

## زمان‌بندی سیستم جریان کارگاهی با محدودیت دسترسی ماشین و اثر یادگیری مبتنی بر یک مدل ترکیبی

مصطفی زندیه\*، آزاده فتوت\*\*

### چکیده

در طول دهه‌های اخیر مسئله زمان‌بندی سیستم جریان کارگاهی با مفروضات مختلفی بررسی شده است. یکی از حالاتی که توجه بسیاری از پژوهشگران را به خود جلب کرده است، در نظریه‌ی مفهوم یادگیری است. در شرایط واقعی محیط‌های کاری، اثر یادگیری تنها به موقعیت کارها محدود نمی‌شود؛ به عبارت دیگر تجربه کارگران نیز در طول روند عملیات باید در نظر گرفته شود. از طرف دیگر عوامل زیادی سبب در دسترس نبودن ماشین‌آلات و تجهیزات در افق برنامه‌ریزی می‌شود. این پژوهش یک مسئله جریان کارگاهی با محدودیت دسترسی ماشین و اثر یادگیری مبتنی بر یک مدل ترکیبی را مورد مطالعه قرار می‌دهد. این مدل یادگیری به‌طور هم‌زمان مبتنی بر موقعیت کارها و همچنین مجموع لگاریتمی زمان پردازش کارها است. در ابتدا یک مدل برنامه‌ریزی مختلط عدد صحیح برای مسئله ارائه و سپس به دلیل پیچیدگی بالای مدل، از دو الگوریتم فرا ابتکاری شبیه‌سازی تبرید (SA) و شبیه‌سازی تبرید مبتنی بر نظریه ابر (CSA)، برای یافتن جواب‌های نزدیک به بهینه استفاده شده است. تحلیل نتایج حاکی از آن است که عملکرد الگوریتم CSA به‌طور معناداری بالاتر از عملکرد الگوریتم SA است.

**کلیدواژه:** زمان‌بندی تولید؛ سیستم جریان کارگاهی؛ اثر یادگیری مبتنی بر مدل ترکیبی؛ محدودیت دسترسی ماشین؛ الگوریتم شبیه‌سازی تبرید مبتنی بر نظریه ابر.

تاریخ دریافت مقاله: ۹۴/۷/۱۲، تاریخ پذیرش مقاله: ۹۴/۱۲/۴.

\* دانشیار، دانشگاه شهید بهشتی (نویسنده مسئول).

E-mail: m\_zandieh@sbu.ac.ir

\*\* کارشناسی ارشد، موسسه آموزش عالی رجا.

## ۱. مقدمه

مسئله زمان‌بندی جریان کارگاهی (FSSP) به دلیل کاربرد در صنایع مختلف موردتوجه بسیاری از پژوهشگران در دهه‌های اخیر قرار گرفته است. این پژوهش به بررسی مسئله FSSP با محدودیت دسترسی ماشین‌آلات<sup>۱</sup> و اثر یادگیری<sup>۲</sup> می‌پردازد. در شرایط واقعی به دلایل زیادی همچون فعالیت‌های نگهداری و تعمیرات، خرابی ماشین و مواردی مشابه ممکن است فرض دسترسی مداوم به ماشین‌ها و تجهیزات در تمام بازه‌های زمانی میسر نباشد؛ به همین دلیل مطالعات متعددی در مسائل زمان‌بندی با محوریت این محدودیت صورت گرفته است [۲۰]. از طرفی دیگر معمولاً زمان پردازش کار در طول یک دوره برنامه‌ریزی ثابت فرض می‌شود، این در شرایطی است که در دنیای واقعی، زمان پردازش کارها به دلیل وجود پدیده‌ای به نام «اثر یادگیری» که در نتیجه تکرار وظایف به وجود می‌آید، قابل کاهش است. به‌طور کلی در مسائل کلاسیک زمان‌بندی اثر یادگیری به دو گروه مبتنی بر موقعیت<sup>۳</sup> (در اثر تعداد کارهای پردازش شده ایجاد می‌شود) و مبتنی بر مجموع زمان پردازش کارها<sup>۴</sup> (نتیجه تجربه به دست آمده از انجام عملیات توسط کارگران است) تقسیم شده است [۶]. مشکل عمده در مواردی رخ می‌دهد که تعداد کارها در دسته اول و یا زمان پردازش کارها در دسته دوم افزایش می‌یابد، در این صورت استفاده از مدل‌های یادگیری کلاسیک باعث می‌شود زمان واقعی پردازش به صفر نزدیک شود [۲۷]؛ از طرف دیگر در محیط‌هایی از صنعت که مداخله انسان و ماشین به‌طور همزمان بر روی عملیات وجود دارد نیاز به به‌کارگیری از یک مدل ترکیبی<sup>۵</sup> احساس می‌شود. در بخش دوم به پیشینه مطالعاتی مسائل FSSP با در نظرگیری اثر یادگیری و محدودیت دسترسی ماشین به صورت جداگانه و همزمان پرداخته می‌شود. در بخش سوم مدل ریاضی مسئله مورد مطالعه ارائه شده، در قسمت چهارم روش‌های حل مورد بررسی قرار می‌گیرند. در بخش پنجم نتایج روش‌های حل ارائه و مقایسه می‌شوند و در نهایت در بخش ششم نتیجه‌گیری و پیشنهادها مطرح می‌شود.

## ۲. مبانی نظری و پیشینه پژوهش

استفاده از مفهوم اثر یادگیری در مسائل زمان‌بندی، اولین بار برای مسئله زمان‌بندی تک‌ماشین انجام شد [۵]. در این مسئله مدل یادگیری مبتنی بر موقعیت و مستقل از کارها در نظر گرفته شده است. مرور جامعی از این مسائل توسط بیسکاپ (۱۹۹۹)، گردآوری شده است

- 
1. Machine Availability Constraints
  2. Learning Effect
  3. Position-based
  4. Sum-of-Processing-Time Based
  5. Hybrid Model

[۶]. در مطالعه دیگری جانیاک و رودک (۲۰۰۸)، اثبات کردند که مسئله زمان‌بندی تک‌ماشینه با مدل یادگیری مبتنی بر موقعیت NP-hard است [۱۵]. از جمله کسانی که در محیط جریان کارگاهی دو ماشینه، زمان پردازش کارها را همراه با اثر یادگیری بررسی کردند، می‌توان به ایرن و گونر (۲۰۰۸)، اشاره کرد [۱۳]. در این مقاله اثر یادگیری مبتنی بر موقعیت است و شاخص یادگیری بر روی هر دو ماشین یکسان است. آن‌ها همچنین اصلاحی در روش NEH به وجود آوردند و مسئله را از طریق الگوریتم جستجوی ممنوعه حل نمودند. وو و لی مسئله زمان‌بندی را در یک محیط جریان کارگاهی m ماشینه با اهداف مجموع زمان تکمیل کار و دوره زمانی ساخت به همراه اثر یادگیری مبتنی بر موقعیت بررسی کردند و از روش‌های ابتکاری شناخته شده اقدام به حل مسئله کردند [۲۵]. نوعی دیگر از اثر یادگیری توسط چنگ و همکاران (۲۰۰۹)، مطرح شد [۹]. در این مدل از اثر یادگیری مبتنی بر مجموع لگاریتمی پردازش کارها به علت ایجاد محدودیت برای اثر یادگیری مانند هر فعالیت دیگری، استفاده شده است؛ همچنین آن‌ها نشان دادند که این مسئله به صورت چندجمله‌ای، قابل حل است.

چنگ و همکاران (۲۰۰۹)، رویکرد دیگری در مسائل زمان‌بندی با اثر یادگیری ارائه کردند که در آن اثر یادگیری مبتنی بر موقعیت و مجموع زمانه‌ای پردازش کارها به طور همزمان لحاظ شد. آن‌ها نخست نشان دادند که مسئله زمان‌بندی تک ماشینه با این مدل به صورت چندجمله‌ای قابل حل است [۱۰]؛ همچنین این مدل یادگیری را برای موارد خاصی از مسئله FSSP به کار گرفتند و رویکردهای حل بهینه چندجمله‌ای را ارائه کردند. در مطالعه چنگ و همکاران (۲۰۰۹)، مدل یادگیری مبتنی بر مجموع لگاریتمی زمانه‌ای پردازش و موقعیت وزنی مطرح شده است [۸]. این مدل ابتدا برای مسئله زمان‌بندی تک‌ماشینه و سپس در شرایط خاص برای مسئله FSSP ارائه شده است. در این مقاله از این مدل یادگیری استفاده شده است. لی (۱۹۹۹)، مسئله زمان‌بندی محیط جریان کارگاهی دو ماشینه با معیار دوره زمانی ساخت و یک بازه عدم دسترسی معلوم بر روی ماشین ۱ یا ۲ را بررسی و آن را با استفاده از برنامه‌ریزی پویا و یک روش ابتکاری حل کرده است [۱۶]؛ همچنین در مطالعه آگونه (۲۰۰۴)، چند بازه عدم دسترسی معلوم بر روی هر ماشین در یک محیط جریان کارگاهی m ماشینه بررسی شده است و با استفاده از یک رویکرد ابتکاری مبتنی بر روش هندسی حل شده است [۲]. مقالات زیادی در محیط m ماشینه بازه‌های عدم دسترسی و یا تعمیرات پیشگیرانه را بررسی کرده‌اند [۱۸، ۷، ۴، ۳]. مرور جامعی از مطالعات با محوریت محدودیت دسترسی ماشین توسط ما و همکاران (۲۰۱۰)، گردآوری شده است [۲۰]. قدرت‌نما و ربانی (۲۰۱۰)، مدل چندهدفه‌ای را برای مسئله زمان‌بندی تک‌ماشینه حل کردند [۱۴]. در این مدل فعالیت‌های نگهداری و تعمیرات، زوال کارها و تأثیرات یادگیری از جمله محدودیت‌ها به‌شمار می‌رود. یانگ (۲۰۱۰)، نیز مسئله زمان‌بندی تک‌ماشینه‌ای را با تأثیرات

یادگیری مبتنی بر زمان شروع، فرسایش مبتنی بر موقعیت و فعالیت‌های نگهداری و تعمیرات ارائه کرد [۲۶]. واحدی نوری و همکاران (۲۰۱۳a)، یک مسئله زمان‌بندی تک‌ماشینه با محدودیت دسترسی و اثر یادگیری مبتنی بر موقعیت را مورد بررسی قرار داده و یک رویکرد ابتکاری و دو روش فرا ابتکاری برای حل آن ارائه کردند [۲۳]. همچنین واحدی نوری و همکارانش یک مسئله زمان‌بندی جریان کارگاهی غیر جایگشتی،  $m$  ماشین با هدف کمینه‌سازی مجموع زمان کار در جریان ساخت و با در نظر گرفتن محدودیت دسترسی و اثر یادگیری مبتنی بر موقعیت را بررسی کرده و یک رویکرد ابتکاری برای حل آن ارائه کردند [۲۲]. در مقاله‌ای دیگر واحدی نوری و همکاران (۲۰۱۳a)، همین مسئله را با الگوریتم شبیه‌سازی تبرید حل کرده و نتایج را با روش ابتکاری در مقاله قبل مقایسه کرده‌اند [۲۴]. با توجه به پژوهش‌های انجام‌گرفته، تاکنون هدف بیشتر مطالعات به‌کارگیری تنها یکی از اثرات یادگیری مبتنی بر موقعیت و یا مجموع پردازش کارها به‌صورت مجزا، در مسائل زمان‌بندی بوده است و به‌کارگیری اثر یادگیری همزمان مبتنی بر موقعیت و مجموع پردازش کارها در مسائل زمان‌بندی جریان کارگاهی با توجه به دانش نگارنده تاکنون صورت نگرفته است. درحالی‌که امروزه در بیشتر صنایع مداخله همزمان ماشین و انسان و متعاقباً اثر یادگیری هردوی آن‌ها وجود خواهد داشت؛ در نتیجه با توجه به اندک بودن مطالعات در زمینه به‌کارگیری همزمان محدودیت دسترسی و اثر یادگیری واقع‌بینانه‌تر در مسائل زمان‌بندی جریان کارگاهی، ضرورت انجام یک پژوهش جامع و دقیق در این زمینه آشکارتر می‌شود.

**مدل ریاضی مسئله.** در این قسمت مسئله زمان‌بندی جریان کارگاهی با محدودیت دسترسی ماشین و اثر یادگیری ترکیبی معرفی می‌شود. این مسئله که حالت توسعه‌یافته‌ای از مسئله زمان‌بندی جریان کارگاهی است، از مجموعه  $n$  کار  $J = \{j_1, j_2, \dots, j_n\}$  که باید بر روی مجموعه ماشین  $m = \{M_1, M_2, \dots, M_m\}$  مورد پردازش قرار گیرند، تشکیل شده است. هر کدام از کارها از یک توالی  $m$  عملیاتی تشکیل شده است که باید به‌ترتیب بر روی هر یک از  $m$  ماشین انجام گیرند؛ به‌عبارت‌دیگر زمانی یک کار تکمیل می‌شود که تمامی  $m$  عملیات بر روی آن پردازش شده باشند. در ادامه مفروضات مسئله مورد بررسی ارائه شده است.

### ۳. روش‌شناسی پژوهش

#### مفروضات مسئله

- امکان پردازش بیش از یک کار در یک لحظه بر روی هر ماشین وجود ندارد؛
- هیچ دو ماشینی نمی‌توانند همزمان یک کار را پردازش کنند؛

- این مسئله از نوع غیر جایگشتی<sup>۱</sup> است؛
- زمان پردازش کارها بر روی ماشین‌ها از قبل مشخص است و متأثر از فرآیند یادگیری است؛
- زمان آماده‌سازی کارها مستقل از توالی و جزئی از زمان پردازش محسوب می‌شود؛
- بریدگی کار مجاز نیست؛
- ماشین  $M_i$  نیازمند  $k$  فعالیت نگهداری و تعمیرات است که زمان اجرای فعالیت نگهداری و تعمیر از قبل معلوم و ثابت است.

### تشریح مشخصات مدل

#### اندیس‌ها

- $i$ : تعداد ماشین‌ها
- $j$ : تعداد کارها
- $r$ : موقعیت کار در توالی
- $k$ : تعداد فعالیت‌های نگهداری
- $L$ : تعداد کارهای پردازش شده تا موقعیت  $L$  در توالی

#### پارامترها و ثابت‌ها

- $R_j$ : زمان آماده‌سازی کارها
- $\beta$ : وزن کاهش یادگیری
- $a$ : اندیس اول یادگیری
- $b$ : اندیس دوم یادگیری
- $t_{ik}$ : زمان نگهداری و تعمیرات
- $p_{ijr}$ : زمان پردازش کارها
- $y_{ikr}$ : پارامتری صفر و یک که اگر فعالیت نگهداری  $k$ ام روی ماشین  $M_i$  در موقعیت  $r$ ام توالی انجام گیرد، برابر ۱ است و در غیر این صورت صفر است.
- $H$ : عددی بسیار بزرگ

<sup>۱</sup> Non-permutation

## متغیرها

$C_{ijr}$ : زمان تکمیل کار  $i$ ام بر روی ماشین  $j$ ام که در نوبت  $r$ ام توالی قرار گرفته است.  
 $x_{ijr}$ : متغیری صفر و یک که هرگاه کار  $i$ ام بر روی ماشین  $j$ ام در نوبت  $r$ ام توالی، قرار گیرد برابر ۱ است و در غیر این صورت برابر صفر است.

$F_j$ : زمان در جریان ساخت کار  $j$

زمان پردازش کارها با توجه به مدل یادگیری در نظر گرفته شده در این مسئله از رابطه ۱ به دست می‌آید:

$$p_{ijr} = p_{ij} \cdot \left(1 + \sum_{L=1}^{r-1} \beta_L \ln p_{i[L]}\right)^a (r)^b, \quad j, r=1, \dots, n; i=1, \dots, m. \quad (1)$$

**مدل ریاضی مسئله.** با توجه به اندیس‌ها و نمادهای اختصاص داده شده به پارامترها و متغیرها مدل ریاضی مسئله مورد بررسی به صورت زیر است:

$$\sum_{j=1}^n (\sum_{r=1}^n C_{mjr} - R_j) = \min z = \sum_{j=1}^n F_j \quad (2)$$

s.t

$$\forall i, \forall j \quad \sum_{r=1}^n x_{ijr} = 1 \quad (3)$$

$$\forall i, \forall r \quad \sum_{j=1}^n x_{ijr} = 1 \quad (4)$$

$$\sum_{j=1}^n C_{(i+1)jr} \geq \sum_{j=1}^n C_{ijr} + \sum_{j=1}^n \sum_{r=1}^n x_{(i+1)jr}.$$

$$p_{ij} \cdot \left(1 + \sum_{L=1}^r \beta_L \ln p_{i[L]}\right)^a (r+1)^b + \sum_{k=1}^K y_{ikr} \cdot t_{ik}$$

$$\forall r = 1, 2, \dots, n-1, \forall i \quad (5)$$

$$\sum_{r=1}^n C_{(i+1)jr} \geq \sum_{r=1}^n C_{ijr} + \sum_{j=1}^n \sum_{r=1}^n x_{(i+1)jr}.$$

$$p_{(i+1)j} \cdot \left(1 + \sum_{L=1}^{r-1} \beta_L \ln p_{(i+1)[L]}\right)^a (r)^b$$

$$\forall j, \forall i = 1, 2, \dots, m-1 \quad (6)$$

$$C_{ijr} \leq H \cdot x_{ijr} \quad \forall i, \forall j, \forall r \quad (7)$$

$$\sum_{r=1}^n C_{1jr} \geq R_j + \sum_{j=1}^n \sum_{r=1}^n x_{1jr} p_{1j} \cdot \left(1 + \sum_{L=1}^r \beta_L \cdot \ln p_{1[L]}\right)^a \cdot (r)^b \quad (8)$$

$$\forall j \quad x_{ijr} = 0, 1 \quad \forall j, \forall r, \forall i \quad (9)$$

اثر یادگیری در مدل مطرح‌شده پژوهش حاضر به‌طور هم‌زمان مبتنی بر موقعیت و مجموع لگاریتمی زمان پردازش کارها است. نوآوری ایجادشده در این مدل ریاضی در محاسبه زمان پردازش با استفاده از مدل یادگیری مبتنی بر موقعیت و مجموع لگاریتمی زمان پردازش کارها است که در محدودیت‌های ۵، ۶ و ۸ وجود دارد و مجموع زمان تکمیل کارها را به‌گونه‌ای متفاوت از واحدی نوری و همکارانش حساب می‌کند [۲۴]. معادله ۲، تابع هدف را مشخص می‌کند که برابر است با کمینه‌سازی مجموع زمان کار در جریان ساخت. محدودیت ۳، تضمین می‌کند که بر روی هر ماشین در یک زمان تنها یک کار می‌تواند پردازش شود. محدودیت ۴، نشان می‌دهد که به‌صورت هم‌زمان هیچ دو ماشینی نمی‌توانند یک کار را انجام دهند. محدودیت ۸، مجموع زمان تکمیل موقعیت‌ها را برای ماشین اول با توجه به زمان آزادسازی کارها محاسبه می‌کند و سپس مجموع زمان تکمیل موقعیت‌ها به‌ازای هر ماشین و هر کار در محدودیت ۶، حساب می‌شود. محدودیت ۵، مجموع زمان تکمیل کارها را به‌ازای هر موقعیت و هر ماشین با در نظرگیری اثر یادگیری و محدودیت دسترسی ماشین حساب می‌کند. محدودیت ۷، بازه زمان تکمیل را مشخص می‌کند. رابطه ۹ نیز نشان‌دهنده یک محدودیت منطقی است. این مدل از  $mn^2$  متغیر تصمیم صفر و یک و  $mn^2 + 4n(m-1)$  محدودیت تشکیل شده است.

#### ۴. تحلیل داده‌ها و یافته‌های پژوهش

**روش‌های حل مدل.** ثابت شده است که مسئله زمان‌بندی جریان کارگاهی دو ماشین به‌همراه اثر یادگیری به‌شدت NP-hard است [۱۷]؛ در نتیجه مسئله مورد مطالعه در این تحقیق نیز به‌شدت NP-hard محسوب می‌شود. ابعاد مسائل مورد بررسی در این مطالعه، به سه دسته کوچک، متوسط و بزرگ تقسیم شده‌اند. این مدل در نرم‌افزار GAMS v23.6.2 کدنویسی شده است. به دلیل پیچیدگی بالا و همچنین غیرخطی بودن مدل، امکان حل مسئله فقط در ابعاد کوچک، میسر است و از این بخش صرفاً برای اعتبارسنجی خروجی‌های حاصل از الگوریتم‌های فراابتکاری استفاده شده است. برای ابعاد متوسط به بالا که نرم‌افزار GAMS قادر به پاسخگویی نباشد از الگوریتم فراابتکاری شبیه‌سازی تبرید (SA) و به‌منظور کسب نتایج بهتر از نسخه بهبودیافته آن یعنی الگوریتم شبیه‌سازی تبرید مبتنی بر نظریه ابر (CSA) استفاده شده است. تمامی کدنویسی‌ها با استفاده از نرم‌افزار MATLAB (R 2012) و بر روی یک رایانه شخصی با مشخصات 2GB RAM, CoreTMi3-2370 M, CPU 2.4 GHz اجرا شده است.

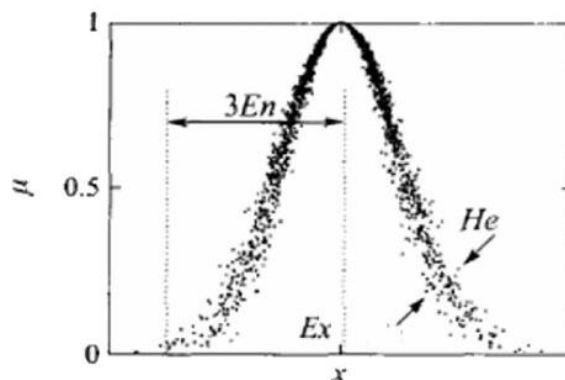
**الگوریتم شبیه‌سازی تبرید.** الگوریتم شبیه‌سازی تبرید (SA) یک روش جست‌وجوی محلی ساده و درعین‌حال کارا و پایدار در یافتن جواب‌های بهینه برای مسائل NP-hard است. این

الگوریتم مفهوم شبیه‌سازی شده فرآیند سردسازی تدریجی را نشان می‌کند [۲۱، ۱]؛ درحالی‌که در واقعیت در هر مرحله الگوریتم با یک مقدار ثابت دما شروع به کار می‌کند؛ به عبارت دیگر نیاز به پیوستگی در کاهش دما، برآورده نمی‌شود. با توجه به این شرایط الگوریتم به راحتی جواب‌های بد را در دمای بالا می‌پذیرد و این سبب می‌شود که همگرایی در آن به کندی صورت گیرد؛ علاوه بر این احتمال گیرافتادن در دام بهینه محلی بسیار بالا می‌رود؛ از این رو نیاز به یک تحول در فرآیند اجرایی این الگوریتم احساس می‌شد [۱۹]؛ بنابراین برای رسیدن به جواب‌های نزدیک به بهینه با کیفیت بالاتر از الگوریتم شبیه‌سازی تبرید مبتنی بر نظریه ابر (CSA) نیز برای حل مدل استفاده شده است.

### تشریح مفهوم نظریه ابر

$$C_T(x): u \rightarrow [0,1], \forall x \in u, x \rightarrow C_T(x)$$

توزیعی از  $C_T(x)$  در  $u$ ، عضوی از ابر  $T$  نامیده می‌شود که اگر این توزیع نرمال باشد، مدل ابر نرمال نامیده می‌شود. این ابر مجموعه‌ای از اعداد تصادفی است که همگی از قوانین توزیع نرمال پیروی می‌کنند و مشخصه‌های ثابت دارند که توسط امید ریاضی  $Ex$ ، آنتروپی  $En$  و سوپر آنتروپی  $He$  تعیین شده است. این کاراکترها نشان‌دهنده مقادیر کیفی مفهوم  $C_T(x)$  هستند. شکل ۱، به صورت واضح‌تری مفهوم نظریه ابر را نمایش می‌دهد.



شکل ۱. سه مشخصه یک ابر نرمال [۱۹]

طبق شکل ۱ در مرکز ابر، امید ریاضی  $Ex$  قرار دارد.  $En$  میزان محدوده پوشش ابر را نمایش می‌دهد و طبق قانون « $3 En$ » محدوده‌ای که به این صورت مشخص شده،  $[Ex-3En, Ex+3En]$  حدود ۹۹/۷۴٪ از قطرات کل ابر را پوشش می‌دهد [۱۲]. مقدار  $He$



بیان‌کننده میزان پراکندگی قطرات ابر نسبت به یکدیگر است. برخلاف الگوریتم شبیه‌سازی تبرید که در هر مرحله ثابت بود در الگوریتم مبتنی بر نظریه ابر، دما در هر مرحله متغیری تصادفی است. در طی الگوریتم میانگین و واریانس دما در حلقه بیرونی کاهش می‌یابد که همین موضوع منشأ تولید ابر است.

**نحوه تولید ابر.** قطرات ابر توسط یک فرآیند، که تولیدکننده ابر  $Y$  نامیده می‌شود، به‌وجود می‌آیند. برای تولید هر قطره از این ابر نیاز به پارامترهای  $Ex$ ،  $En$ ،  $He$  و مقدار مشخص شده  $u_0$  است. مراحل تولید ابر به‌صورت زیر است [۱۱]:

```

INPUT: { $Ex$ ,  $En$ ,  $He$ },  $n$ ,  $u_0$ 
OUTPUT: { $(x_1, u_0)$ , ...,  $(x_n, u_0)$ }
FOR  $i=1$  to  $n$ 
 $En = randn(En, He)$ 
 $x_i = Ex \pm En \sqrt{-2 \ln(u_0)}$ 
drop( $x_i, u_0$ )
END

```

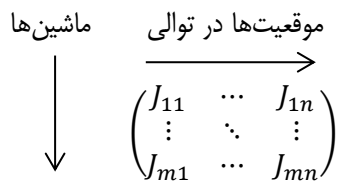
در این مکانیزم تولید ابر،  $randn(En, He)$  اعداد تصادفی که از توزیع نرمال پیروی می‌کنند، تولید می‌کند. میانگین این توزیع  $En$  و انحراف معیارش  $He$  است. شبه کد الگوریتم CSA در شکل ۲ آمده است.

- ۱: تولید جواب اولیه  $s_0$
- ۲: تعیین مقادیر  $T_f$  و  $T_0$
- ۳: قرار دهید  $T=T_0, s=s_0, k=k_0$
- ۴: تا زمانی که  $T > T_f$  تکرار کن (حلقه خارجی)
- ۵: تکرار کن (حلقه داخلی)
- ۶: قرار دهید  $He = T, En = T, u = 1 - T$
- ۷: قرار دهید  $Eñ = (En + He - 1/3 \text{rand}(0,1))$
- ۸: قرار دهید  $T = Eñ \sqrt{-2 \ln(u_0)}$
- ۹: محاسبه مقدار تابع هدف جواب فعلی و ذخیره در  $L_1$
- ۱۰: تولید همسایه جدید و ذخیره بهترین همسایه در  $s'$
- ۱۱: محاسبه مقدار تابع هدف جواب  $s'$  و ذخیره در  $L_2$
- ۱۲: اگر  $L_2 \leq L_1$  آنگاه (حلقه شرطی)
- ۱۳: ذخیره جواب  $s'$  در  $s_0$
- ۱۴: در غیر این صورت
- ۱۵: پذیرش جواب  $s$  به‌عنوان جواب جدید با احتمال  $p = e^{-\frac{\Delta}{T}}$  ( $\Delta = |L_1 - L_2| / L_1$ )
- ۱۶: پایان شرط (حلقه شرطی)
- ۱۷: پایان تکرار (حلقه داخلی)
- ۱۸: قرار دهید  $k = k + 1$
- ۱۹: قرار دهید  $T = T_0 \cdot \lambda^k$
- ۲۰: پایان تکرار (حلقه خارجی)

شکل ۲. شبه‌کد الگوریتم CSA.

### اجزای الگوریتم SA و CSA

روش نمایش جواب: از آنجاکه این مدل برنامه‌ریزی ریاضی مربوط به یک مسئله زمان‌بندی غیر جایگشتی است و توالی هر کدام از ماشین‌ها لزوماً با یکدیگر یکسان نیست از یک ماتریس  $m \times n$  استفاده می‌شود که  $m$  تعداد ماشین‌ها و  $n$  تعداد کارها است. هر سطر نماینده یک ماشین است و اعداد ستون‌های مختلف این سطر نمایش‌دهنده توالی کارها بر روی این ماشین است. برای مثال  $J_{m[n]}$  معرف کار  $J$  بر روی ماشین  $m$  است که در موقعیت  $n$  قرار دارد. ماتریس زیر روش نمایش این الگوریتم را نشان می‌دهد:



*جواب اولیه:* جواب اولیه می‌تواند به یکی از دو روش تصادفی و یا ابتکاری تولید شود. در این الگوریتم از روش ابتکاری *SPT* برای تولید جواب اولیه استفاده شده است. در این روش ابتدا مجموع زمان پردازش کارها بر روی هر ماشین محاسبه می‌شود  $p_j = \sum_{i=1}^m p_{ij}$ ; سپس توالی کارها بر روی ماشین‌ها، از طریق مرتب‌سازی صعودی  $p_j$  ها حاصل می‌شود. در نهایت از این توالی برای تمامی ماشین‌ها استفاده می‌شود و در واقع جواب اولیه، یک جواب جایگشتی است.

*ساختار همسایگی:* در گام اول یک ماشین مثل  $M_h$  به صورت تصادفی انتخاب می‌شود؛ سپس به صورت تصادفی و با احتمال یکسان یکی از ماشین‌های مجموعه  $\{M_1, M_2, \dots, M_h\}$  یا  $\{M_h, M_{h+1}, \dots, M_m\}$  انتخاب می‌شود و عملیات ایجاد همسایه‌های جدید به صورت تصادفی با یکی از سه اپراتور حرکتی معاوضه، معکوس‌سازی و یا جایگذاری انتخاب و روی این مجموعه از ماشین‌ها اجرا می‌شود.

*میزان برازندگی جواب‌ها:* برای ارزیابی جواب‌های الگوریتم از مجموع زمانه‌ای کار در جریان ساخت  $\sum_{j=1}^n F_j$  استفاده می‌شود.

*الگوی سردسازی دما:* در الگوریتم SA از الگوی هندسی مطابق معادله ۱۰ برای کاهش دما استفاده شده است.

$$T_i = \alpha \cdot T_{i-1}; \quad 0 < \alpha < 1 \quad (10)$$

الگوی سردسازی در الگوریتم CSA در شبه کد الگوریتم مشخص شده است. شرط توقف: شرط توقف در طراحی این دو الگوریتم رسیدن به دمای نهایی  $T_f$  تعیین شده است.

**تحلیل نتایج و اعتبارسنجی.** با توجه به اینکه هیچ‌گونه بنچمارکی در رابطه با مدل ارائه شده وجود ندارد، نتایج حل دقیق در مسائل با ابعاد کوچک و الگوریتم‌های فراابتکاری با یکدیگر مقایسه می‌شوند. اگر نتایج در مسائل با ابعاد کوچک نزدیک به یکدیگر باشند، در مسائل با ابعاد متوسط و بزرگ، جواب‌های به دست آمده از الگوریتم‌های فراابتکاری صحه‌گذاری می‌شود؛ در نهایت جواب‌های به دست آمده از ۱۰ بار اجرای الگوریتم‌های فراابتکاری توسط معیار عملکرد RPD بررسی و مقایسه می‌شوند.

$$RPD = \frac{Algsol - minsol}{minsol} \times 100, \quad (11)$$

در این رابطه *Algsol* مقدار تابع هدف حاصل از حل یک نمونه و *minsol* کمینه مقدار تابع هدف به دست آمده از آن نمونه در اجراهای مختلف است. نمونه‌ها با استفاده از داده‌های تصادفی

تولید شده‌اند. جدول ۱، مقادیر تصادفی داده‌های تولیدشده را نمایش می‌دهد. مسائل نمونه به‌اختصار با سه نماد A-B-C نمایش داده شده‌اند که نمادهای A، B و C به ترتیب نشان‌دهنده تعداد ماشین‌ها، تعداد کارها و تعداد فعالیت‌های نگهداری و تعمیرات است.

جدول ۱. مقادیر داده‌های تولیدشده مسائل نمونه

مقادیر	علامت	پارامترها
(۱و۲)	K	تعداد فعالیت‌های تعمیر و نگهداری
U(۳-۵۰)	$P_{ij}$	زمان پردازش کارها
U(۰-۲۰)	$R_j$	زمان آزادسازی کارها
U(۱۰-۱۵)	$t_{ik}$	زمان اجرای عملیات تعمیر و نگهداری
U{۱,۲,...,n}	$y_{ikr}$	موقعیت عملیات تعمیر و نگهداری
-۰/۵	A	اندیس اول یادگیری
-۰/۴	B	اندیس دوم یادگیری

مقادیر پارامترهای کنترلی الگوریتم‌های SA و CSA از طریق آزمایش‌های عددی مشخص شده و در جدول ۲ ارائه شده‌اند.

جدول ۲. مقادیر پارامترهای کنترلی الگوریتم‌ها

پارامتر	SA		CSA	
	مسائل متوسط	مسائل بزرگ	مسائل متوسط	مسائل بزرگ
$T_0$	۱۰۰	۲۵۰	۰/۲	۰/۲
$T_f$	$۰/۰۵ \times T_0$	$۰/۱۵ \times T_0$	۰/۰۰۰۱	۰/۰۰۰۱
$\alpha$	۰/۹	۰/۹۶	-	-
$\lambda$	-	-	۰/۹۱	۰/۹

تحلیل نتایج برای مسائل با ابعاد متفاوت. در جدول ۳ نتایج نرم‌افزار GAMS، الگوریتم‌های SA و CSA آورده شده است. نتایج نرم‌افزار GAMS با الگوریتم‌های SA و CSA از نظر تابع هدف یکسان است؛ اما زمان محاسباتی الگوریتم‌های فرا ابتکاری به مراتب کمتر از نرم‌افزار GAMS است. در ضمن نرم‌افزار GAMS، در حل مسائل با ابعاد بزرگ‌تر نمی‌تواند در زمان معقولی به نتیجه برسد.

جدول ۳. مقدار تابع هدف برای مسائل با ابعاد کوچک

مسائل	الگوریتم		
	CSA	SA	GAMS
۲-۲-۱	۱۸۶/۵	۱۸۶/۵	۱۸۶/۵
۳-۲-۱	۳۱۵/۹	۳۱۵/۹	۳۱۵/۹
۴-۲-۱	۳۷۶/۸	۳۷۶/۸	۳۷۶/۸
۵-۲-۱	۴۶۷/۳	۴۶۷/۳	۴۶۷/۳

نتایج اندازه متوسط و بزرگ این مسائل به ترتیب در جدول‌های ۴ و ۵ آورده شده است. برای حذف اثر ابعاد مسئله در تحلیل آماری، مقادیر تابع هدف به مقادیر معیار عملکرد RPD تبدیل شده‌اند.

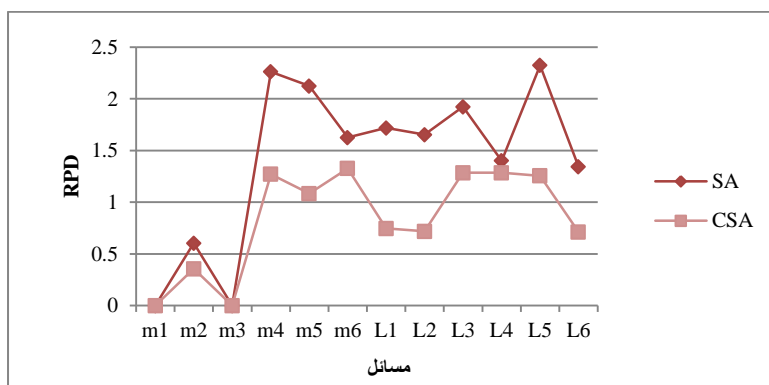
جدول ۴. مقدار تابع هدف و زمان محاسبات برای مسائل با ابعاد متوسط

الگوریتم مسائل	CSA		SA	
	زمان محاسباتی	RPD	زمان محاسباتی	RPD
۵-۱۵-۲	۶۳/۱۳	۰	۶۲/۳۱	۰
۵-۱۰-۱	۵۰/۳۷	۰/۳۵۶	۴۵/۳۶	۰/۶۰۱
۲-۲۰-۲	۹۶/۰۱	۰	۹۸/۴	۰
۱۰-۵-۲	۵۱/۱	۱/۲۷۱	۵۲/۰۵	۲/۲۶۲
۵-۱۵-۱	۴۱/۱	۱/۰۸۴	۴۳/۳	۲/۱۲۴
۱۰-۷-۱	۷۵/۰۲	۱/۳۲۷	۸۰/۷۱	۱/۶۲۵
میانگین	۶۲/۸	۰/۶۷۳	۶۳/۸۵	۱/۱۰۲

جدول ۵. مقدار تابع هدف و زمان محاسبات برای مسائل با ابعاد بزرگ

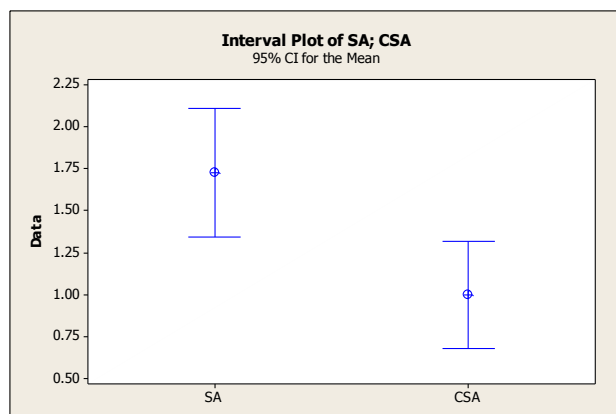
الگوریتم مسائل	CSA		SA	
	زمان محاسباتی	RPD	زمان محاسباتی	RPD
۱۰-۱۰-۱	۲۷۰/۴۵۷	۰/۷۴۵	۲۹۰/۵	۱/۷۱۸
۱۰-۱۰-۲	۳۵۲/۲۰۲	۰/۷۱۷	۳۷۰/۲۳۴	۱/۶۵۴
۲۰-۱۰-۱	۳۷۰/۰۹۵	۰/۲۸۴	۳۹۸/۳۶۵	۱/۹۲۳
۱۵-۱۰-۱	۴۸۳/۸۴۸	۱/۲۵۵	۵۰۶/۱۲۳	۱/۴
۱۵-۱۰-۲	۴۹۸/۰۹۲	۱/۲۵۵	۵۲۹/۵۸۸	۲/۳۲۳
۱۰-۱۵-۲	۴۶۴/۹۹	۰/۷۱۱	۶۸۹/۲۲۰	۱/۳۴۳
میانگین	۴۶۳/۹۴۷	۰/۹۹۹	۴۶۵/۰۰۵	۱/۷۲۳

برای مقایسه دو الگوریتم، مقادیر میانگین  $RPD$  الگوریتم‌ها در شکل ۳ ارائه شده است. برای نمایش مسائل با ابعاد متوسط و بزرگ به ترتیب از  $m_i$  و  $L_i$  استفاده شده است. در بیشتر موارد مقدار میانگین  $RPD$  الگوریتم  $CSA$  کمتر از  $SA$  است و تنها در دو نمونه از مسائل متوسط میزان  $RPD$  در هر دو الگوریتم برابر است.



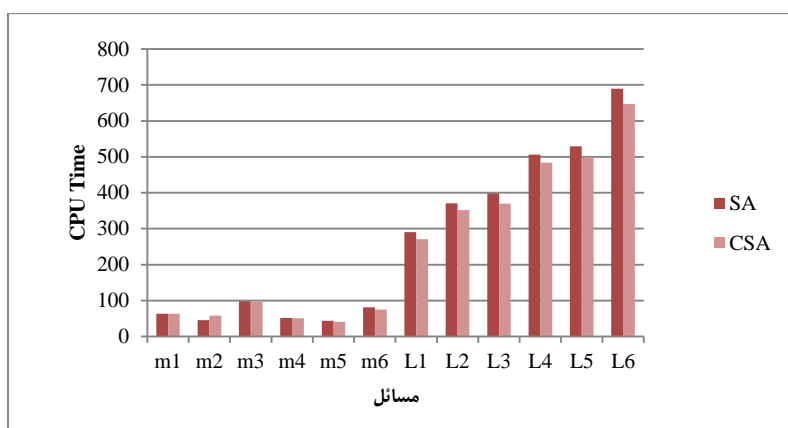
شکل ۳. مقایسه الگوریتم‌های  $SA$  و  $CSA$  از لحاظ میانگین  $RPD$

برای مقایسه دقیق‌تر میان این دو الگوریتم از آزمون فرض ناپارامتریک استفاده شده است. در مسائل با ابعاد متوسط با توجه به اینکه مقدار  $p$ -value برابر  $0/41$  است، تفاوت معناداری بین دو الگوریتم دیده نمی‌شود. اما در مسائل با ابعاد بزرگ با توجه به اینکه مقدار  $p$ -value برابر  $0/05$  است، فرض برابری میانگین عملکرد دو الگوریتم رد می‌شود. علاوه بر این در شکل ۴ فاصله اطمینان عملکرد دو الگوریتم  $SA$  و  $CSA$  در سطح  $0/95$  رسم شده است و با توجه به اینکه هم‌پوشانی بین دو فاصله اطمینان وجود ندارد، تفاوت مقادیر  $RPD$  دو الگوریتم مشخص می‌شود.



شکل ۴. نمودار فاصله اطمینان RPD الگوریتم‌های SA و CSA

با توجه به شکل ۵ در مسائل با ابعاد متوسط تفاوت چندانی از نظر زمان محاسباتی بین دو الگوریتم دیده نمی‌شود؛ اما در مسائل با ابعاد بزرگ‌تر زمان محاسباتی در الگوریتم CSA کمتر از الگوریتم SA است.



شکل ۵. مقایسه زمان محاسباتی دو الگوریتم

## ۵. نتیجه‌گیری و پیشنهادها

در این مطالعه مسئله زمان‌بندی جریان کارگاهی غیرمرتب با محدودیت دسترسی ماشین و اثر یادگیری مبتنی بر یک مدل ترکیبی از موقعیت و مجموع لگاریتمی زمان پردازش کارها بررسی شد. در ابتدا یک مدل ریاضی برای این مسئله ارائه شد. با توجه به اینکه حل مدل ریاضی ارائه‌شده با روش‌های دقیق، تنها در ابعاد کوچک میسر بود، لذا دو الگوریتم فراابتکاری SA و

CSA (بهبودیافته الگوریتم شبیه‌سازی تبرید)، برای حل مسئله تطبیق داده شد؛ در نهایت عملکرد دو الگوریتم مقایسه شد. با توجه به آزمون فرض  $t$ ، در مسائل با ابعاد متوسط، تفاوت معناداری بین نتایج دو الگوریتم دیده نشد؛ اما در مسائل با ابعاد بزرگ، مشخص شد که الگوریتم CSA عملکرد بهتری از الگوریتم SA داشته است. در نظرگیری محدودیت‌های تصادفی برای این مسئله، توسعه مدل چندهدفه و همچنین استفاده از مدل ترکیبی یادگیری در محیط‌های تولیدی دیگر از مسیرهای ادامه پژوهش است.



## منابع

1. Adeli, M., Zandieh, M. (2013). Multiobjective simulation-optimization approach for integrated sourcing and inventory decisions. *Journal of Industrial Management Perspective*, 3(11), 89-110.
2. Aggoune, R. (2004). Minimizing the makespan for the flow shop scheduling problem with availability constraints. *European Journal of Operational Research*, 153(3), 534-543.
3. Aggoune, R., & Portmann, M.-C. (2006). Flow shop scheduling problem with limited machine availability: A heuristic approach. *International Journal of Production Economics*, 99(1-2), 4-15.
4. Allaoui, A., & Artiba, A. (2006). Scheduling two-stage hybrid flow shop with availability constraints. *Computers & Industrial Engineering*, 33(5), 1399-1419.
5. Biskup, D. (1999). Single-machine scheduling with learning considerations. *European journal of operational research*, 115(1), 173-178.
6. Biskup, D. (2008). A state-of-the-art review on scheduling with learning effects. *European Journal of Operational Research*, 188(2), 315-329.
7. Breit, J. (2004). An improved approximation algorithm for two-machine flow shop scheduling with an availability constraint. *Information Processing Letters*, 90, 273-278.
8. Cheng, T., Kou, W.-H., & Yang, D.-L. (2013). Scheduling with a position-weighted learning effect based on sum-of-logarithm-processing-times and job position. *Information Sciences*, 221(1), 490-500.
9. Cheng, T., Lai, P., Wu, C., & Lee, W. (2009). Single-machine scheduling with sum-of logarithm-processing-times-based learning consideration. *Information Sciences*, 179(18), 3127-3135.
10. Cheng, T., Wu, C., & Lee, W. (2008). Some scheduling problems with sum-of-processing-times-based and job-position-based learning effects. *Information Sciences*, 178(11), 2476-2487.
11. Deyi, L., & Yi, D. (2005). *Artificial intelligence with uncertainty*. Chapman & Hall.
12. Deyi, L., Haijun, M., & Xuemei, S. (1995). Membership clouds and membership cloud generators. *Journal of Computer Research and Development*, 32(6), 15-20.
13. Eren, T., & Güner, E. (2008). A bicriterion flowshop scheduling with a learning effect. *Applied Mathematical Modelling*, 32(9), 1719-1733.
14. Ghodrattnama, A., Rabbani, M., Tavakkoli-Moghaddam, R., & Baboli, A. (2010). Solving a single-machine scheduling problem with maintenance, job deterioration and learning effect by simulated annealing. *Journal of Manufacturing Systems*, 29(1), 1-9.
15. Janiak, A., & Rudek, R. (2008). Viewpoint on: complexity results for single-machine scheduling with positional learning effects. *Journal of the Operational Research Society*, 59(10), 1430.
16. Lee, C. (1999). Two-machine flowshop scheduling with availability constraints. *European Journal of Operational Research*, 114(2), 420-429.

17. Lee, W.-C., & Wu, C.-C. (2004). Minimizing total completion time in a two-machine flowshop with a learning effect. *International Journal of Production Economics*, 88(1), 85-93.
18. Liao, L., & Tsai, C. (2009). Heuristic algorithms for two-machine flowshop with availability constraints. *Computers & Industrial Engineering*, 56(1), 306-311.
19. Lv, P., Yuan, L., & Zhang, J. (2009). Cloud theory-based simulated annealing algorithm and application. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 22(4-5), 742-749.
20. Ma, Y., Chu, C., & Zou, C. (2010). A survey of scheduling with deterministic machine availability constraints. *Computers & Industrial Engineering*, 58(2), 199-211.
21. Rahimi, H., Azar, A., Rezaei Pandari, A. (2015). Designing a multi objective job shop scheduling model and solving it by simulated annealing. *Journal of Industrial Management Perspective*, 5(19), 39-64.
22. Vahedi-Nouri, B., Fattahi, P., & Ramezani, R. (2013b). Minimizing total flow time for the non-permutation flow shop scheduling problem with learning effects and availability constraints. *Journal of Manufacturing Systems*, 32(1), 167-173.
23. Vahedi-Nouri, B., Fattahi, P., Rohaninejad, M., & Tavakkoli-Moghaddam, R. (2013a). Minimizing the total completion time on a single machine with the learning effect and multiple availability constraints. *Applied Mathematical Modelling*, 37(5), 3126-3137.
24. Vahedi-Nouri, B., Fattahi, P., Tavakkoli-Moghaddam, R., & Ramezani, R. (2014). A general flow shop scheduling problem with consideration of position-based learning effect and multiple availability constraints. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 73(5-8), 601-611.
25. Wu, C., & Lee, W. (2009). Single-machine and flowshop scheduling with a general learning effect model. *Computers & Industrial Engineering*, 56(4), 1553-1558.
26. Yang, S.-J. (2010). Single-machine scheduling problems with both start-time dependent learning and position dependent aging effects under deteriorating maintenance consideration. *Applied Mathematics and Computation*, 217(7), 3321-3329.
27. Zhang, X., Yan, G., Huang, W., & Tang, G. (2012). A note on machine scheduling with sum-of-logarithm-processing-timebased and position-based learning effects. *Information Sciences*, 187, 298-304.