

# بهینه‌سازی شبیه‌سازی در خطوط تولید با استفاده از SA\*

فرشید بابا اکبری<sup>۱</sup>

## Abstract

By using systematic thinking in management science, system analyzing is getting more important. The main points in any system today are complexity, dynamicity and adaptability, so it needs to use proper tools for analyzing system behaviors by dummy models. To increase the efficiency of this technique, we can conjoin it with different optimizing methods.

This article explains how we can use "SA" algorithm in simulation and optimization of storage capacity in a production line.

In this regard, after the conceptual coalescence of SA approach with simulation, a software program is designed for its execution and different states of the system are examined by using it. The results of the study indicate that the coalescence of "S A" with simulation is effectual and viable.

**Keywords:** optimizing, simulation, in process stock capacity, S.A., Discreet events simulation, over creative methods

آنها را مشکل نموده است. از این نقطه نظر به کارگیری مدل‌های تحلیلی به منظور ساده‌سازی و عدم توجه به تمامی ابعاد مترتب بر سیستم، با محدودیت‌های قابل توجهی روبرو شده است. این موضوع، بستر پیدایش و گسترش استفاده از رویکرد شبیه‌سازی کامپیوتری را فراهم آورده است. با این وجود، ارائه بهترین راه‌حل همواره یکی از چالش‌های اصلی در این رویکرد است. اگرچه می‌توان به کمک شبیه‌سازی رفتار سیستم را تقلید نمود، لیکن تعیین مقادیر بهینه متغیرها با این روش امکان‌پذیر نیست. بهینه‌سازی- شبیه‌سازی پاسخی برای برطرف نمودن این محدودیت است. خوشبختانه روش‌های متنوع و گسترده بهینه‌سازی- شبیه‌سازی امکان تحلیل مسائل پیچیده را فراهم نموده است. مزیت بارز

## چکیده

با غالب شدن تفکر سیستمی در علوم مدیریت؛ تجزیه و تحلیل سیستمها دقیق تر و نظام یافته تر از گذشته صورت می‌گیرد. ویژگیهای اصلی سیستم های امروزی پیچیدگی، هم پایانی، پویایی و سازگاری می باشد. لذا برای تجزیه و تحلیل بیشتر سیستم ها باید از ابزارهای مناسب با چنین سیستم هایی استفاده کرد. یکی از این ابزارها شبیه سازی است که می تواند رفتار و عملکرد سیستم را با استفاده از مدل‌های مجازی مورد تحلیل قرار دهد. به منظور کارایی بیشتر این تکنیک می توان آن را با روشهای مختلف بهینه سازی ادغام نمود. در این راستا، مقاله حاضر به چگونگی پیاده‌سازی شیوه SA در بهینه‌سازی شبیه‌سازی مساله تعیین ظرفیت مناسب انبارهای میانگیر یک خط تولید می‌پردازد. در این خصوص پس از تلفیق مفهومی رویکرد SA و شبیه‌سازی، نرم‌افزاری برای اجرای آن طراحی و تهیه شده است و به کمک آن حالات مختلف سیستم آزمایش گردید. تجزیه و تحلیل نتایج به دست آمده از آزمایشها، به خوبی دلالت بر کارآمدی پیاده‌سازی SA در شبیه‌سازی این گونه سیستم‌ها دارد.

## واژگان کلیدی: بهینه‌سازی شبیه‌سازی، تعیین ظرفیت

انبارهای میانگیر، SA، شبیه‌سازی وقایع گسسته، روشهای فرا ابتکاری.

## مقدمه

امروزه پیچیدگی، پویایی روزافزون و ماهیت تصادفی کارکرد سیستمها بیش از پیش بررسی و تحلیل

<sup>۱</sup> دانشگاه آزاد اسلامی واحد همدان

$$\text{Min } f[X]$$

$$X \in \Theta$$

به طوری که  $X$  متغیرهای تصمیم مدل و  $\Theta$  بیانگر ناحیه موجه مدل است. برای بهینه کردن چنین مسأله‌ای پنج دسته اصلی از روشها وجود دارد: روشهای جستجوی مبتنی بر گرادیان، بهینه‌سازی تصادفی، متدولوژی پاسخ سطح، روشهای آماری و روشهای ابتکاری.

### روشهای جستجوی مبتنی بر گرادیان

این دسته از روشها با به کارگیری فنون برنامه‌ریزی ریاضی به تخمین گرادیان تابع خروجی شبیه‌سازی جهت ارزیابی تابع هدف می‌پردازند. در این زمینه چندین روش ارائه شده است. روش برآورد محدود (سیگران<sup>۵</sup>، ۱۹۹۸) به عنوان ابتدایی‌ترین روش تخمین گرادیان، به صورت زیر عمل می‌کند:

که در آن  $e_i = (0, 0, \dots, 1, 0, 0, \dots, 0)$  بردار مختصات و  $c$ ، عددی، ثابت، مثبت و کوچک.

در روش تجزیه و تحلیل اغتشاش و روش نسبت احتمال تنها با یکبار اجرای شبیه‌سازی به تخمین گرادیان تابع خروجی شبیه‌سازی می‌پردازند (گارسون و ماریا<sup>۶</sup>، ۱۹۹۷). در این روش‌ها فرض می‌شود متغیر تصادفی  $X(X)$  دارای تابع توزیع تجمعی  $F(x)$  و از طریق تبدیل معکوس به صورت  $x = F_X^{-1}(u)$  می‌باشد به طوری که  $X \in \Theta$  و  $U$  متغیر تصادفی یکنواخت در بازه  $[0, 1]$  است. در روش تجزیه و تحلیل اغتشاش، تخمین گرادیان تابع خروجی شبیه‌سازی به صورت زیر است.

$$g(X) = \sum_{i=1}^{i=N} \nabla F_X^{-1}(u) / N$$

$$g(x) = \nabla f(x)$$

$$\hat{g}(x) = (\hat{g}_1(x), \hat{g}_2(x), \dots, \hat{g}_d(x))^T$$

این روشها در آن است که بدون جستجوی کلیه نقاط فضای موجه، سعی در یافتن جواب بهینه دارند. الگوریتم SA یکی از این روشهای است که می‌تواند در بهینه‌سازی شبیه‌سازی مورد استفاده قرار گیرد. این روش در زمره روشهای فرا ابتکاری بهینه‌سازی - شبیه‌سازی قرار دارد که ایده اصلی خود را از فرآیند ذوب فلزات دریافت نموده و با تطبیق مفاهیم طبیعی فرآیند ذوب فلزات و بهینه‌سازی به صورت یک الگوریتم جستجوی موثر شناخته شده است. این روش در حل طیف گسترده‌ای از مسائل بهینه‌سازی به کار می‌رود (ون لارهون<sup>۱</sup>، ۱۹۹۲)، (اگلز<sup>۲</sup>، ۱۹۹۳)، (تام<sup>۳</sup>، ۱۹۹۱)، (لای و چان<sup>۴</sup>، ۱۹۹۷). در مقاله حاضر به چگونگی به کارگیری این روش در بهینه‌سازی شبیه‌سازی مسأله تعیین ظرفیت بهینه انبارهای میانگیر خط تولید پرداخته شده است. نتایج به دست آمده به خوبی دلالت بر کارآمدی تلفیق SA با شبیه‌سازی در چارچوب مسأله بررسی شده، دارد. در ادامه مقاله ابتدا مروری مختصر بر روشهای بهینه‌سازی شبیه‌سازی ارائه گردیده، سپس مفاهیم اصلی روش SA تشریح شده است. بخش بعدی به توصیف یک مسأله ساده تولید و پیاده‌سازی روش SA در حل آن پرداخته و نتایج به دست آمده مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفته، و سرانجام پیشنهادهایی در مورد تحقیقات آتی ارائه شده است.

### بهینه‌سازی - شبیه‌سازی

به طور کلی بهینه‌سازی شبیه‌سازی فرایند تعیین مقادیر بهینه متغیرهای ورودی سیستم  $(X_1, X_2, \dots, X_n)$  به منظور حداکثر نمودن متغیرهای عملکردی است. مدل‌های بهینه‌سازی شبیه‌سازی دارای تابع هدف (یعنی، بهینه نمودن پاسخ مدل شبیه‌سازی) و مجموعه‌ای از محدودیتها می‌باشند. به عبارت دیگر یک مدل بهینه‌سازی را می‌توان به صورت زیر نشان داد.

<sup>1</sup> Van Laarhoven

<sup>2</sup> Eglese

<sup>3</sup> Tam

<sup>4</sup> Lai and Chan

<sup>5</sup> Sigrun

<sup>6</sup> Carson and Maria

$$\hat{g}_i(X) = \begin{cases} i=1,2,\dots,d & \frac{\hat{f}(X + ce_i) - \hat{f}(X)}{c} \quad \text{روش تفاضلات پیشرو} \\ \text{یا} \\ i=1,2,\dots,d & \frac{\hat{f}(X + ce_i) - \hat{f}(X - ce_i)}{2c} \quad \text{روش تفاضلات مرکزی} \end{cases}$$

تولید می‌گردد که  $X_n$ ، مقدار پارامتر تصمیم سیستم در ابتدای تکرار  $n$  ام،  $\hat{\nabla} g(X_n)$ ، برآورد  $\nabla g(X)$  در تکرار  $n$  ام،  $a_n$ ، یک دنباله مثبت و  $\Pi_\Theta$ ، تصویر نقطه به دست آمده بر فضای  $\Theta$  (نزدیکترین نقطه در فضای موجود) است (آزادیار و لی<sup>۹</sup>، ۱۹۹۸).

### متدولوژی پاسخ سطح

رویکرد این روش در بهینه‌سازی شبیه‌سازی، تعیین ارتباط میان متغیرهای ورودی و خروجی شبیه‌سازی صرف‌نظر از چگونگی پردازش مدل است (فو<sup>۱۰</sup>، ۱۹۹۴). به این روشها فرامدل<sup>۱۱</sup> می‌گویند که این امر در روش حاضر به صورت عددی و با استفاده از فنون آماری، انجام می‌پذیرد (نیدر میجر و همکارانش<sup>۱۲</sup>، ۲۰۰۰). یعنی  $E(f(X)) = \emptyset(x_1, x_2, \dots, x_d)$  که در ادامه ابتدا تابع  $\emptyset$  بوسیله یک مدل رگرسیون درجه اول در دامنه بخصوصی از  $X$  به صورت زیر تقریب زده می‌شود؛

$$E(f(X)) = \sum_{i=1}^d \beta_i X_i + \beta_d X_d + \dots + \beta_0 + \beta_1 X_1$$

چنانچه قابلیت اعتماد مدل به دست آمده کم باشد، تابع  $\emptyset$  مجدداً در نقطه بهینه تقریب فوق، با مدل‌های درجه دوم رگرسیون تخمین زده می‌شود. این رویه تا حصول قابلیت اطمینان مورد نظر ادامه می‌یابد. مقدار بهینه مدل رگرسیون به عنوان مقدار بهینه متغیر ورودی مدل شبیه‌سازی خواهد بود.

حال آنکه در روش نسبت احتمال فرض می‌شود متغیر تصادفی  $x(X)$  دارای تابع چگالی  $f_x$  است. از این رو توزیع  $F_x$  گرادیان تابع به صورت:

$$g(X) = \sum_{i=1}^N x_i(X) \nabla f_x(x_i(X)) / f_x(x_i(X)) / N$$

می‌باشد. روش آزمایش‌ها با دامنه نوسانی که یک روش تجزیه و تحلیل حساسیت و بررسی عوامل می‌باشد (شلدون<sup>۷</sup>، ۱۹۹۵) یکی از روشهای دیگر تخمین گرادیان است. در این روش متغیر ورودی انتخاب شده در خلال اجرای شبیه‌سازی در تکرارهای مختلف تحت تاثیر نوسانات سینوسی قرار گرفته و با تجزیه و تحلیل طیفی به تخمین گرادیان تابع مدل می‌پردازد. بردار متغیر ورودی مدل شبیه‌سازی در این روش به صورت:

$$X(t) = X_0 + \alpha \sin(\omega t)$$

تولید می‌گردد که در آن  $X_0$  بردار پارامتر ورودی مدل،  $\alpha$  بردار دامنه نوسان و  $\omega$  بردار فرکانس تحریک است.

### بهینه‌سازی تصادفی

این روش در زمره رویه‌های برگشتی، مبتنی بر گرادیان و تکرارپذیر است (آرشم<sup>۸</sup>، ۱۹۹۶). روش مزبور ابتدا به تخمین تابع رگرسیون جواب پرداخته و سپس با حل معادله گرادیان  $\nabla g(x) = 0$  متغیرهای ورودی را بهینه می‌نماید. فرمول اصلی بازگشتی پارامتر ورودی مدل شبیه‌سازی به صورت:

$$X_{n+1} = \Pi_\Theta(X_n - a_n \hat{\nabla} g_n(X_n))$$

<sup>9</sup> Azadivar and Lee

<sup>10</sup> Fu

<sup>11</sup> Meta model

<sup>12</sup> Neddermeijer and et al

<sup>7</sup> Sheldon

<sup>8</sup> Arsham

## روشهای آماری

زمانی از این روشها در مسائل بهینه‌سازی شبیه‌سازی استفاده می‌شود که مسأله انتخاب بهترین متغیر ورودی از میان چند مجموعه از متغیرهای ورودی مد نظر باشد. رتبه‌بندی و انتخاب، انتخاب زیرمجموعه و مقایسه های چندگانه برخی از این روشهای است.

روش رتبه‌بندی و انتخاب زمانی مورد استفاده قرار می‌گیرد که تعداد ورودی کم باشد و در انجام این امر از دو طریق یعنی انتخاب زیر مجموعه و ناحیه بی‌تفاوتی<sup>۱۳</sup>، عمل می‌کند. در صورتی که انتخاب زیرمجموعه‌هایی از متغیرهای ورودی که دربرگیرنده بهترین پارامتر ورودی است، مطرح باشد از طریق انتخاب زیرمجموعه و زمانی که انتخاب بهترین متغیر ورودی مد نظر باشد، از رتبه‌بندی ناحیه بی‌تفاوتی استفاده می‌شود. از سوی دیگر، روش انتخاب زیرمجموعه، از طریق ساده‌سازی و کوچک کردن فضای جواب به بهینه‌سازی کمک می‌کند. این روش به عنوان یک راهنمای عمل در روش رتبه‌بندی و انتخاب نیز به کار می‌رود. نهایتاً از روش مقایسه های چندگانه که در آنها انتخاب بهترین پارامتر ورودی مطرح می‌باشد، به عنوان جایگزینی برای روش رتبه‌بندی و انتخاب استفاده می‌شود با این تفاوت که اطلاعاتی نیز در خصوص رابطه میان متغیرهای ورودی و پاسخ مدل نیز ارائه می‌نماید (جیمز<sup>۱۴</sup> و شلدون، ۱۹۹۹) و (اولافسون<sup>۱۵</sup>، ۲۰۰۲).

## روشهای ابتکاری

این روشها بر خلاف روشهای تحلیلی فضای مسأله را به صورت تصادفی (مبتنی بر یک ایده ابتکاری) بررسی و به دلیل سادگی، کاربرد وسیعی در مسائل

بهینه‌سازی دارند (دیگالسکیس و مارگاریتس<sup>۱۶</sup>، ۲۰۰۱). ایده اولیه آنها برگرفته از تکامل زیستی، هوش مصنوعی، علوم ریاضی، فیزیک و سیستمهای عصبی است. الگوریتم ژنتیک که یکی از این روشها می‌باشد، ایده خود را از انتقال صفات موروثی بوسیله ژنها از یک نسل به نسل دیگر دریافت کرده است. در بکارگیری الگوریتم مزبور در مسائل بهینه‌سازی شبیه‌سازی، ابتدا مجموعه‌ای از متغیرهای ورودی به طور تصادفی تولید و با در نظر گرفتن پاسخ مدل شبیه‌سازی، تلفیق و ترکیبی بین این مجموعه صورت گرفته تا متغیرهای ورودی بعدی تولید گردد (گلدبرگ<sup>۱۷</sup>، ۱۹۸۹)، (تاناکا<sup>۱۸</sup>، ۱۹۹۳)، (تات<sup>۱۹</sup>، ۱۹۹۵). این رویه تا زمانی ادامه پیدا می‌کند که میزان بهبود در جواب، از یک آستانه از قبل تعیین شده فراتر نرود. روش دیگر در این حوزه، روش جستجوی ممنوع است. این الگوریتم بر اساس اصول هوش مصنوعی در سال ۱۹۹۸ توسط فردگلاور مطرح شد که در آن مسیر جستجو از یک نقطه به سوی بهترین نقطه همسایگی در فضای جواب، دنبال می‌شود و با بهره‌گیری از مکانیزمی به نام عنوان لیست تابو<sup>۲۰</sup> اولاً از بررسی مجدد نقاط اجتناب و دوم اینکه امکان پذیرش جوابهای نامطلوب را به امید دستیابی به جواب بهتر (فرار از دام نقطه بهینه موضعی) می‌پذیرد. با افزایش تکرار الگوریتم، فرایند جستجو با دقت بیشتری انجام می‌گیرد (گلاور<sup>۲۱</sup>، ۱۹۹۳).

استراتژیهای تکاملی از جمله دیگر روشهای

ابتکاری است. خواستگاه این روش قواعد تکامل طبیعی، می‌باشد. در محاسبات تکاملی این روش، دو طرح برای

<sup>16</sup> Digalskis and margaritis

<sup>17</sup> Goldberg

<sup>18</sup> Tanaka

<sup>19</sup> Tate

<sup>20</sup> Tabu list

<sup>21</sup> Glover

<sup>13</sup> Indifference zone

<sup>14</sup> James

<sup>15</sup> Olafsson

نتایج پژوهشهای ارائه شده دلالت بر آن دارد که روش SA توانایی قابل ملاحظه‌ای در حل مسائل بهینه‌سازی شبیه‌سازی دارد (هندرسون و همکارانش<sup>۲۴</sup>، ۲۰۰۳).

الگوریتم SA در حل مسائل بهینه‌سازی ترکیبی معمولاً با انتخاب یک جواب اولیه تصادفی آغاز می‌شود. این الگوریتم تلاش می‌کند با انتخاب جوابهای جدید بوسیله یک سازه مناسب و محاسبه اختلاف هزینه متناظر با هر جواب،  $\Delta E$ ، جوابها را بهبود دهد. اگر مقایسه جواب موجود و جواب جدید بیانگر بهبود باشد ( $\Delta E \leq 0$ ) جواب جدید پذیرفته می‌شود و فرآیند جستجو تا رسیدن به یک جواب رضایت‌بخش ادامه می‌یابد. چنانچه این مقایسه بیانگر بهبود جواب نباشد ( $\Delta E > 0$ ) جواب جدید با احتمال  $\exp\left(\frac{-\Delta E}{T}\right)$  هنوز شانس پذیرش را دارد. بدین صورت که یک عدد تصادفی ( $0 \leq R \leq 1$ ) تولید و چنانچه این عدد تصادفی از احتمال یاد شده کوچکتر باشد پذیرفته و در غیر این صورت رد می‌شود (وانگ و وو<sup>۲۵</sup>، ۱۹۹۹).

### تشریح و فرضیه‌های مسئله

در این مقاله چگونگی استفاده از روشهای بهینه‌سازی شبیه‌سازی در تعیین بهینه ظرفیت انبارهای میانگیر به کمک روش SA مورد بحث قرار گرفته است. خط تولید بررسی شده به صورت سری است که در آن ایستگاه‌های کاری به وسیله یک انبار میانگیر از هم جدا شده و قطعات از ایستگاه اول با یک تابع توزیع نمایی وارد سیستم شده و به ترتیب از تمامی ایستگاهها و فضاهای انبار میانگیر بین آنها عبور می‌کنند. در صورت خالی بودن انبار میانگیر پس از انجام عملیات بر روی یک قطعه به انبار میانگیر انتقال داده می‌شود.

تولید جواب جدید وجود دارد؛  
 (۱)  $(\lambda + \mu)$  که  $\lambda$  و  $\mu$  به ترتیب بیانگر والدین و فرزندان می‌باشند. لذا مجموعه متغیرهای ورودی، تنوعی به اندازه  $(\lambda + \mu)$  خواهد داشت و  $\mu$  موجود به عنوان والدین برای تولید نسل بعد انتخاب و با حذف بدترین مقدار، اندازه جمعیت فعلی حفظ می‌شود.  
 (۲)  $(\lambda, \mu)$  که در آن تعداد فرزندان بیشتر از والدین بوده و از آنها در تولید مجموعه بعدی استفاده می‌شود (کندال و همکارانش<sup>۲۲</sup>). روش دیگر SA می‌باشد که به لحاظ تمرکز مقاله بر آن در ادامه با جزئیات بیشتری مطرح می‌گردد.

### الگوریتم SA

در برخی از مسائل بهینه‌سازی ترکیبی بدلیل فضای گسترده جواب و زمان محاسبه بالا استفاده از SA مؤثر است. مفاهیم اصلی این روش برگرفته از قواعد فیزیکی و ترمودینامیکی مربوط به ذوب فلزات است. بدین ترتیب که دمای یک جسم جامد،  $T$ ، در اثر حرارت افزایش یافته تا به حالت مایع درآید. سپس دمای جسم بتدریج کاهش می‌یابد. چنانچه کاهش دما به آهستگی صورت پذیرد آرایش اتمهای جسم در پایین‌ترین سطح انرژی خود قرار می‌گیرند. از منظر مهندسی متالورژی این فرآیند سعی دارد اتمهای جسم را به نحوی در کنار هم قرار دهد تا حالت فیزیکی جسم در بهترین شکل ممکن قرار گیرد. ارتباط مفاهیم فیزیکی با بهینه‌سازی ترکیبی بدین ترتیب است که جوابهای مختلف در مسئله بهینه‌سازی ترکیبی با موقعیتهای فیزیکی مختلف یک جسم معادل است. همچنین هزینه هر یک از جوابها در مسائل بهینه‌سازی ترکیبی با سطوح مختلف انرژی،  $E$ ، مترادف می‌باشد (کریک پاتریک و همکارانش<sup>۲۳</sup>، ۱۹۸۳).

<sup>24</sup> Henderson and et al

<sup>25</sup> Wang and Wu

<sup>22</sup> Kendall & etal

<sup>23</sup> kirkpatric and et al

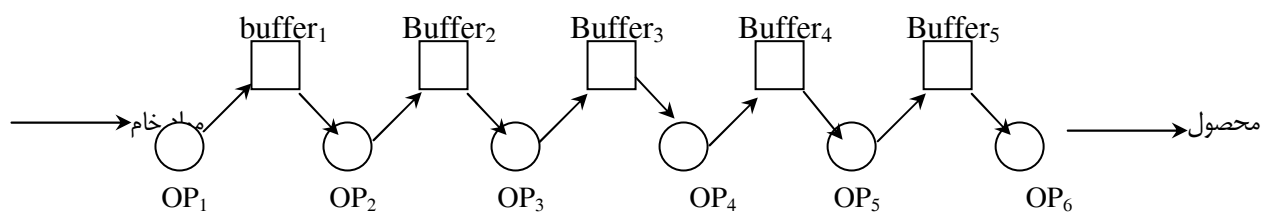
سیستم) و هزینه سیستم، تأثیر می‌گذارد. به نحوی که قرار دادن یک انبار میانگیر با ظرفیت بالا هزینه توقف عملیات را کاهش ولی در عوض هزینه انبارهای میانگیر را افزایش می‌دهد. از سوی دیگر، تعیین بهینه ظرفیت انبارها به عواملی همچون مدت زمان عملیات هر ایستگاه کاری و تابع هزینه تولید بستگی دارد. چنانچه در ایستگاهی زمان عملیات کم و زمان عملیات ایستگاه بعدی زیاد باشد، انبار میانگیر با ظرفیت بالا مورد نیاز است. همچنین زمانی که هزینه مربوط به توقف عملیات نسبت به هزینه افزایش ظرفیت انبارها زیاد باشد، باید تلاش شود که با افزایش ظرفیت انبارها از بروز توقف عملیات، اجتناب شود.

یک راه‌حل برای یافتن بهترین ترکیب انبارها آن است که تمام ترکیبات مختلف ظرفیت‌ها آزمایش شوند. اما این راهکار نه تنها مقرون به صرفه نیست، بلکه چندان عملی نیز نمی‌باشد. زیرا تعداد ترکیبهای مربوط به تخصیص  $u$  واحد ظرفیت کل به  $n$  انبار میانگیر چنانچه مجموع ظرفیتها در هر ترکیب مساوی  $u$  باشد، برابر با  $\binom{u+n-1}{u}$  و چنانچه مجموع انبارها کوچکتر یا مساوی  $u$  باشد،

فضای قبل از ایستگاه اول به عنوان یک انبار میانگیر محسوب نمی‌شود و همچنین مدت زمان انجام عملیات در هر ایستگاه بصورت متغیرهای تصادفی طبیعی است. از این رو، بخاطر ماهیت تصادفی زمان سرویس‌دهی در ایستگاهها، انبارهای میانگیر بین آنها تعبیه شده است. ایستگاه پایانی نیز محصول نهایی را به انبار کالاهای ساخته شده تحویل می‌دهد که در این مورد نیز فرض می‌شود انبار کالاهای ساخته شده فاقد محدودیت ظرفیت است.

در برخی ایستگاه‌ها ممکن است عملیات به علت تکمیل ظرفیت انبار میانگیر بعدی متوقف شود. در این حالت نوعی هزینه فرصت از دست رفته وجود دارد که در این مقاله از آن تحت عنوان هزینه توقف عملیات یاد می‌شود. همچنین افزایش هر واحد ظرفیت انبارها نیز هزینه مخصوص به خود را در پی دارد. خط تولید مورد بررسی دارای ۶ ایستگاه ( $OP_1, OP_2, \dots, OP_5$ ) و ۵ انبار میانگیر ( $buffer_1, \dots, buffer_5$ ) است.

مسئله تصمیم‌گیری تعیین ظرفیت بهینه هر یک از انبارهای میانگیر است. اندازه‌های مختلف ظرفیت این انبارها سطوح نتایج مختلفی را در خط تولید ایجاد می‌کند. ظرفیت انبارها بر میزان تولید محصول (خروجی



شکل ۱. نمایش خط تولید بررسی شده

کریس‌تین و همکارانش<sup>۲۶</sup>، ۱۹۹۸). به عنوان مثال در حالت دوم، تعداد ترکیبهای تخصیص ۱۰ و ۱۵ واحد

تعداد ترکیبها برابر  $\binom{u+n}{u}$  خواهد بود

**قدم ۳.** یک آرایش جدید از خط تولید ( $C_n$ ) انتخاب شود.

**قدم ۴.** اختلاف تابع هزینه ( $\Delta E$ ) بین  $C_0$  و  $C_n$  محاسبه گردد.

**قدم ۵.** اگر آرایش جدید دارای کارایی بیشتری از آرایش قبلی باشد ( $\Delta E \leq 0$ ) پذیرفته شود.

**قدم ۶.** اگر آرایش جدید دارای کارایی کمتری باشد ( $\Delta E > 0$ ) یک عدد تصادفی ( $R$ ) تولید و چنانچه  $R < \exp\left(\frac{-\Delta E}{T}\right)$  باشد آن را پذیرفته، و در غیر این صورت رد می شود.

**قدم ۷.** اگر شرط تعادل برآورده شود، فرایند جستجو متوقف می شود، در غیر این صورت، دما کاهش می یابد و به قدم ۳ برگردید.

برای اجرای بهینه‌سازی شبیه‌سازی مسأله فوق، یک برنامه کامپیوتری در محیط VISUAL C++ به صورت شیء‌گرا و با رعایت اصول طراحی نرم‌افزار تهیه گردید. ایجاد معماری دقیق، موجب ارتقاء عملکرد، قابلیت استفاده و نگهداری نرم‌افزار گردید. کلاسهای طراحی شده به گونه‌ای است که برای تعمیم مسأله و یا استفاده در مسائل مشابه (مسائلی که نیاز به شبیه‌سازی گسسته و یا بهینه‌سازی با الگوریتم SA دارند) کارایی لازم را با کمترین تغییرات دارد. سرعت بالا برای نرم‌افزارهای بهینه‌سازی شبیه‌سازی ضروری است که در این نرم‌افزار محیط پیاده‌سازی و الگوریتم‌های به کار رفته این خواسته را به خوبی برآورده نموده است. معماری کلی نرم‌افزار به صورت زیر می‌باشد:

ظرفیت به ۵ انبار میانگیر به ترتیب برابر با ۳۰۰۳ و ۱۵۵۰۴ است. بنابراین با افزایش ظرفیت کل و تعداد انبارها، میزان ترکیبهای تخصیص به شدت افزایش می‌یابد. بعلاوه از آنجائیکه مدت زمان عملیات تابع توزیع احتمال می‌باشد، بررسی سیستم تنها به کمک شبیه‌سازی کامپیوتری میسر بوده و برای رسیدن به نتایج قابل اطمینان در هر ترکیب مشخص، اجراهای مختلف مورد نیاز است. لذا در بهینه‌سازی این سیستمها، استفاده از روشهای کارآمدی نظیر SA ضروری است.

تعیین ظرفیت هر انبار میانگیر بگونه‌ای که بیشترین سطح عملکردی را موجب شود از طریق دو روش امکان‌پذیر است:

- جستجوی تعویضی<sup>۲۷</sup>
- جستجوی فراگیر<sup>۲۸</sup>

در روش اول، تنها انبارهای میانگیری که مجموع ظرفیت آنها ثابت باشد مورد بررسی قرار می‌گیرند. به طور مثال، یک آرایش از انبارهای میانگیر که دارای ترکیب ظرفیتی ۱-۳-۳-۵-۳ (با جمع فضای ذخیره انبار ۱۵ واحد) می‌تواند با آرایش ۳-۳-۳-۳-۳ که ۲ فضا از انبار دوم کاسته و ۲ فضا به انبار پنجم اضافه شده تعویض گردد. روش دوم به دنبال شناسایی انبارهای میانگیری با بالاترین سطح از نتایج و با کمترین سطح ممکن از ظرفیت می‌باشد.

### پیاده‌سازی الگوریتم

بکارگیری الگوریتم SA در مساله فوق به صورت زیر خواهد بود:

**قدم ۱.** یک آرایش اولیه از خط تولید ( $C_0$ ) و یک دمای اولیه ( $T_0$ ) انتخاب شود.

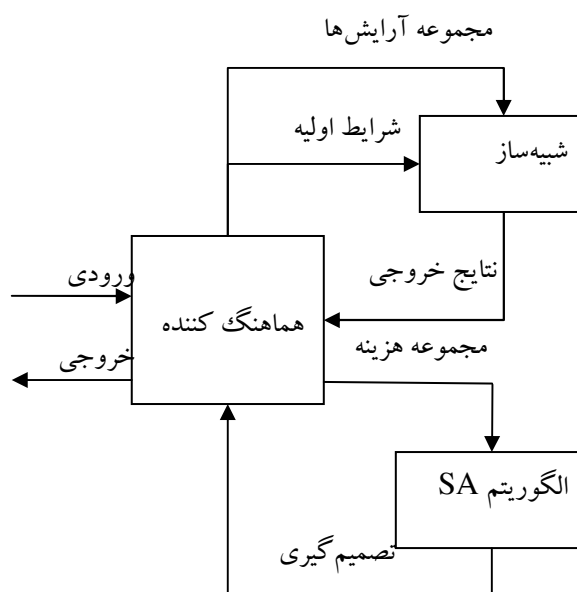
**قدم ۲.** تابع هزینه  $C_0$  محاسبه شود.

<sup>27</sup> Swap search

<sup>28</sup> Global search

شده، تعداد ورودی‌ها در صف، متوسط طول صف، میانگین و حداکثر تعداد قطعات در هر کدام از انبارهای میانگیر، میزان استفاده، زمان بیکاری و زمان توقف عملیات هر یک از ایستگاه‌ها بر حسب درصد و تعداد قطعات خارج شده از سیستم. قسمت شبیه‌ساز این گزارش‌ها را در یک فایل ذخیره و آن را به قسمت هماهنگ کننده برمی‌گرداند. هماهنگ کننده، تابع هزینه را از شیء نتایج فراخوانده و آرایش فعلی را ارزیابی می‌نماید. توابع مختلفی می‌تواند برای ارزیابی آرایشها مورد استفاده قرار گیرد. دو نسخه مختلف از این تابع طراحی و پیاده‌سازی شده است.

هماهنگ کننده، هزینه آرایش را به الگوریتم SA ارجاع می‌دهد. الگوریتم SA با توجه به دما و هزینه جواب فعلی و هزینه جواب قبلی تصمیمی منجر به قبول یا رد آن و نیز ضرورت بررسی آرایشهای بیشتر اتخاذ می‌کند و آن را به قسمت هماهنگ کننده اعلام می‌دارد. هماهنگ کننده با توجه به تصمیم SA در صورتی که احتیاج به بررسی آرایش‌های جدید باشد، تابع تغییر آرایش را از شیء آرایش فراخوانده و یک آرایش همسایه جدید می‌سازد. این تابع تغییر آرایش می‌تواند دارای مکانیزم‌های مختلفی باشد. در این نرم‌افزار سه نسخه از این تابع که یکی منطقی و دو مورد دیگر تصادفی است طراحی و پیاده‌سازی شده است. هماهنگ کننده، آرایش جدید را به شبیه‌ساز ارجاع داده و از نتایج تولید شده، هزینه آرایش جدید را محاسبه و آن را برای تصمیم‌گیری در اختیار الگوریتم SA قرار می‌دهد. این عملیات بطور متوالی تکرار می‌شود. در هر تکرار شبیه‌سازی به تعداد تکرار تنظیم شده در ابتدای برنامه اجرا و سپس دما کاهش می‌یابد. مکانیزم تغییر دما به صورت هندسی و با ضریب ۹۵ درصد صورت می‌پذیرد. هرگاه شرط خروج حاصل شد (برای مثال مقدار بهبود



شکل ۲. معماری نرم‌افزاری بهینه‌سازی شبیه‌سازی به کمک الگوریتم SA

بخش هماهنگ کننده، اطلاعاتی نظیر زمان شبیه‌سازی، تعداد اقلام تولید شده در شبیه‌سازی، اطلاعات مربوط به وضعیت سیستم شامل تعداد ایستگاهها، اندازه اولیه انبارهای میانگیر، نرخ ورود زمان سرویس‌دهی، زمان عملیات ایستگاهها و اطلاعات مربوط به تنظیمات الگوریتم SA مشتمل بر دمای اولیه، تعداد تکرارها در هر دما، مقدار/پسین برای خروج از برنامه و پارامترهای هزینه شامل هزینه توقف عملیات و هزینه افزایش ظرفیت را از فایل ورودی دریافت می‌کند. هماهنگ کننده با توجه به اطلاعات فوق یک آرایش از سیستم را ساخته و با انجام تنظیمات مربوط به بخش شبیه‌سازی، تقاضای شبیه‌سازی را می‌دهد. بخش شبیه‌ساز که خود از اجزای کوچکتری مانند executor، scheduler و clock تشکیل شده است بر مبنای روش شبیه‌سازی سه مرحله‌ای<sup>۲۹</sup>، سیستم را شبیه‌سازی کرده، گزارش کاملی از نتایج شبیه‌سازی را شامل موارد زیر تهیه می‌کند:

زمان پایان شبیه‌سازی، تعداد ورودی‌های تولید

<sup>29</sup> Three-Phase method



### تأثیر دما بر تابع هزینه کل

نمودار شماره ۱ روند بهبود مقدار هزینه کل با تغییر دمای شبیه‌سازی را نشان می‌دهد. نمودار دلالت بر آن دارد که میزان بهبود جواب در دمای بالا، زیاد و در دمای پایین، کاهش یافته است به طوری که در آخرین دمای بررسی شده هیچگونه بهبودی در جواب مشاهده نگردیده است. همین امر موجب توقف ادامه بهینه‌سازی شبیه‌سازی شده است. با توجه به این موضوع می‌توان دریافت که کارایی محاسباتی الگوریتم SA در دماهای بالا، زیاد و در دماهای پایین، کمتر می‌شود.

سه نمودار در دماهای مختلف ۱۰۰، ۳۰۰ و ۱۰۰۰ مشاهده می‌شود که به ازای دماهای بالاتر، زمان محاسباتی جهت یافتن جواب بهینه شبیه‌سازی افزایش و در عوض جوابهای بهتری پیدا می‌شود. همچنین از رفتار نمودارها می‌توان نتیجه گرفت که در دمای پایین الگوریتم سریعتر به تعادل می‌رسد در نتیجه فرآیند جستجو کمتر صورت می‌پذیرد. همچنین با افزایش دمای شروع الگوریتم، می‌توان به یافتن جوابهای مناسب‌تر بیشتری داشت.

### ارتباط دما با نسبت پذیرش جوابهای نامطلوب

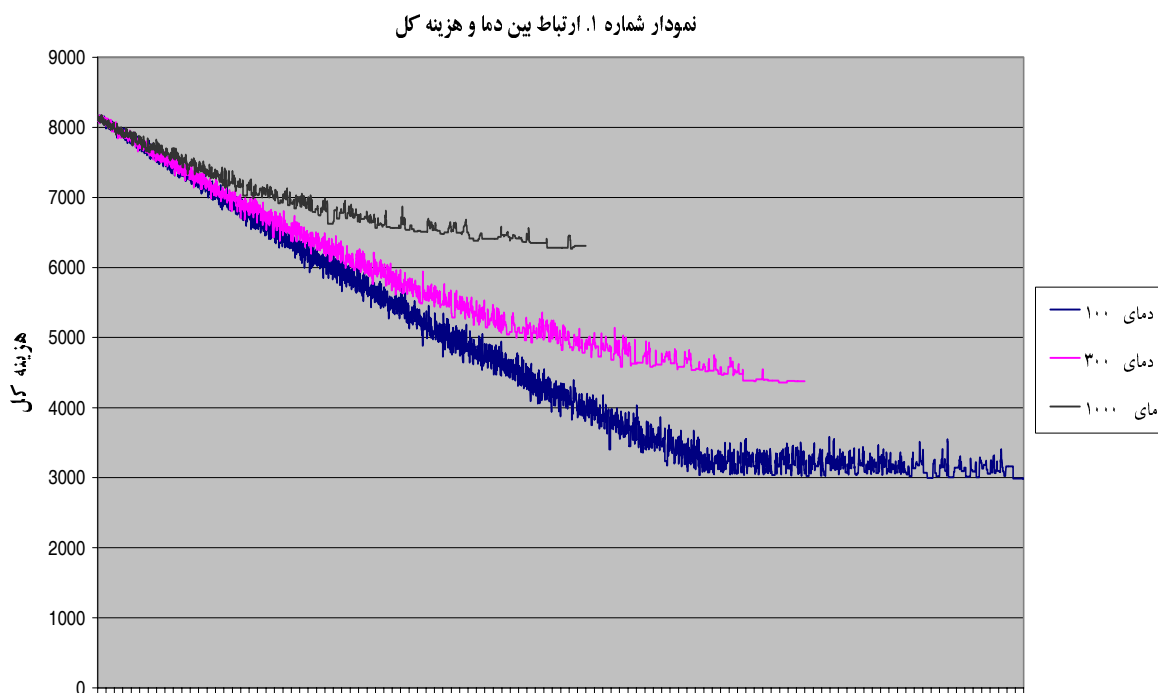
یکی از نقاط قوت الگوریتم SA اجتناب از انتخاب جواب بهینه موضعی است. در این راستا الگوریتم، جوابهای نامطلوب را به بهای گریز از چنین جوابهایی می‌پذیرد. نمودار شماره ۲ روند پذیرش جوابهای نامطلوب را به ازای دماهای مختلف در الگوریتم SA و برای تکرارهای شبیه‌سازی ۱۰۰ و ۱۰۰۰ در هر دما نشان می‌دهد. همانگونه که مشاهده می‌گردد با تغییر دمای شبیه‌سازی، نسبت پذیرش جوابهای نامطلوب، کاهش یافته است. با توجه به نتایج به دست آمده، می‌توان چنین نتیجه گرفت که در بهینه‌سازی شبیه‌سازی به کمک SA،

در  $n$  جواب پی در پی کمتر از اسپیلن باشد) الگوریتم SA تصمیم خروج را به هماهنگ کننده اعلام و هماهنگ کننده نیز آخرین آرایش پذیرفته شده را به همراه نتایج آن به عنوان خروجی نمایش می‌دهد.

برای آنالیز خروجی ها، فایل خروجی به نحوی تنظیم شده است که قابل ورود به نرم افزار EXCEL باشد. در برنامه EXCEL هم تعدادی ماکرو<sup>۳۰</sup> به زبان VISUAL BASIC نوشته شده است که می‌تواند تحلیل‌های آماری مختلفی را روی داده‌ها انجام دهد. این برنامه به راحتی می‌تواند با پیاده سازی توابع جدید در حالت های مختلفی از SA مورد آزمایش قرار گیرد. همچنین می‌توان روشهای دیگر بهینه‌سازی شبیه‌سازی مانند الگوریتم‌های ژنتیک یا جستجوی ممنوع را به آن افزود و نتایج روشهای مختلف را با هم مقایسه کرد.

### تجزیه و تحلیل نتایج

با توجه به آزمایشهای انجام شده پنج دسته نتایج به شرح زیر استخراج و تجزیه و تحلیل گردیده است. در این آزمایشها دمای شروع شبیه‌سازی ۱۰۰۰، اندازه اولیه هر یک از انبارها ۱۰، مقدار میانگین و انحراف معیار تابع احتمال (نرمال) عملیات هر یک از ایستگاههای کاری به ترتیب (۲و۱)، (۱۰و۲)، (۱و۵)، (۷و۱)، (۲و۱) و (۲و۸)، تعداد تکرار شبیه‌سازی در هر دما ۲۰۰، مقدار اسپیلن ۲، نرخ ورود قطعات به سیستم تابع توزیع نمایی با  $\lambda = 2$ ، هزینه توقف عملیات ۱۰۰ و هزینه افزایش ظرفیت انبارها ۱ واحد تنظیم گردیده است. در پاره‌ای از آزمایشها، برخی از مقادیر فوق تغییر یافته که در متن به آنها اشاره شده است.



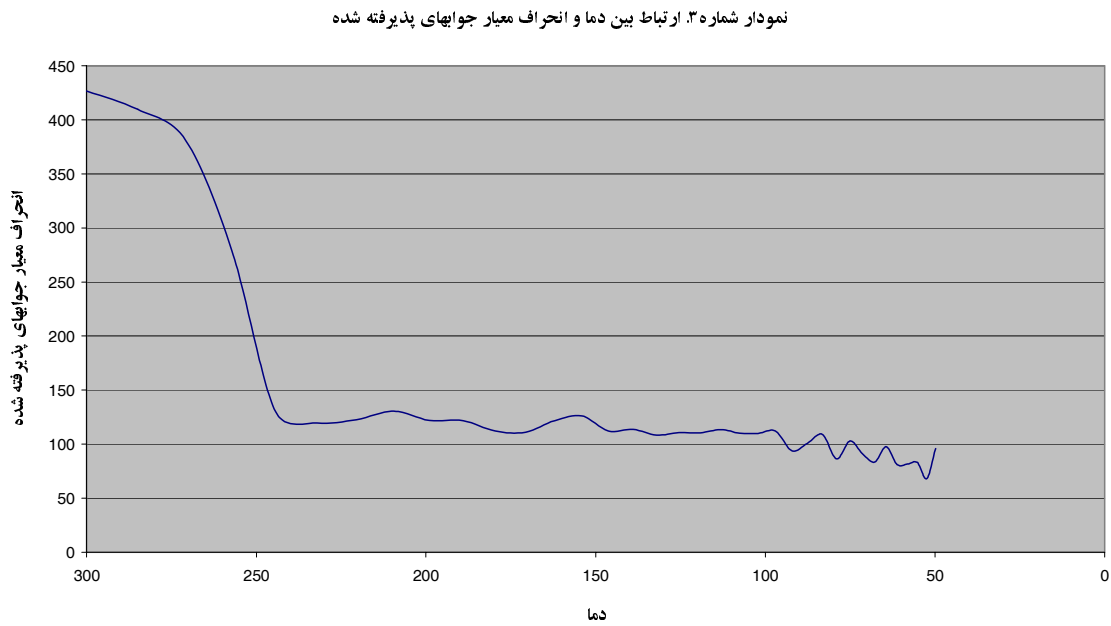
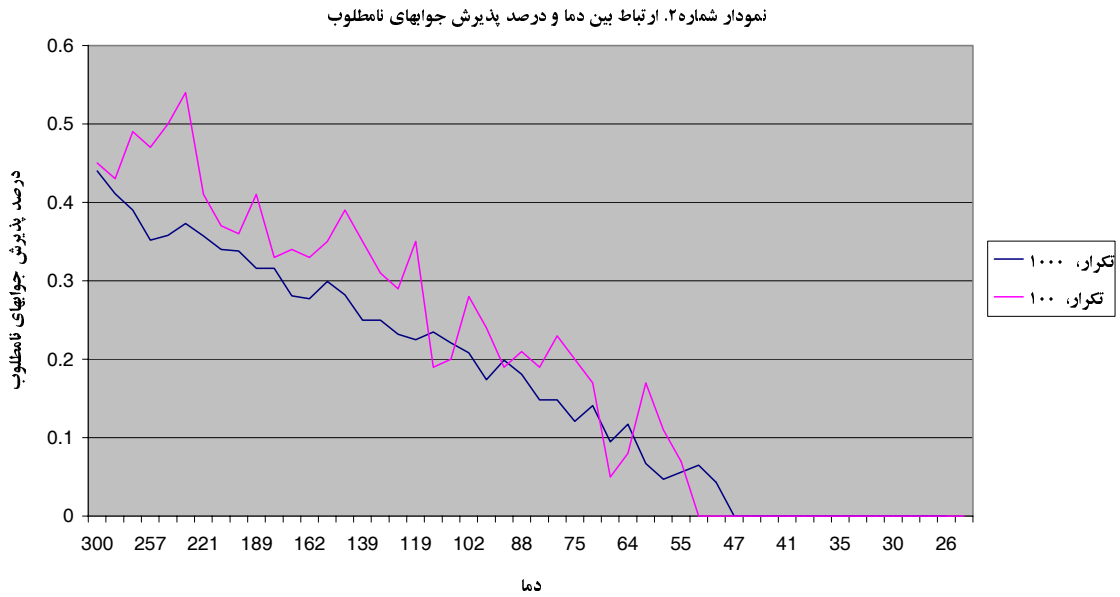
دما

بیشتر و با کاهش دما کمتر می‌شود. همچنین در شروع، نمودار داری شیب تندی است اما بتدریج شیب نمودار کمتر می‌شود که این امر بیانگر ارتباط مستقیم انحراف معیار جوابها و دما است. همچنین انحراف معیار در دماهای پایین به سمت یک مقدار ثابت تمایل دارد که نشان دهنده رسیدن الگوریتم به یک جواب مناسب است. به طور کلی از مطالب فوق می‌توان نتیجه گرفت که در دماهای بالا به دلیل سخت‌گیری کمتر در پذیرش جوابها و فرار الگوریتم از نقاط بهینه موضعی انحراف معیار بیشتری بین جوابها در یک دما مشاهده می‌شود. در دماهای پایین به دلیل رسیدن الگوریتم به جوابهای مناسب، انحراف کمتری بین دو جواب مشاهده می‌گردد که بیانگر رسیدن الگوریتم به نقطه تعادل است.

با افزایش تعداد تکرار و کاهش دما، الگوریتم نسبت به پذیرش جواب نامطلوب، سخت‌گیری بیشتری اعمال کرده و انتظار دستیابی به جواب رضایت بخش بیشتر خواهد بود. مشاهده تاثیر افزایش تکرارها بر درصد پذیرش جوابهای نامطلوب نشان می‌دهد که در یک دمای بخصوص (مثلاً ۲۷۵) این نسبت در تکرارهای بیشتر (مثلاً ۱۰۰۰ تکرار) کوچکتر خواهد بود. زیرا در تکرارهای بالاتر، تعداد آرایشهای بیشتری از جوابها مورد بررسی قرار گرفته و امید ریاضی نتایج شبیه‌سازی پایدارتر می‌باشد.

#### ارتباط دما با انحراف معیار جوابهای پذیرفته شده

در نمودار شماره ۳ انحراف معیار جوابهای پذیرفته شده در هر دما نشان داده شده است. همان گونه که مشاهده می‌شود انحراف معیار جوابها در دماهای بالا

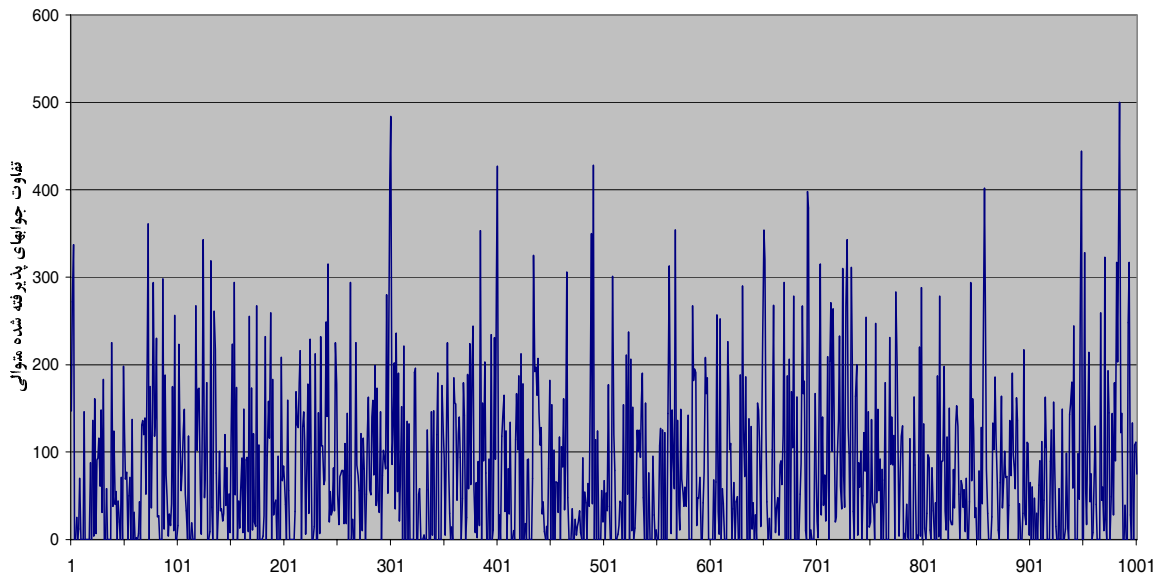


**ارتباط بین دما و تفاوت جوابهای پذیرفته شده متوالی**

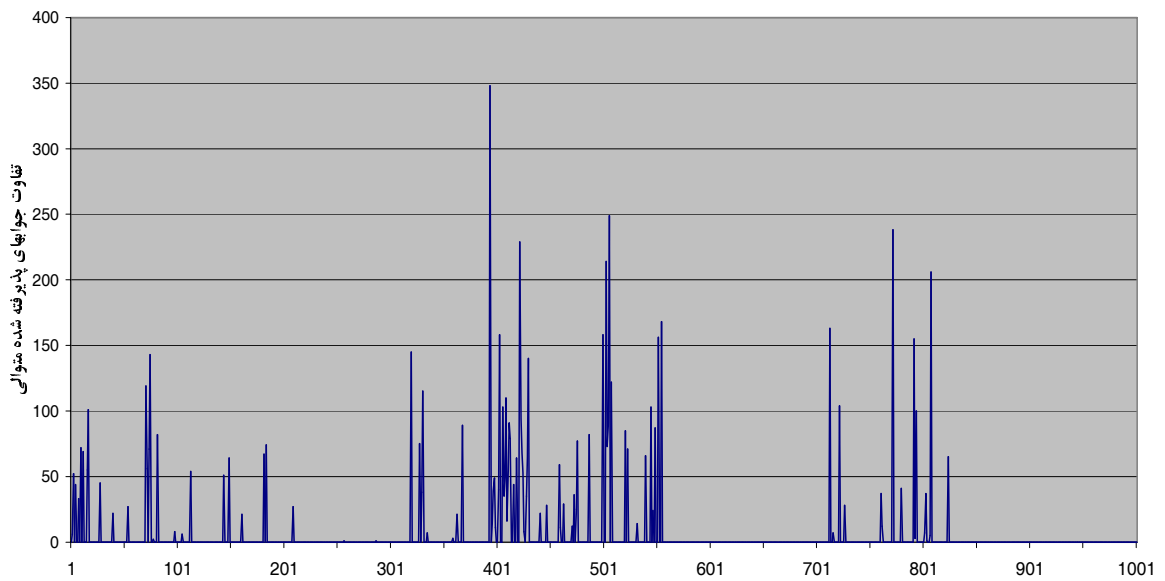
یکی از موضوعاتی که در نتایج مورد بررسی قرار گرفت، پراکنش هزینه کل آرایشهای پذیرفته شده در دماهای مختلف است. نمودارهای شماره ۴ و ۵ این موضوع را به ترتیب در دماهای ۲۴۴ و ۵۰ نشان می‌دهد. همان گونه که مشاهده می‌شود میزان پراکنش در دمای

۲۴۴ بسیار زیاد و در دمای ۵۰ کاهش یافته است به گونه‌ای در دمای پایین بسیاری از تکرارها هیچگونه پراکنشی نداشته است. نتایج به دست آمده در این نمودارها، استنباط ارائه شده در خصوص ارتباط بین دما و انحراف معیار تابع هزینه کل را مورد تأیید قرار می‌دهد.

نمودار شماره ۴: ارتباط بین دما و پراکنش جوابهای پذیرفته شده در دمای ۲۴۴



نمودار شماره ۵: ارتباط بین دما و پراکنش جوابهای پذیرفته شده در دمای ۵۰



توقف عملیات و هزینه افزایش ظرفیت انبارهای میانگیر صورت گیرد. یعنی در تغییر آرایش، ظرفیت انباری که موجب توقف ماشینها شده، یک واحد افزایش یافت. از سوی دیگر، در صورت عدم استفاده از حداکثر ظرفیت انبارها، ظرفیت آنها به میزان حداکثر تعداد استفاده شده

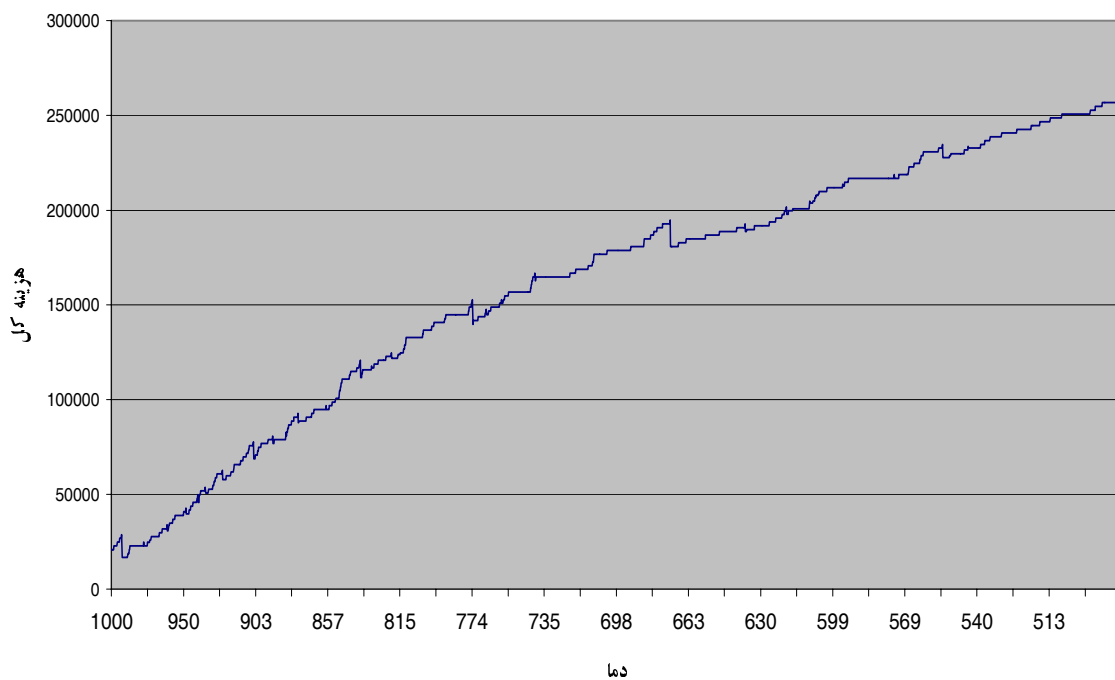
### ارتباط بین هزینه کل و نحوه تغییر آرایش ظرفیت انبارهای میانگیر

در یکی از حالت‌های بررسی شده سعی گردید تا تغییر آرایش ظرفیت انبارها بطور منطقی انجام پذیرد. بدین ترتیب که تغییر آرایش با در نظر گرفتن هزینه

هزینه توقف عملیات و ظرفیت انبارها، افزایش و صرفه‌جویی ناشی از هزینه توقف عملیات کمتر از هزینه افزایش ظرفیت انبارها می‌باشد. این موضوع بر بدتر شدن جوابها تاثیر خواهد گذاشت. زمانی که یک جواب نامناسب به صورت احتمالی پذیرفته شود، جواب مدل از یک حالت بد به حالت بدتر تغییر می‌کند. این حالت نیز در پی پذیرش یک جواب بدتر دیگر به صورت پی‌درپی تکرار می‌گردد که تاثير آن بدتر شدن تدریجی جواب خواهد بود. نتایج به دست آمده از این آزمایش در شکل زیر مشاهده می‌گردد.

کاهش می‌یافت. انجام این آزمایش در شرایطی که نسبت هزینه افزایش ظرفیت به هزینه توقف کوچک بود، دستیابی به جواب رضایت‌بخش را ممکن می‌ساخت. در آزمایشهایی که نسبت هزینه افزایش ظرفیت‌ها به هزینه توقف عملیات افزایش داشته و منطق تغییر آرایش همچنان به صورت فوق حفظ گردیده است، نتیجه به دست آمده دلالت بر آن داشت که الگوریتم SA در این وضعیت از یافتن جواب مناسب به شدت دور گردیده و به سمت جوابهای نامناسب تمایل داشت. علت این امر رویکرد الگوریتم SA در اجتناب از انتخاب نقطه بهینه موضعی می‌باشد. زیرا در این وضعیت بخاطر اجتناب از

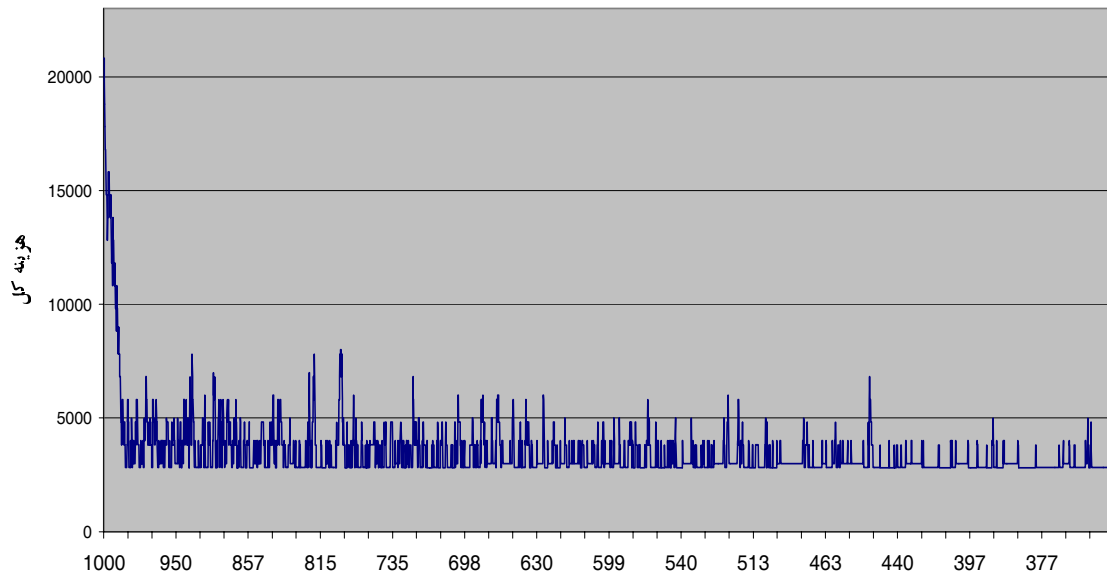
نمودار شماره ۶. ارتباط بین دما و هزینه کل (تغییر آرایش منطقی)



عملیات کمتر از هزینه افزایش ظرفیت انبارها باشد، ارائه نماید. علت این امر آن است که تغییر تصادفی آرایش ظرفیت انبارها، مستقل از ساختار تابع هزینه مدل عمل می‌کند. نتایج آزمایشها با روش تصادفی تغییر آرایشها در نمودار شماره ۷ نشان داده شده است.

بنابراین، روش منطقی تغییر آرایش ظرفیت انبارها تنها برای مواردی کاربرد دارد که هزینه توقف عملیات بیشتر از هزینه افزایش ظرفیت انبارها باشد. در این راستا بررسی‌های به عمل آمده نشان می‌دهد که روش تصادفی تغییر آرایش ظرفیت انبارها به عنوان یک گزینه می‌تواند جواب مناسبی برای شرایطی که هزینه توقف

نمودار شماره ۷. ارتباط بین دما و هزینه کل (تغییر آرایش تصادفی)



۱۵۵

دمای تعادل		هزینه کل		پارامتر هزینه (افزایش ظرفیت، توقف عملیات)
تصادفی	منطقی	تصادفی	منطقی	
۲۲.۴۷	۲۴.۸۹	۱۸۱	۱۵۲۳.۰۳	(۱، ۵۰)
۲۹.۰۳	۵۱.۰۵	۲۹۹	۳۰۲۷.۰۴	(۱، ۱۰۰)
۱۱۰.۱۸	۱۴۲.۳۹	۲۹۹	۶۷۸۰.۲۲	(۱، ۳۰۰)
۱۵۷.۷۸	۳۴۰.۵۶	۲۹۹	۴۶۹۲۶۱	(۱، ۶۰۰)
۳۴۰.۵۶	۵۹۸.۰۷	۲۹۹	۲۲۴۰.۷۵	(۱، ۱۰۰۰)
۹۵۰	۹۵۰	۲۹۹	۲۰۰۰۸۱	(۱، ۱۰۰۰۰)
۴۱۰.۵۷	۴۳.۷۷	۴۲۰.۷۴	۲۹۹۱۱	(۱۰۰، ۱۰)
۲۰.۳	۳۵۸	۷۲۴۵۰	۵۴۰.۲۶	(۱۰۰۰، ۱۰)
۳۹.۵۰	۵۹.۵۴	۲۹۹	۳۰۱۳.۰۳	(۱۰۰۰، ۱۰)
۵۹.۵۴	۸۹.۷۵	۸۳۰.۵	۲۹۶۸۱۷	(۵۰، ۵۰)
۲۶.۲۰	۱۹.۲۶	۵۵۱۹	۳۰۲۳	(۱۰۰، ۱۰۰)
۴۳.۷۷	۶۳.۵۹	۳۷۵۲	۳۰۰.۸	(۵۰، ۱)
۱۱۰.۱۸	۱۵۷.۷۸	۱۶۳۸۶	۳۰۱۶	(۱۰۰، ۱)
۲۱۴.۶۴	۲۷۷.۳۹	۳۵۹۶۹	۱۳۴۵۸	(۳۰۰، ۱)
۲۵۰.۳۴	۳۰۷.۳۶	۶۲۷۲۳	۳۶۷۲۱	(۶۰۰، ۱)
۷۳۵.۰۹	۸۵۷.۳۷	۳۹۳۱۲۷	۳۸۶۰۳۸	(۱۰۰۰، ۱)
۷۵۷.۳۷	۸۱۴.۵۱	۸۰۱۷۷۵	۷۸۸۰۸۵	(۵۰۰۰، ۱)
				(۱۰۰۰۰، ۱)

جدول ۱. تاثیر آرایش بر دمای تعادل و هزینه کل

### نتیجه‌گیری

پیچیدگی و ماهیت تصادفی کارکرد سیستم‌ها به طور عام و سیستم‌های تولیدی به طور خاص، واقعیتی

در ارتباط با موضوع فوق، آزمایشها بیشتری انجام گرفته است که نتایج به دست آمده در جدول شماره ۱ نمایش داده شده است. دمای شروع شبیه‌سازی این آزمایشها ۱۰۰۰ و تعداد تکرار در هر دما ۲۰۰ می‌باشد. همان گونه که مشاهده می‌گردد، عملکرد روش تصادفی تحت تاثیر ساختار هزینه قرار ندارد. اما با توجه به دمای تعادل می‌توان نتیجه گرفت که با افزایش ضرایب هزینه (صرفنظر از نوع آن) دمای تعادل نیز افزایش می‌یابد. در روش منطقی، زمانی که نسبت هزینه توقف عملیات بیشتر از هزینه افزایش ظرفیت باشد، این موضوع نیز صادق است. بنابراین با حرکت الگوریتم SA در جهت بهبود تابع هدف شبیه‌سازی، با افزایش ضرایب هزینه، دمای تعادل شبیه‌سازی نیز افزایش می‌یابد. همچنین همانطور که اشاره گردید، عملکرد روش تغییر منطقی کاملاً تحت تاثیر ساختار هزینه است. نتایج مندرج در جدول به خوبی این موضوع را نشان می‌دهد.

شروع شبیه‌سازی، شرایط توقف شبیه‌سازی، تعداد تکرارهای شبیه‌سازی و دو نوع تغییر آرایش تصادفی و منطقی سیستم بررسی شد. تجزیه و تحلیل نتایج به دست آمده نشان می‌دهد که با افزایش تعداد تکرار و کاهش دما الگوریتم نسبت به پذیرش جواب نامطلوب سخت‌گیری بیشتری اعمال می‌کند. روند بهبود مقدار هزینه کل و تغییر دمای شبیه‌سازی دلالت بر آن داشت که میزان بهبود (در دمای بالا) قابل توجه و در دمای پایین، کمتر است از این موضوع استنباط گردید که رابطه مستقیمی بین کارایی محاسباتی SA و تغییرات دما وجود دارد. بررسی ارتباط بین دما و انحراف معیار جوابهای پذیرفته شده نشان می‌دهد که به علت پذیرش آسانتر جواب در دمای بالا و فرار الگوریتم از نقاط بهینه موضعی، رابطه مستقیمی بین دما و میزان انحراف معیار جواب وجود دارد. همچنین نتیجه حاصل از بررسی رفتار پراکنش هزینه کل آرایشهای پذیرفته شده در دماهای مختلف، نتیجه فوق را تایید کرد؛ پراکنش در دمای بالا بسیار زیاد و در دمای پایین کاهش نشان داد. از بررسی تاثیر تغییر آرایش تصادفی و منطقی بر هزینه کل سیستم معلوم گردید که عملکرد روش تصادفی تحت تاثیر چگونگی تنظیم ضرایب هزینه قرار نداشته در حالی که روش منطقی کاملاً تحت تاثیر پارامترهای هزینه‌ای است. در مواردی که نسبت هزینه توقف عملیات به هزینه افزایش ظرفیت انبار افزایش یافته، روش منطقی بهتر از روش تصادفی عمل می‌کند و برعکس.

به طور کلی نتایج به دست آمده در این تحقیق، دلالت بر کارآمدی SA در بهینه‌سازی شبیه‌سازی مسأله تعیین ظرفیت انبارهای میانگیر خط تولید دارد. برای تحقیقات آتی مقایسه SA با سایر روشهای بهینه‌سازی شبیه‌سازی پیشنهاد می‌گردد. همچنین می‌توان روشهای

است که بیش از پیش در بررسی و تصمیم‌گیری آنها نمایان گردیده است. در این راستا، کمبود منابع و امکانات و رقابت فزاینده جهانی ضرورت استفاده از روشهای کارآمد را ایجاب می‌نماید. لذا بکارگیری مدل‌های تحلیلی به خاطر ساده‌سازی بیش از اندازه و نادیده انگاشتن برخی از ابعاد سیستمها، با محدودیتهای قابل توجهی روبه‌رو است. در این فضا شبیه‌سازی کامپیوتری به عنوان پاسخی به محدودیتهای مدل‌های تحلیلی به طور وسیع مورد استفاده قرار گرفت. اما به زودی بزرگترین ضعف این رویکرد که عدم ارائه جواب بهینه سیستم بود. در پاسخ به این نقطه ضعف روشهای متنوع بهینه‌سازی شبیه‌سازی ارائه گردیدند. الگوریتم SA یکی از این روشهاست که در زمره روشهای ابتکاری آن قرار دارد. ایده اصلی این روش از فرآیند ذوب فلزات اخذ شده و با اعمال آن در مفاهیم بهینه‌سازی، الگوریتم جستجوی کارایی را پدید آورده است. نقطه قوت SA، گریز از نقطه بهینه موضعی و ارائه جواب رضایت‌بخش بدون جستجوی کلیه نقاط فضای موجه مسأله است. در این مقاله، چگونگی پیاده‌سازی SA در شبیه‌سازی مسأله تعیین بهینه ظرفیت انبارهای میانگیر خطوط تولید، مورد بررسی قرار گرفت. هدف مسأله فوق عبارت بود از تعیین ظرفیت بهینه هر یک از انبارها به گونه‌ای که بیشترین بازده سیستم به دست آید. در این زمینه یک خط تولید با شش ایستگاه کاری و پنج انبار میانگیر به عنوان نمونه انتخاب گردید. تابع هزینه مشتمل بر هزینه توقف عملیات (به علت تکمیل بودن ظرفیت انبارهای میانگیر) و هزینه افزایش هر واحد ظرفیت انبار میانگیر است. پس از تلفیق مفهومی SA و شبیه‌سازی برای انجام آزمایشها اقدام به طراحی و تهیه یک نرم‌افزار گردید. به کمک نرم‌افزار، حالات مختلف خط تولید شامل ضرایب متفاوت تابع هزینه، شرایط متفاوت

*proceedings of the 2002 winter simulation conference*, pp. 79- 84.

- 13- Digalskis J. and Margaritis k., "Meta-heuristics Algorithms", *THESSALONIKI* 2001.
- 14- Goldberg D., "Genetic algorithms in search, optimization and Machine Learning", 1989, *Addison- Wesley, Boston*.
- 15- Tanka, H., and Youshimoto, K., "Genetic algorithm Applied to the facility layout problem department of industrial engineering and management", *Waseda University, Tokyo*, 1993.
- 16- Tate, D. and Smit, A., "A genetic approach to the quadratic assignment problem", *Computers and Operations Research*, 1995, Vol. 22, pp. 73-83.
- 17- Glover, F. and et al, "A users guide to tabu search", *Annals of operation Research*, 1993, Vol. 91, pp. 3-28.
- 18- Kendall, G. and et al, "Evolutionary strategies; A new macroeconomic policy tool?", [www.cs.nott.ac.uk/~gsk/papers/ifac01div.pdf](http://www.cs.nott.ac.uk/~gsk/papers/ifac01div.pdf).
- 19- Kirkpatric, S., et. al., " Optimization by simulated annealing", *Science*, 1983, Vol. 220, pp. 671-680.
- 20- Wang, T. and Wu K., " A parameter set design procedure for the simulated annealing algorithm under the computational time constraint", *Computer and Operations Research*, 1999, Vol. 26, pp. 665-678.
- 21- Christian, M. and et al, "Determining buffer location and size in production lines using tabu search", 1998, *Operational research*, Vol. 106, pp. 301-316.
- 22- Sigrun, A., " A review of simulation optimization techniques", 1998, *proceedings of the 1998 winter simulation conference*, pp. 151-157.
- 23- Henderson, D., et. al., "Solving the shortest route cut anf fill problem using simulated annealing", 2003, Vol. 145, pp. 72-48.

مختلف تابع تغییر آرایشها را مورد بررسی قرار داد. به علاوه تلفیق الگوریتم SA با روشهای هوشمندی که بتواند از بررسی مجدد نقاط اجتناب ورزد به عنوان یکی دیگر از زمینه‌های تحقیق در این حوزه پیشنهاد می‌گردد.

### منابع و مأخذ

- 1- Van laarhoven, P., et. al., "Job shop scheduling by simulated annealing", *Operation research*, 1992, Vol. 40, pp. 113-125.
- 2- Eglese, R., "Scheduling in a cellular manufacturing system: A simulated annealing approach", *International journal of production research*, 1993, Vol. 46, pp. 271-281.
- 3- Lai, K., Chan, W., "Developing a simulated algorithm for the cutting stock problem", *Computers indo engng*, 1997, Vol. 32, pp. 115-127.
- 4- Tam, K., "A simulated annealing algorithm for allocating space to manufacturing cells", *International journal of production reseach*, 1991, Vol. 30, pp. 63-87.
- 5- Carson, Y. and Meria, A., "Simulation Optimization: Methods and applications", *proceedings of the 1997 winter simulation conference*, pp. 118-126.
- 6- Sheldon, H., "Analyzing the M/ M/ 1 queue in frequency domain experiments", *Mathematics and Computation*, 1995, Vol. 69 pp.185-194.
- 7- Arsham H., "Stochastic optimization of discrete event systems simulation", *Microelectron Reliable*, 1996, Vol.36, pp.1357-1368.
- 8- Azadivar, F. and Lee Y., "Optimization of discrete variable stochastic systems by computer simulation", *Mathematics and Computers in Simulation*, 1998, Vol.30, pp. 331-345.
- 9- Fu, M., " Optimization via simulation: A review", *Annals of Operations Research*, 1994, Vol. 53, pp. 199-247.
- 10- Neddermeijer G. et. al., " A framework for response surface methodology for simulation optimization", 2000, *proceedings for the 2000 winter simulation conference*.
- 11- James, R. and Sheldon H., "A survey of ranking, selection, and multiple comparison procedures for discrete-event simulation", 199, *proceedings of the 1999 winter simulation conference*, pp. 492-501.
- 12- Olafsson, S., "Simulation optimization", 2002,