان می‌دهد که نباید بیشتر از زمان سیکل شود. محدودیت (۱۴) تا (۱۶) نیز دامنه متغیرها را تعریف می‌کنند. در محدودیت (۱۷) تا (۱۹) نیز R_b و f'_b به ترتیب معادلات مربوط به یادگیری و فراموشی‌اند که از منبع چو و همکاران (۲۰۱۹) الگوبرداری شده است.

۳-۴- ارائه الگوریتم پیشنهادی/الگوریتم دسته میگوها (KHA)

این الگوریتم برای حل مسائل بهینه‌سازی ریاضی پیچیده است و برای اولین بار گندمی و علوی^{۲۴} در سال ۲۰۱۲ آن را ارائه کردند؛ به طوری که توانایی حل مسئله را در مقایسه با روش‌های کلاسیک ریاضی و منطقی افزایش می‌دهد. عملکرد آن مشابه با دیگر الگوریتم‌های فرا ابتکاری است، یعنی مبتنی بر قوانین طبیعت عمل می‌کند؛ به این صورت که دارای رفتار گروهی در پاسخ به یک فرآیند زیست‌محیطی خاص‌اند. این رفتار توده‌وار و گروهی،

ساختاری غیرپراکنده و تصادفی با یک سری مکانیسم‌های اصلی و اساسی دارد؛ به طوری که این مکانیسم‌های اصلی و اساسی شامل توانایی یافتن غذا، توانایی تولید مثل پیشرفته، محافظت در برابر شکارچیان و محافظت در برابر شرایط محیطی خاص است.

درباره رفتار توده‌وار، میگوی قطب جنوب به لحاظ نحوه تشکیل گروه که ساختاری غیرموازی در جمعیت‌یابی دارد، یکی از بهترین گونه‌های تحت مطالعه از جانوران دریایی شناخته شده است؛ یعنی می‌تواند در مدت زمانی بین چندساعت تا چندروز تشکیل آنها به طول بینجامد و ابعادی بین ۱۰ تا ۱۰۰ متر را تشکیل دهد؛ ضمن اینکه توانایی آنها برای تشکیل ازدحام‌های بسیار بزرگ نیز درخور توجه است. در واقع رفتار آنها مثل الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات، مبتنی بر یک مجموعه از جواب‌ها یا هوش ازدحامی^{۲۵} است؛ یعنی یک ازدحام بسیار بزرگ که می‌توان بر اساس آن رفتار گروهی مدل مسئله را پیدا کرد. برای این منظور اولین گام (مطالعه برای مشخص کردن اکولوژی و توزیع میگوهاست)؛ یعنی باید شناخت که میگوها به چه صورت در مجموعه یا فضایی که قرار دارند پراکنده و توزیع می‌شوند. از این رو، یک مدل مفهومی ارائه و بر اساس آن یک مدل ساختار رفتاری پایه استخراج می‌شود؛ یعنی اگر گروه میگوها توسط شکارچیان، پرندگان دریایی و پنگوئن‌ها مورد حمله قرار بگیرند، جمعی از میگوها حذف می‌شوند و به کاهش تراکم میگوها منجر می‌شود. پس هدف این است که بتوانیم یک مسئله بهینه‌سازی سراسری را حل کنیم و تابع هدف آن نیز افزایش تراکم میگوها و دستیابی به غذا باشد؛ نتیجه، تشکیل توده‌ای از میگوها در محل غذا خواهد بود. در واقع، حرکت یک میگو به سمت بهترین راه‌حل، یعنی رسیدن به مکانی با بالاترین تراکم جمعیت و غذاست. بر اساس این الهام‌گیری از طبیعت، یک مدل لاگرانژی ارائه می‌شود. برای این امر، آنچه مقاردهی اولیه در نظر گرفته می‌شود، شکار میگوهاست؛ زیرا به حذف جمعی از میگوها، کاهش تراکم متوسط و افزایش فاصله آنها تا محل غذا منجر می‌شود. در مرحله بعدی، تابع هدف محاسبه می‌شود؛ به این صورت که در طبیعت، تابع هدف هر عضو یا هر میگو، برابر است با فاصله آن با محل غذا و فاصله با بیشترین تراکم گروه میگوها که باید کم شود. همچنین مورد دیگر موقعیت وابسته به زمان هر میگوست ($\frac{dx_i}{dt}$) که توسط سه فرآیند اصلی حرکت ناشی از دیگر میگوهای موجود در جمعیت (N_i)، فعالیت تغذیه‌ای (جست‌وجوی غذا) (F_i) و انتشار تصادفی (d_i) تعیین می‌شود. بر این اساس مدل لاگرانژی گروه میگوها در فضای جست‌وجوی n بُعدی به صورت زیر است (هافمن و همکاران^{۲۶}، ۲۰۰۴):

$$\frac{dx_i}{dt} = N_i + F_i + d_i \quad (20)$$

الف. حرکت ناشی از دیگر میگوهای موجود در جمعیت (N_i)

آنچه در این باره حائز اهمیت است، علاقه‌مندی میگوها به حفظ تراکم بالاست؛ ضمن اینکه جهت حرکت در میگوها ناشی از سه اثر به شرح زیر است:

۱- اثر محلی: ناشی از تخمینی از تراکم محلی ذرات است؛

۲- اثر هدف: در آن هدف تراکم ذرات است؛

۳- اثر دافعه: تراکم ذرات دفع‌کننده نیز به عنوان اثر دافعه بیان می‌شود.

بنابراین مدل این قسمت با توجه به سه اثر فوق عبارت است از:

$$N_i^{new} = N^{max} \times \alpha_i + \omega_n \times N_i^{old} \quad (21)$$

$$\alpha_i = \alpha_i^{local} + \alpha_i^{target} \quad (22)$$

N^{max} : حداکثر سرعت تحریک

α_i^{local} : اثر محلی توسط همسایه ها

α_i^{target} : اثر جهت هدف ناشی از بهترین عضو میگوها

α_i : مجموع آثار محلی و هدف

ω_n : وزن اینرسی ناشی از حرکت

N_i^{old} : آخرین حرکت تحریک شده

محاسبه مجموع آثار محلی

برای محاسبه مجموع آثار محلی در فرمول (۲۱) از رابطه زیر استفاده می شود:

$$\alpha_i^{local} = \sum_{j=1}^{NN} X_{ij} \times K_{ij} \quad (23)$$

$$X_{ij} = \frac{X_j - X_i}{\|X_j - X_i\| + \varepsilon} \quad (24)$$

$$K_{ij} = \frac{K_i - K_j}{K^{worst} - K^{best}} \quad (25)$$

K^{worst} : بدترین مقدار تابع هدف تاکنون

K^{best} : بهترین مقدار تابع هدف تاکنون

K_i : مقدار تابع هدف میگو i

K_j : مقدار تابع هدف میگو j

X_i : موقعیت میگو i

X_j : موقعیت میگو j

NN : تعداد همسایه ها

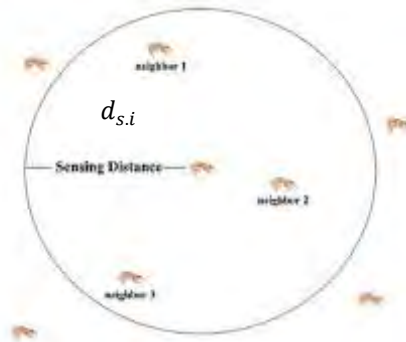
محاسبه همسایگی میگوها

رابطه زیر و شکل (۲)، چگونگی نحوه محاسبه همسایگی میگوها را نشان می دهد. اگر فاصله دو میگو کمتر از

فاصله سنجش تعریف شده باشد، آن دو میگو همسایه اند. در این عبارت $d_{s,i}$ فاصله حسی میگو i است.

$$d_{s,i} = \frac{1}{5N} \sum_{j=1}^N \|X_i - X_j\| \quad (26)$$





شکل ۲- نمایش همسایگی میگوها (گندمی و علوی، ۲۰۱۲)

Fig 2- Neighbourhood Krills representation (Gandomi and Alavi, 2012)

محاسبه مجموع آثار هدف

$$\alpha_i^{target} = C^{best} \times K_{i,best} \times X_{i,best} \quad (27)$$

$$C^{best} = 2 \left(rand + \frac{I}{I_{max}} \right) \quad (28)$$

C^{best} : ضریب اثرگذاری میگو با بهترین برازندگی بر میگو i

I : تعداد تکرار

I_{max} : حداکثر تعداد تکرار

$rand$: ضریب افزایش اکتشاف

F_i : فعالیت تغذیه‌ای (جست‌وجوی غذا)

این حرکت در قالب دو پارامتر اصلی و مؤثر شامل مکان غذا و تجربه قبلی محل غذا فرموله می‌شود. همچنین، آنچه در این حرکت حائز اهمیت است این است که اثر غذا براساس مکان آن تعیین می‌شود، یعنی ابتدا حرکت ناشی از جست‌وجوی غذا مدل‌سازی و سپس رابطه اثر غذا با مکان آن ارائه می‌شود.

$$F_i = V_f \times \beta_i + \omega_f \times F_i^{old} \quad (29)$$

$$\beta_i = \beta_i^{food} + \beta_i^{best} \quad (30)$$

V_f : سرعت جست‌وجوی غذا

β_i^{food} : غذای جذاب

β_i^{best} : اثر غذایی ناشی از بهترین عضو میگو

β_i : مجموع آثار غذایی

ω_f : وزن اینرسی ناشی از جست‌وجوی غذا

F_i^{old} : آخرین حرکت در جست‌وجوی غذا

$$\beta_i^{food} = C^{food} \times K_i^{food} \times X_i^{food} \quad (31)$$

$$X_i^{food} = \frac{\sum_{i=1}^N \frac{1}{K_i} X_i}{\sum_{i=1}^N \frac{1}{K_i}} \quad (32)$$

$$C^{food} = 2 \left(1 - \frac{I}{I_{max}} \right) \quad (33)$$

$$\beta_i^{best} = K_{i,best} \times X_{i,best} \quad (34)$$

X^{food} : مرکز تجمع غذا

K^{food} : مقدار تابع هدف غذایی

C^{food} : ضریب غذا

K_i : مقدار تابع هدف میگو i

X_i : موقعیت میگو i

ج. انتشار تصادفی یا فیزیکی (d_i)

دو مورد الف و ب، به تدریج با افزایش زمان کاهش می‌یابد. به عبارتی میگوها بعد از مدتی در یک نقطه همگرا می‌شوند؛ حتی ممکن است در آن نقطه غذایی وجود نداشته باشد. در واقع انتشار فیزیکی یک بردار تصادفی است که با افزایش تعداد تکرار (زمان)، کاهش نمی‌یابد.

$$D_i = D^{max} \times \left(1 - \frac{I}{I_{max}} \right) \times \delta \quad (35)$$

D^{max} : حداکثر سرعت انتشار فیزیکی

D_i : سرعت انتشار فیزیکی میگو i

δ : بردار جهت انتشار تصادفی

با توجه به آثار ذکر شده بر مکان میگوها، حرکت‌های ارائه‌شده مکرراً باعث تغییر موقعیت میگو به سمت بهترین برازندگی (تابع هدف) می‌شود. همچنین حرکت ناشی از دیگر میگوها و حرکت به سوی غذا، شامل دو استراتژی عمومی و محلی است که این روش عملکرد موازی از الگوریتم دسته میگوها، الگوریتمی قدرتمند ساخته است. به هر حال طبق روابط ارائه‌شده، اگر مقدار برازندگی هریک از پارامترهای مؤثر ارائه‌شده بهتر از (کمتر از) مقدار برازندگی میگو باشد، اثر جاذبه دارد، در غیر این صورت اثر آن به صورت دافعه است؛ بنابراین مکان فعلی میگو از رابطه زیر به دست می‌آید:

$$X_i(t + \Delta t) = X_i(t) + \Delta t \times \frac{dX_i}{dt} \quad (36)$$

$$\Delta t = C_t \sum_{j=1}^{NV} (UB_j - LB_j) \quad (37)$$

X_i : مکان قبلی

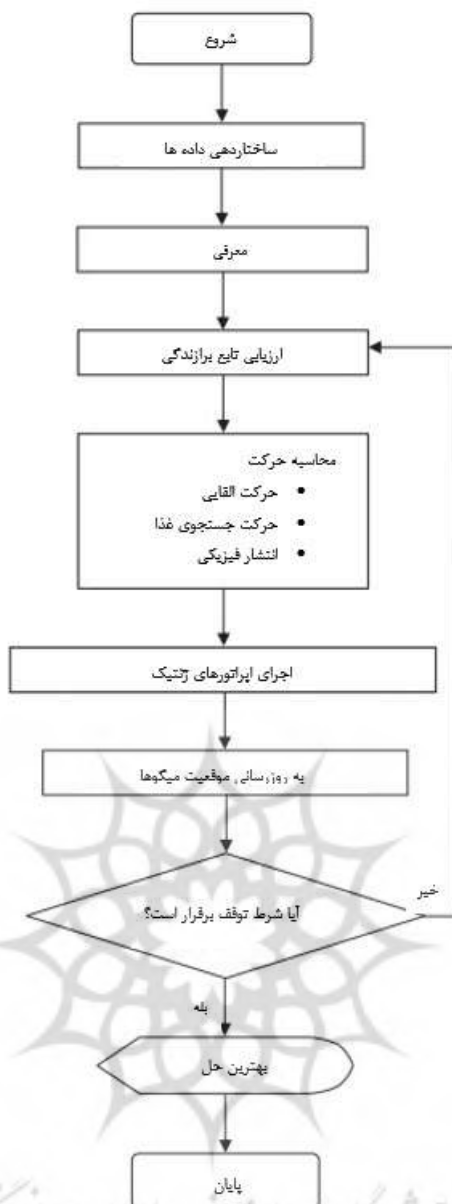
Δt : تغییرات زمان

$\frac{dX_i}{dt}$: تغییرات مکان

UB_j : حد بالای j امین متغیر

LB_j : حد پایین j امین متغیر

NV : تعداد کل متغیرها



شکل ۳- فلوچارت الگوریتم گروهِ میگوها (گندمی و علوی، ۲۰۱۲)

Fig 3- Flowchart of the Krill herd algorithm (Gandomi and Alavi, 2012)

۳-۵. نحوه نمایش جواب (کدینگ)

در الگوریتم پیشنهادی، هر ذره به کمک رشته‌ای از اعداد صحیح نشان داده می‌شود که طول این رشته نیز برابر تعداد فعالیت‌هایی است که یا پیش‌نیاز ندارند و یا پیش‌نیازی آنها رعایت شده است. مقدار و جایگاه هرکدام از اعضای این رشته بیان‌کننده این است که هرکدام از فعالیت‌ها دارای چه ترتیب یا اولییتی‌اند و همچنین به چه ایستگاهی تخصیص داده شده‌اند. با تخصیص هر فعالیت به ایستگاه‌ها، این رشته نیز باید به‌روز شود؛ ضمن اینکه ایستگاه‌ها نیز یکی یکی اضافه می‌شوند. این فرآیند تا جایی ادامه می‌یابد که تمام فعالیت‌ها به ایستگاه‌ها تخصیص داده شوند؛ به‌طور مثال اگر ۹ فعالیت، ۶ ایستگاه و ۶ کارگر داشته باشیم، رشته اعداد زیر با توجه به تابع هدف مدل بیانگر این است که:

۱	۱	۱	۲	۲	۲	۳	۲	۲
---	---	---	---	---	---	---	---	---

شکل ۴- نحوه نمایش جواب تخصیص فعالیت‌ها به ایستگاه‌ها

Fig 4- Assigning the tasks to the stations representation

فعالیت‌های {۱،۲،۳} به ایستگاه شماره ۱، فعالیت‌های {۴،۵،۶،۸،۹} به ایستگاه شماره ۲ و فعالیت {۷} به ایستگاه شماره ۳ تخصیص داده شده است.

۶	۳	۲	۵	۱	۴
---	---	---	---	---	---

شکل ۵- نحوه نمایش جواب تخصیص کارگران به ایستگاه‌ها

Fig 5- Assigning the workers to the stations representation

ضمن اینکه رشته اعداد بالا که به صورت تصادفی ایجاد می‌شود، نمایانگر نحوه تخصیص تصادفی کارگران به ایستگاه‌هاست؛ به طوری که کارگر ۶ به ایستگاه ۱، کارگر ۳ به ایستگاه ۲، کارگر ۲ به ایستگاه ۳، کارگر ۵ به ایستگاه ۴، کارگر ۱ به ایستگاه ۵ و در آخر کارگر ۴ به ایستگاه ۶ تخصیص یافته‌اند.

۳-۶- نحوه برخورد با حالات نشدنی

طبق محدودیت‌ها و تابع هدف مدل، اگر مجموع زمان‌های پردازش توسط کارگران بر محصول و در ایستگاه مدنظر بیشتر از زمان سیکل باشد، الگوریتم نشدنی می‌شود. به همین جهت برای ایجاد یک‌راه حل شدنی، از رویکرد مقاله (اوزکان و تکلو^{۲۷}، ۲۰۰۹) و (فتاحی، سموئی و زندیه، ۱۳۹۶) استفاده شده است؛ اما با توجه به مسئله موجود و شرایط آن، تغییرات لازم نیز اعمال شده است. در این رویکرد ابتدا یک ایستگاه باز و فعالیت‌ها با توجه به روابط پیش‌نیازی و اولویت انجام فعالیت‌ها به این ایستگاه اختصاص می‌یابند تا مقدار بارگذاری ایستگاه‌های موجود در این ایستگاه که کارگران و فعالیت‌های تصادفی دارند، به مقدار یا حدی برسد که از زمان سیکل تجاوز نکند. در ادامه اگر امکان تخصیص فعالیت و کارگر به ایستگاه موجود وجود نداشت، این ایستگاه بسته و ایستگاه جدیدی باز می‌شود. این فرآیند تا جایی ادامه می‌یابد که تمام فعالیت‌ها و کارگران به ایستگاه‌ها تخصیص داده شوند و هدف، که حداقل کردن تعداد ایستگاه‌هاست نیز، به دست خواهد آمد.

۳-۷- شرط توقف

شرط توقف در الگوریتم می‌تواند یکی از موارد زیر در نظر گرفته شود:

۱- تعداد تکرار مشخص؛

۲- زمان؛

۳- دستیابی به تعداد مشخصی از جواب‌ها در فضای حل؛

۴- عدم بهبود جواب‌ها.

بنابراین با توجه به موارد ارائه شده در این پژوهش، شرط توقف در هر الگوریتم، تعداد تکرار مشخص در نظر گرفته شده است.

۴- یافته‌ها

در این تحقیق از داده‌های قیدشده در جدول (۲) برای تولید مسائل نمونه برای ارزیابی عملکرد بالانس خط مونتاژ استفاده می‌شود. با توجه به ساختار مدل ریاضی عنوان‌شده، تعداد فعالیت‌ها، نمودار روابط پیش‌نیازی و زمان‌های آماده‌سازی از سایت www.assembly-line-balancing.de استخراج شده است. همچنین متناسب با هر مسئله، تعداد ایستگاه‌ها، زمان‌های پردازش هر فعالیت، تعداد کارگران، تعداد محصولات (مدل)، میزان یادگیری و فراموشی و زمان سیکل دستخوش تغییر قرار گرفت.

جدول ۲- مسائل نمونه

Table 2- Numerical problems

مسائل	تعداد فعالیت	تعداد محصول (مدل)	تعداد کارگران	حداکثر تعداد ایستگاه‌ها	زمان سیکل در حالت قطعی
Ex.1	۷	۳	۴	۴	۵۵
Ex.2	۹	۲	۶	۶	۴۰
Ex.3	۱۱	۲	۶	۶	۴۰
Ex.4	۲۱	۲	۷	۷	۶۰
Ex.5	۲۵	۲	۷	۷	۳۰۰
Ex.6	۳۵	۲	۱۰	۱۰	۳۰۰
Ex.7	۴۵	۳	۸	۸	۵۵۰
Ex.8	۷۰	۲	۷	۷	۲۰۰۰
Ex.9	۷۵	۲	۸	۸	۲۰۰
Ex.10	۸۹	۳	۹	۹	۱۹۰۰
Ex.11	۹۴	۲	۶	۶	۵۰۰۰
Ex.12	۱۴۸	۲	۶	۶	۶۰۰۰

۴-۱. حل مسائل نمونه در ابعاد کوچک

با توجه به توضیحات بالا، چندین مسئله در نرم‌افزار گمز با استفاده از حل‌کننده Cplex حل شده و نتایج آنها در جدول (۳) ارائه شده است.

جدول ۳- نتایج حاصل از حل مسائل در حالت قطعی توسط نرم‌افزار گمز

Table 3- The results of solving the problems in certain conditions by GAMS software

مسائل نمونه	مقدار تابع هدف (حداقل کردن تعداد ایستگاه‌ها)	زمان پردازش (ثانیه)
Ex.1	۲	۰/۴۹۹
Ex.2	۲	۲/۴۶۱
Ex.3	۳	۳/۱۹۱
Ex.4	۴	۱۱۸/۰۷۳
Ex.5	۲	۱۰۲/۱۲۶

۲-۴- حل مسائل نمونه در ابعاد متوسط و بزرگ

مسائل در کلاس *NP-hard*، مسائلی‌اند که هیچ الگوریتم قطعی شناخته‌شده‌ای وجود ندارد تا آنها را در زمان چندجمله‌ای حل کند. می‌توان بیان کرد افزایش ابعاد مسئله، زمان حل آنها را نیز به صورت نمایی افزایش می‌دهد و این باعث می‌شود که در برخی مواقع برای رسیدن به جواب بهینه، چندین سال زمان نیاز باشد. در این مواقع از الگوریتم‌های فرا ابتکاری برای یافتن جواب‌های نزدیک به جواب بهینه در زمان‌های خیلی کوتاه استفاده می‌کنیم (بهنامیان، ۱۳۹۵). بنابراین در این مقاله، چندین مسئله با ابعاد مختلف طبق جدول (۲) توسط الگوریتم *KHA* حل و نتایج آن‌ها تجزیه و تحلیل می‌شود.

۳-۴- تنظیم پارامتر

انتخاب درست پارامترها در یک الگوریتم فرا ابتکاری می‌تواند اثر بسیار زیادی در عملکرد الگوریتم داشته باشد، در این تحقیق برای الگوریتم پیشنهادی از روش تاگوچی (۱۹۸۶)، که یکی از معتبرترین و شناخته‌شده‌ترین روش‌های تنظیم پارامتر است، استفاده شده است. برای تنظیم پارامترهای الگوریتم، مسئله‌ای با سایز متوسط انتخاب شده و بهترین مجموعه پارامترها تخمین زده شده است؛ بنابراین در این روش به منظور مطالعه تعداد زیادی متغیر تصمیم با تعداد کم آزمایش‌ها، از آرایه‌های متعامد بهره گرفته می‌شود. آرایه‌های متعامد پارامترهایی را سازمان‌دهی می‌کند که مقادیرشان باید تغییر کنند و بر فرآیند تأثیر دارند. به همین دلیل روش تاگوچی به جای آنکه همه ترکیبات ممکن را آزمایش کند، تنها بر آزمایش‌های زوجی مطالعه و بررسی می‌کند؛ نتیجه این کار صرفه‌جویی در زمان و منابع خواهد بود (محبوب‌نیا و همکاران، ۱۳۹۶).

۴-۴- تنظیم پارامتر الگوریتم بهینه‌سازی دسته میگوها

مسئله انتخابی، مسئله (Ex.6) با ۳۵ فعالیت با ابعاد متوسط است. طبق فاکتورها و سطوح پیشنهادی جدول (۴)، تاگوچی برای این سطوح ۹ آزمایش را پیشنهاد داده است. اطلاعات مربوط به سطوح پیشنهادی تاگوچی در جدول (۵) قرار داده شده است. حال با توجه به سطوح پیشنهادی تاگوچی، پس از اینکه کدنویسی در نرم‌افزار *Matlab2018* انجام گرفت، برای به دست آوردن بهترین مجموعه از پارامترها با روش تاگوچی، تغییرات لازم را در پارامترهای مسئله انتخابی با توجه به جداول (۴) و (۵) در کد نوشته‌شده در نرم‌افزار *Matlab2018* انجام داده و با توجه به این تغییرات، مسئله مدنظر را پس از هر بار تغییر در پارامترهای آن ۵ مرتبه حل کرده‌ایم و متوسط جواب حاصل از آن را به عنوان جواب نهایی برای ورود به نرم‌افزار *Minitab2018*، برای استفاده از روش تاگوچی در نظر گرفتیم. نتایج خروجی‌های مربوط به هر بار تغییر در پارامترها نیز در جدول (۶) آورده شده است. با توجه به نتایج جدول (۶) و سطوح آزمایشی پیشنهادی توسط روش تاگوچی، از شاخص *SN* (نسبت‌های سیگنال به اغتشاشات) طبق رابطه (۳۸)، بهترین مقادیر ممکن برای پارامترها به دست آمد. حال بهترین سطح، سطحی است که بیشترین مقدار *SN* را داشته باشد. شکل (۶) مقادیر این شاخص را برای سطوح مختلف نشان می‌دهد.

$$SN = -10 \log \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\text{objective function}^2) \right) \quad (38)$$

در این رابطه به جای *objective function*، متوسط مقدار تابع هدف به دست آمده برای هر یک از سطوح آزمایشی پیشنهادی جدول (۵) استفاده شده است. با توجه به سطوح آزمایشی پیشنهادی توسط روش تاگوچی، شکل (۶) مقادیر به دست آمده توسط شاخص *SN* را که برای سطوح مختلف در نظر گرفته شده است، برای الگوریتم دسته میگوها نشان می دهد.

جدول ۴- فاکتورها و سطوح پیشنهادی برای الگوریتم KHA

Table 4- Factors and their suggested values for KHA

فاکتور	اندازه جمعیت ^{۲۸}			سرعت جست و جوی غذا ^{۲۹} (V_f)			حداکثر سرعت انتشار فیزیکی ^{۳۰} (D^{max})			حداکثر سرعت تحریک ^{۳۱} (N^{max})		
سطح	۱	۲	۳	۱	۲	۳	۱	۲	۳	۱	۲	۳
مقدار	n	n^2	n^4	۰/۰۱	۰/۰۳	۰/۰۵	۰/۰۰۲	۰/۰۰۷	۰/۰۱	۰/۱	۰/۵	۰/۸

n در جدول (۴) نشان دهنده تعداد فعالیت هاست.

جدول (۵) نشان دهنده سطوح آزمایشی پیشنهادی توسط روش تاگوچی است.

جدول ۵- سطوح پیشنهادی روش تاگوچی برای پارامترهای الگوریتم KHA

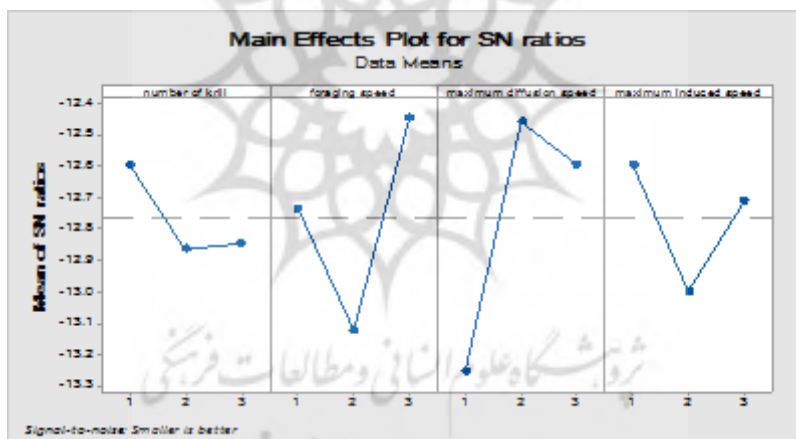
Table 5- The suggested value for each parameter of the KHA of Taguchi method

سطوح آزمایش	اندازه جمعیت	سرعت جست و جوی غذا ^{۲۹} (V_f)	سرعت جست و جوی فیزیکی ^{۳۰} (D^{max})	حداکثر سرعت انتشار فیزیکی ^{۳۱} (N^{max})
۱	۱	۱	۱	۱
۲	۱	۲	۲	۲
۳	۱	۳	۳	۳
۴	۲	۱	۱	۲
۵	۲	۲	۲	۱
۶	۲	۳	۳	۲
۷	۳	۱	۱	۳
۸	۳	۲	۲	۳
۹	۳	۳	۳	۱

جدول ۶- خروجی نتایج تغییر در پارامترها برای الگوریتم KHA

Table 6- The obtained results of changing the parameters of the KHA

سطوح آزمایش															
۳					۲					۱					
۰/۸-۰/۰۱-۰/۰۵n-					۰/۵-۰/۰۰۷-۰/۰۳n-					۰/۰۲-۰/۰۰۲-۰/۰۱n-					مقادیر پارامتر
۵	۴	۳	۲	۱	۵	۴	۳	۲	۱	۵	۴	۳	۲	۱	تعداد هر بار حل
۴	۴	۴	۴	۴	۴	۵	۵	۴	۴	۵	۵	۴	۴	۴	مقدار تابع هدف
۴					۴/۴					۴/۴					متوسط مقدار تابع هدف
سطوح آزمایش															
۶					۵					۴					
۰/۵-۰/۰۰۲-۰/۰۵n-۲					۰/۱-۰/۰۱-۰/۰۳n-۲					۰/۸-۰/۰۰۷-۰/۰۱n-۲					مقادیر پارامتر
۵	۴	۳	۲	۱	۵	۴	۳	۲	۱	۵	۴	۳	۲	۱	تعداد هر بار حل
۵	۴	۵	۴	۵	۵	۴	۴	۴	۵	۴	۴	۴	۴	۵	مقدار تابع هدف
۴/۶					۴/۴					۴/۲					متوسط مقدار تابع هدف
سطوح آزمایش															
۹					۸					۷					
۰/۱-۰/۰۰۷-۰/۰۵n-۴					۰/۸-۰/۰۰۲-۰/۰۳n-۴					۰/۵-۰/۰۱-۰/۰۱n-۴					مقادیر پارامتر
۵	۴	۳	۲	۱	۵	۴	۳	۲	۱	۵	۴	۳	۲	۱	تعداد هر بار حل
۴	۴	۴	۴	۴	۵	۵	۵	۵	۴	۵	۴	۴	۵	۴	مقدار تابع هدف
۴					۴/۸					۴/۴					متوسط مقدار تابع هدف
هدف															



شکل ۶- شاخص SN برای مقادیر مختلف پارامترهای الگوریتم KHA

Fig 6- SN ration index for different parameters of the KHA

طبق شکل (۶) بهترین مقادیر به دست آمده برای هر پارامتر به شرح جدول (۷) است:

جدول ۷- مقادیر پارامترهای انتخاب شده برای الگوریتم KHA

Table 7- The selected value of each parameter of the KHA

فاکتور	اندازه جمعیت	سرعت جست و جوی غذا	حداکثر سرعت انتشار فیزیکی	حداکثر سرعت تحریک
		(V_f)	(D^{max})	(N^{max})
سطح	۱	۳	۲	۱
مقدار	n (تعداد فعالیت‌ها)	۰/۰۵	۰/۰۰۷	۰/۱

جدول ۸- نتایج حاصل از حل مسائل مختلف با نرم‌افزار گمز و الگوریتم‌های PSO و KHA

Table 8- The obtained results of the problems by GAMS, POS and KHA

مسائل	بیشترین مقدار هدف	کمترین مقدار هدف	میانگین تابع		بیشترین زمان حل (ثانیه)		کمترین زمان حل (ثانیه)		میانگین زمان حل (ثانیه)		انحراف معیار زمان حل (ثانیه)		نرم‌افزار گمز
			KHA	PSO	KHA	PSO	KHA	PSO	KHA	PSO	KHA	PSO	
Ex.1	۳	۳	۳	۳	۰/۲۶	۰/۲۸	۰/۱۲	۰/۴۴	۰/۱۳	۰/۴۴	۰/۰۲	۰/۰۴	۲
Ex.2	۲	۲	۲	۲	۰/۲۱	۰/۴۰	۰/۱۱	۰/۴۱	۰/۱۲	۰/۴۱	۰/۰۱	۰/۰۲	۲
Ex.3	۳	۳	۳	۳	۰/۲۸	۰/۸۱	۰/۱۷	۰/۸۴	۰/۱۸	۰/۸۴	۰/۰۲	۰/۰۴	۳
Ex.4	۴	۴	۴	۴	۰/۷۴	۴/۰۱	۰/۵۹	۴/۷۷	۰/۶۱۵	۴/۷۷	۰/۰۲	۰/۰۷	۴
Ex.5	۳	۳	۳	۳	۰/۹۷	۶/۷۳	۰/۸۱	۶/۸۷	۰/۸۳	۶/۸۷	۰/۰۲	۰/۰۸	۲
Ex.6	۴	۴	۴	۴	۱/۸۵	۱۴/۹۷	۱/۶۶	۱۵/۲۲	۱/۶۹	۱۵/۲۲	۰/۰۳	۰/۱۷	---
Ex.7	۵	۵	۵	۵	۴/۵۴	۳۸/۴۱	۴/۱۶	۳۹/۱۱	۴/۲۴	۳۹/۱۱	۰/۰۹	۰/۴۰	---
Ex.8	۲	۲	۲	۲	۱۰۷/۳۵	۸,۹۷	۱۰۴/۸۰	۸/۵۷	۱۰۵/۸۴	۸/۷۹	۰/۰۷	۰/۷۶	---
Ex.9	۳	۳	۳	۳	۷۳/۸۵	۸/۳۰	۷۱/۷۱	۸/۰۲	۷۲/۴۵	۸/۱۴	۰/۰۶	۰/۴۸	---
Ex.10	۴	۴	۴	۴	۵۰/۹۵	۳۲/۰۱	۴۲۳/۷۹	۳۱/۴۸	۴۵۹/۸۰	۳۱/۷۰	۰/۱۴	۲۱/۳۳	---
Ex.11	۲	۲	۲	۲	۱۶۷/۴۷	۱۵/۹۳	۱۶۳/۰۰	۱۵/۷۶	۱۶۴/۲۴	۱۵/۸۴	۰/۰۴	۱/۰۰	---
Ex.12	۲	۲	۲	۲	۶۸۴/۶۷	۵۸/۱۵	۶۵۹/۵۹	۵۷/۵۵	۶۷۱/۱۳	۵۷/۸۹	۰/۱۴	۶/۱۷	---

۵- بحث

با توجه به ارزیابی‌ها طبق جدول (۳) مشخص شد نرم‌افزار گمز قادر به حل مسائل تنها تا ۳۵ فعالیت زیر ۱۰۰۰ ثانیه است و بیشتر از این بُعد را قادر به حل نیست.

پس از تنظیم پارامترهای الگوریتم پیشنهادی، هرکدام از مسائل جدول (۱) را ۲۵ مرتبه با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی دسته میگوها و الگوریتم رقیب آن (PSO) در نرم‌افزار *Matlab 2018* حل کردیم و نتایج حاصل از آن را در جدول (۸) قرار دادیم که به صورت زیر است:

❖ نرم‌افزار گمز قادر به حل مسائل تنها تا ۳۵ فعالیت است و بیشتر از این بُعد را قادر به حل نیست و این شرایط را برای استفاده از الگوریتم‌های فرا ابتکاری فراهم می‌کند.

❖ از نظر مقدار تابع هدف (حداقل کردن تعداد ایستگاه‌ها)، گمز برای مسئله (Ex.1) و (Ex.2) نتایج بهتری را در مقایسه با الگوریتم پیشنهادی به دست آورد؛ به آن صورت که مقدار تابع هدف برای الگوریتم *KHA* مقدار ۳ به دست آمده است و این در حالی است که مقدار تابع هدف برای گمز ۲ است، ولی برای دیگر مسائل (Ex.2) تا (Ex.5)، مقدار تابع هدف برای گمز و *KHA* یکسان است.

❖ از منظر کیفیت پاسخ‌ها، همان‌طور که در جدول (۸) نیز رویت شدنی است، کیفیت دو الگوریتم *PSO* و *KHA* در حل مسائل مختلف یکسان است؛ اما از منظر زمان حل، الگوریتم *KHA* هم نسبت به گمز و هم *PSO* زمان کمتری نیاز دارد که نشان‌دهنده سرعت و کارایی بالای الگوریتم پیشنهادی است.

۶- نتیجه‌گیری

در این مقاله بعد از بیان کلیات تحقیق، اهمیت و نوآوری مسئله، به‌مرور مختصری بر پیشینه تحقیقات انجام شده در حوزه مسائل توالی و بالانس خطوط مونتاژ، به‌ویژه خطوط چندگانه پرداختیم و نیز تحقیقات موجود در زمینه آثار یادگیری و فراموشی نیز بررسی شد. با توجه به خلأ موجود در پیشینه موضوع، در این مقاله مسئله را با در نظر گرفتن اثر یادگیری و فراموشی کارگران بررسی کردیم. در ادامه به تشریح دقیق مسئله بالانس خطوط مونتاژ مدل‌های چندگانه با در نظر گرفتن اثر یادگیری و فراموشی کارگران پرداختیم. تابع هدف، حداقل کردن تعداد ایستگاه‌ها بود. بعد از تخصیص فعالیت‌ها و کارگران به ایستگاه‌های کاری و همچنین تأثیر آثار یادگیری و فراموشی کارگران بر زمان‌های لازم برای انجام فعالیت‌ها بر محصولات مختلف، توالی بین فعالیت‌ها در هر ایستگاه نیز مدنظر قرار گرفت که با توجه به توالی مشخص شده، عملیات آماده‌سازی بین دو فعالیت متوالی نیز انجام گرفت. در این مقاله ابتدا یک مدل برنامه‌ریزی ریاضی عدد صحیح مختلط با هدف حداقل کردن تعداد ایستگاه‌ها به ازای یک زمان سیکل معین برای مسئله، در حالت قطعی توسعه و ارائه شد. ضمن اینکه برای ارزیابی و کارایی عملکرد مدل پیشنهادی این پژوهش برای بهینه‌سازی مسئله با تابع هدف حداقل کردن تعداد ایستگاه‌ها، از دو طریق مسائل، که شامل روش دقیق و فرا ابتکاری بود، حل شد؛ به این صورت که برای مسائل با سایز کوچک از روش حل دقیق و نرم‌افزار گمز استفاده شد و برای مسائل سایز متوسط و بزرگ از روش فرا ابتکاری *KHA* استفاده شد. نظر به اینکه مسئله *NP-hard* است، با افزایش ابعاد مسئله، گمز قادر به یافتن جواب در زمان محدود نبود و این امر زمینه را برای استفاده از روش‌های فرا ابتکاری برای حل مسائل با ابعاد متوسط و بزرگ و همچنین یافتن جواب‌های نزدیک به بهینه در زمان کمتر فراهم کرد. پیش از حل مسائل با ابعاد بزرگ، پارامترهای مدنظر در الگوریتم بهینه‌سازی دسته میگوها توسط روش تاگوچی تنظیم شد تا الگوریتم کارایی و عملکرد بهتری داشته باشد؛ زیرا کارایی الگوریتم‌های فرا ابتکاری در ارتباط مستقیم با تنظیم پارامترهای آن است و اگر این کار به‌درستی انجام نگیرد، به ناکارآمدی آن منجر می‌شود. در نتیجه از روش تاگوچی برای افزایش کیفیت جواب‌های به‌دست‌آمده در الگوریتم‌های پیشنهاد شده استفاده شد. این کار با استفاده از نمودارهای *S/N* برای شناسایی و انتخاب پارامترهای تأثیرگذار استفاده شد.

- حل مسائل در ابعاد بزرگ با استفاده از نرم‌افزار گمز در زمان حل عادی امکان‌پذیر نیست و یا مستلزم صرف زمان بسیار زیادی است؛ به این صورت که گمز قادر به حل مسائل تا ۳۵ فعالیت زیر ۱۰۰۰ ثانیه است و بیشتر از این بُعد را قادر به حل نیست و این زمینه استفاده از الگوریتم‌های فرا ابتکاری را فراهم می‌کند. همچنین همان‌طور که اشاره شد برای حل مسائل در ابعاد متوسط و بزرگ، از الگوریتم *KHA* در این مقاله استفاده شد که مسائل با ابعاد بزرگ نیز حل شود. در این باره الگوریتم بهینه‌سازی دسته میگوها در تمام مسائل حل شده نسبت به الگوریتم *PSO*، در زمان‌های حل کمتری به جواب نزدیک به بهینه دست یافت که این نشان از قدرت و کارایی این الگوریتم برای استفاده در حل مسائل این مقاله پیچیده دارد.

- از نظر مقدار تابع هدف (حداقل کردن تعداد ایستگاه‌ها)، گمز برای مسئله *(Ex.1)* و *(Ex.2)* نتایج بهتری را در مقایسه با الگوریتم فرا ابتکاری دسته میگوها به دست آورده است.

مطالعه ارائه شده، اولین مطالعه در زمینه بالانس خطوط مونتاژ مدل‌های چندگانه با در نظر گرفتن اثر یادگیری و فراموشی است که علاوه بر اثر یادگیری و فراموشی درباره این خطوط، از الگوریتم فرا ابتکاری بهینه‌سازی دسته

میگوها نیز استفاده شده است که این می تواند زمینه ساز و نقطه عطف خوبی برای شروع مطالعات بعدی باشد. از پیشنهاد های دیگر برای مطالعات آینده به موارد دیگر در زیر اشاره می شود:

- از اهداف دیگر مانند حداقل کردن (زمان سیکل، هزینه آماده سازی، هزینه بیکاری و ...) استفاده شود؛
- در این مقاله تابع هدف تک هدفه در نظر گرفته شده است؛ بنابراین می توان از اهداف چندگانه نیز استفاده شود؛
- برای توجه و پاسخگویی سریع به تقاضاهای مشتریان، از بالانس خطوط مونتاژ مدل های چندگانه و یا خطوط مونتاژ دوطرفه برای اقلامی با حجم و ابعاد بزرگ استفاده می شود؛
- با توجه به اینکه در این مقاله زمان آموزش متقابل میان کارگران برای تقویت اثر یادگیری و کاهش اثر فراموشی، خرابی ماشین و غیبت کارگران در نظر گرفته نشده است، می توان در تحقیقات بعدی این موارد را در نظر گرفت و تأثیر آنها را بر اثر یادگیری و فراموشی کارگران بررسی و با نتایج به دست آمده در این مقاله مقایسه کرد؛
- می توان از دیگر روش های فرا ابتکاری (الگوریتم فاخته، خفاش، گرگ خاکستری و ...) برای مقایسه نیز بهره برد.

چنانچه بخواهیم به محدودیت های این تحقیق اشاره کنیم، باید اذعان کنیم که تعیین دقیق میزان یادگیری و همچنین میزان فراموشی کارگران در یک خط تولیدی از نظر عملیاتی، مقداری با چالش همراه است که می توان با استفاده از متخصصان حوزه های سنجش و آموزش، این چالش ها را نیز تا حدودی مرتفع کرد.

References

- Ayough, A., Zandieh, M., Farhadi, F. (2020). Balancing Sequencing and Job Rotation Scheduling of a U Shaped Lean Cell with Dynamic Operator Performance, *Computers & Industrial Engineering*, 143,106-363.
- Azizi, N., Zolfaghari, S., & Liang, M. (2009). Modeling job rotation in manufacturing systems: The study of employee's boredom and skill variations, *Int. J. Production Economics*, 123, 69–85.
- Becker, C., Scholl, A., (2006). A survey on problems and methods in generalized assembly line balancing, *European journal of operational research*, 168(3),694–715.
- Behnamian, j. (2016). Solve complex optimization problems: methods and algorithms, *Bu Ali Sina University Publishing Center*, 1-295.
- Belokar, R., Dhull, Y., Nain, S. (2012). Optimization of Time by Elimination of Unproductive Activities through 'MOST', *International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering (IJITEE)*, 1(1), 77-80.
- Chu, X., Gao, D., Cheng, S., et al. (2019). Worker Assignment with Learning-Forgetting Effect in Cellular Manufacturing System Using Adaptive Memetic Differential Search Algorithm, *Computers & Industrial Engineering*, 381-396.
- Cochran, E.B. (1973). The Dynamics of Work Standards: Part 11, *Manufacturing Engineering and Management*, 70(4), 28.
- Ege, Y., Azizoglu, M., Ozdemirel, N.E. (2009). Assembly line balancing with station paralleling, *Comput Ind Eng*, 57, 1218–25.
- Falkenauer, E., Delchambre, A. (1992). A genetic algorithm for bin packing and line balancing, *IEEE international conference on robotics and automation, France, Nice*, 106,1189-1192.
- Fakhrzad, M.B., Alinezhad, E. (2013). Advanced planning and scheduling with a learning effect in the flexible job shop manufacturing system. *Journal of Industrial Engineering Research in Production Systems*, 1(1), 13-24. (in persian).

- Fattahi, P., Samouei, P., & Zandiyeh, M. (2017). A Multi-objective Simulated Annealing for Simultaneous Two-Sided Assembly Line Balancing and Operators Assignment, *Journal of Production and Operations Management*, 8(1), 1-20. (in persian).
- Gandomi, A.H., Alavi, A.H. (2012). Krill herd: A new bio-inspired optimization algorithm, *Commun Nonlinear Sci Numer Simulat*, 17, 4831–4845.
- Globerson, sh., Levin, N., shtub, A. (1989). The Impact of Breaks on Forgetting When Performing A Repetitive Task, *IIE Transactions*, 21, 376-381.
- Hamta, N., Ghomi, S. F., Jolai, F., & Shirazi, M. A, (2013). A hybrid PSO algorithm for a multi-objective assembly line balancing problem with flexible operation times, sequence-dependent setup times and learning effect, *International Journal of Production Economics*, 141(1), 99-111.
- Hoedt, S., Clayes, A., Schamp, M., Van Landeghem, H., Cottyn, J. (2018). Countering the forgetting effect in mixed-model manual assembly, *International Journal of Production Research*, 27, 1115–1135.
- Hofmann, EE., Haskell, A.G.E., Klinck, J.M., Lascara, C.M. (2004). Lagrangian modelling studies of Antarctic krill (*Euphasia superba*) swarm formation, *ICES Journal of Marine Science*, 61,617-631.
- Kher, H.V., Malhotra, M.K., Philipoom, P.R., Fry, T.D., (1999). Modelling simultaneous worker learning and forgetting in dual resource constrained systems, *European Journal of Operational Research*, 115, 158–172.
- Lolli, F., Messori, M., Gamberini, R., Rimini, B., Balugani, B. (2016). Modelling production cost with the effects of learning and forgetting, *IFAC-Papers OnLine*, 49(12), 503–508.
- Lolli, F., Balugani, E., Gamberini, R., & Rimini, B. (2017). Stochastic assembly line balancing with learning effects, *IFAC Papers On Line*, 50-1 (2), 5706–5711.
- Mahjoobnia, M., Dabiri, N., Bozorgi-Amiri, A. (2017). A New Model for Green Location- Routing- Inventory Problem under Uncertainty, *Journal of Industrial Engineering Research in Production Systems*, 5(10), 99-115.
- Mottaghi, H. (2011). production and operations management, *Avae Shirin Publications*, 16, 1-547. (in persian).
- Özcan, U., Toklu, B. (2009). Balancing of mixed-model two-sided assembly lines, *Computers and Industrial Engineering*, 57, 217–227.
- Pereira, J., Alvarez-Miranda, E. (2017). An exact approach for the robust assembly line balancing problem, *Omega*, 78, 85–98.
- Samouei, P., & Ashayeri, J., (2017). Developing optimization & robust models for a mixed-model assembly line balancing problem with semi-automated operations, *Applied Mathematical Modelling*, 72, 259-275.
- Sane Zerang, E., Heydari, J. (2017). An Augmented ϵ -Constraint Method for a Multi-Model Assembly Line Balancing Problem with Parallel Workstations and Zoning Constraints, *Journal of Industrial Engineering Research in Production Systems*, 4(9), 221-227. (in persian).
- Shahrak, A., Farasat, O. (2019). A Multi-response simulation optimization-based model for operator allocation and job dispatching rule in a cellular manufacturing system, *Production and Operations Management*, 199-219. (in persian).
- Simaria, A.S., Vilarinho, P.M. (2001). A genetic algorithm approach for balancing mixed model assembly lines with parallel workstations, *International conference on industrial engineering theory, applications and practice, San Francisco, USA:s.n*,18-20.
- Sivasankaran, P., Shahabudeen, P. (2017). Comparison of Single Model and Multi-Model Assembly Line Balancing Solutions, *International Journal of Computational Intelligence Research*, 13(8), 1829-1850.
- Sun, XF., Cheng, G., Li, W. (2009). Study on Work Improvement in a Packaging Machine Manufacturing Company, *IEEE*, 9 (4): 71-79.

- Taguchi, G. (1986) Introduction to Quality Engineering: Designing Quality into Products and Processes. Asian Productivity Organization, Tokyo.
- Tavakkoli Moghaddam, R., Fatemi Ghomi, S.M.T., & Feizi, A., & Vasei, M. (2006). *Sequencing the Mixed-Model Assembly Line to Minimize Line Length and Leveling Part Usage by Genetic Algorithm*. 16 (61), 1-12. (in persian).
- Toksarı, M. D., İşleyen, S. K., Güner, E., & Baykoç, Ö. F, (2008). Simple and U-type assembly line balancing problems with a learning effect, *Applied Mathematical Modelling*, 32(12), 2954-2961.
- Thomopoulos, N. T., & Lehman, M., (1969). The mixed model learning curve, *AIIE Transactions*, 1(2), 127-132.
- Van Zante-de Fokert, J., de Kok, T.G., (1997). The mixed and multi model line balancing problem: A comparison, *European Journal of Operational Research*, 100, 399-412.
- Yadav, T.K. (2013). Measurement Time Method for Engine Assembly Line with Help of Maynard Operating Sequencing Technique (MOST), *International Journal of Innovations In Engineering And Technology (IJJET)*, 2(2).
- Yeh, D.H., Kao, H.H. (2009). A new bidirectional heuristic for the assembly line balancing Problem, *Comput Ind Eng*, 57, 1155-60.
- Yu, Hao., shi, w. (2013). A Genetic Algorithm for Multi-Model Assembly Line Balancing Problem, *IEEE International Symposium on Assembly and Manufacturing (ISAM)*, 369-371.

¹ Multi-model Assembly Line Balancing

² Yu and Shi

³ Belokar et al.

⁴ Yadav

⁵ Sun et al.

⁶ Sivasankaran and Shahabudeen

⁷ Ege et al.

⁸ Yeh and Kao

⁹ Falkenauer and Delchambre

¹⁰ Simaria and Vilarinho

¹¹ Cochran

¹² Kher et al

¹³ Globerson et al.

¹⁴ Lolli et al.

¹⁵ Hoedt et al.

¹⁶ Ayough et al.

¹⁷ Learning effect

¹⁸ Lolli et al.

¹⁹ Forgetting effect

²⁰ Azizi et al.

²¹ combined diagram

²² Pereira and Miranda

²³ Chu et al.

²⁴ Gandomi and Alavi

²⁵ Swarm Intelligence

²⁶ Hofmann et al.

²⁷ Ozcan and Toklu

²⁸ number of krill

²⁹ foraging speed

³⁰ maximum diffusion speed

³¹ maximum induced speed

