

کلونی زنبورهای مصنوعی سلوالی

محمد رضا میدی

آزمایشگاه محاسبات نرم، دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات

دانشگاه صنعتی امیرکبیر تهران

mmeybodi@aut.ac.ir

زهرا گل‌میرزاei

آزمایشگاه محاسبات نرم، دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات

دانشگاه صنعتی امیرکبیر تهران

z.golmirzaei@aut.ac.ir

اتوماتای سلوالی یک مدل ذاتاً موازی می‌باشد و این توازی ذاتی به کلونی زنبورهای مصنوعی سلوالی نیز به ارث می‌رسد. با توجه به این مساله، مدل ارائه شده به صورت بالقوه، قابلیت اجرا شدن در زمانی برابر با زمان مدل استاندارد الگوریتم زنبورهای مصنوعی را دارد.

ادامه این گزارش بدین صورت سازماندهی شده است. بخش 2 به معرفی کلونی زنبورها و الگوریتم ABC می‌پردازد. در بخش 3 اتماتای سلوالی به اختصار شرح داده می‌شود. در بخش 4 مدل پیشنهادی ارائه می‌گردد. بخش پنجم اختصاص به ارایه نتایج شبیه سازیها دارد و بخش پایانی نتیجه گیری می‌باشد.

2- کلونی زنبورها

کلونی زنبورها در طبیعت شامل سه بخش منابع غذایی، زنبورهای کارگر و زنبورهای غیرکارگر می‌باشد^[2]. زنبورهای کارگر صرفاً با منبع غذایی که در حال حاضر مشغول استخراج شده از آن می‌باشند، در ارتباط هستند. به علاوه این زنبورها اطلاعاتی نظیر فاصله، جهت و میزان سودبخشی منبع را با خود حمل می‌کنند و در کندو این اطلاعات را با دیگران به اشتراک می‌گذارند. در حالی که زنبورهای غیرکارگر همواره به دنبال منابع غذایی جهت استخراج شده آنان می‌باشند. زنبورهای غیرکارگر به دو گروه عمده پیش‌آهنگان² و تماشاگران³ تقسیم می‌شوند. پیش‌آهنگان محیط پیرامون را برای یافتن منابع غذایی جدید کاوش می‌کنند و تماشاگران در کندو منتظر می‌مانند و اطلاعات را از زنبورهای کارگر دریافت می‌کنند. زنبورهای عسل از یک سیستم ارتباطی پیچیده استفاده می‌کنند. این سیستم آنها را قادر می‌سازد اطلاعاتی در مورد محل و کیفیت منابع غذایی موجود در خارج از کندو بدست آورند. ارتباط بین زنبورها توسط زبان رقص انجام می‌گیرد. زبان رقص شامل مجموعه‌ای از حرکات پشت سر هم است که توسط زنبور انجام می‌گیرد. این رقص که رقص چرخشی⁴ نام دارد، حاوی اطلاعاتی در مورد کیفیت منبع، مکان و موقعیت آن می‌باشد. در این رقص تعداد چرخش نمایان گر فاصله و مدت زمان چرخش نشان‌دهنده کیفیت منبع غذایی است. زنبور تماشاگر می‌تواند تعداد زیادی رقص را مشاهده کند و یکی از منابع غذایی را انتخاب نماید. با توجه به مدت زمان چرخش، احتمال انتخاب منابع غذایی با کیفیت بیشتر، بالاتر خواهد بود.

2-1 الگوریتم کلونی زنبورهای مصنوعی

چکیده: در این مقاله دو مدل ترکیبی که از ترکیب کلونی زنبورها و اتماتای سلوالی حاصل شده است به منظور بهینه سازی پیشنهاد می‌گردد. اتماتای سلوالی وظیفه کاهش آنتروپی و افزایش سرعت همگرایی را به عهده دارد. در مدل پیشنهادی اول در هر سلوال از اتماتای یادگیری سلوالی یک کلونی از زنبورها قرار داده می‌شود. به منظور بهبود جستجوی سراسری و همگرایی سریعتر، بدترین هرسلوول با بهترین همسایگان به روش حریصانه جایگزین می‌گردد. در مرحله دوم در هر سلوال یک زنبور قرار می‌گیرد. نتایج آزمایشها بر روی مسایل نمونه نشان میدهد که روش‌های ارائه شده از عملکرد بهتری در مقایسه با مدل کلونی زنبورهای مصنوعی استاندارد برخوردار است.

واژه‌های کلیدی: کلونی زنبور، اتماتای سلوالی، بهینه‌سازی

1- مقدمه

الگوریتم‌های غیرمبتنی بر فرومون عموماً الهام گرفته از رفتار زنبورها هستند. این الگوریتم‌ها از فرومون برای جهت‌یابی در یک محیط ناشناخته استفاده نمی‌کنند؛ بلکه به منظور جهت‌یابی، از یک استراتژی مستقیم به نام یکپارچه‌سازی مسیر استفاده می‌کنند^[1].

کلونی زنبورهای مصنوعی¹ یک تکنیک کارا برای حل مسایل بهینه‌سازی است که بر مبنای رفتار کاوشگرانه زنبورهای عسل در طبیعت عمل می‌کند^{[2][3][4]}. در این روش هر یک از زنبورها سعی می‌کنند با تعامل مستقیم و به اشتراک گذاشتن اطلاعات خود، بهترین راه حل‌های بدست آمده تا کنون را بر اساس قوانین احتمالی انتخاب نمایند. زنبورها با اعمال تغییرات محلی بر روی راه حل‌های انتخابی و انتخاب حریصانه تا حدودی از قرارگرفتن در بهینه محلی جلوگیری می‌نمایند. همچنین در این روش، با ارسال دوره‌ای زنبورهای پیش‌آهنگ به منظور جستجوی تصادفی محیط، دامنه جستجوی سراسری افزایش می‌یابد.

در این مقاله دو مدل جدید پیشنهاد شده است که ترکیبی از اتماتای سلوالی و الگوریتم کلونی زنبورهای مصنوعی می‌باشد. در مدل اول، در هر سلوال از اتماتای سلوالی یک کلونی از زنبورها قرار دارد. در حالی که در مدل دوم در هر سلوال از اتماتای سلوالی یک زنبور قرار می‌دهیم. اتماتای سلوالی به منظور افزایش سرعت همگرایی استفاده می‌شود. بدین ترتیب نوعی همکاری، بین جمعیت‌هایی یک سلوال و سلولهای همسایه شکل می‌گیرد که باعث عملکرد بهتر مدل می‌گردد.

اینجا با انتخاب تصادفی سعی می کیم تا حدودی ایجاد تنوع نموده و از قرارگرفتن در بهینه محلی جلوگیری نمایم.

بعد از اتمام فرایند جستجو، تماشاگران اطلاعات هر کدام از زنبورهای کارگر را ارزیابی می کنند و با یک احتمال که مناسب است با میزان کیفیت شده منبع، یکی از منابع غذایی را انتخاب می کنند. این احتمال از رابطه زیر بدست می آید:

$$P_i = \frac{fit_i}{\sum_{n=1}^{SN} fit_n} \quad (2)$$

در این رابطه fit_i ، میزان شایستگی منبع غذایی متضاد با زنبور آنم و SN تعداد راه حل های موجود می باشد.

در صورتی که یک منبع پایان پذیرد و یا کیفیت یک منبع غذایی مناسب نباشد، زنبور کارگر آن را رها کرده و به یک پیش آهنگ تبدیل می شود. این رفتار بدین صورت مدل می گردد که اگر شایستگی یک نقطه بعد از چندین تکرار (که تعداد آن را با پارامتر $limit$ نمایش می دهیم) بهبود نیابد، بدین معنی است که در یک بهینه محلی قرار داریم بنابراین آن نقطه حذف می شود و یک نقطه جدید به صورت تصادفی تولید می گردد.

3- اتوماتای سلولی

اتوماتای سلولی سیستمهای گستته، غیر مرکزی و خود سازمانده هستند، که قادرند با شروع از وضعیتی کاملاً نامرتب، ساختاری کاملاً مرتب تولید کنند. به عبارت دیگر این سیستمهای قادر به کاهش آنتروپی در طول زمان هستند [5]. در واقع اتوماتای سلولی، مدلی ریاضی برای سیستمهای پیچیده با اجزای تعریف شده ساده با تعاملات محلی است [7][8].

اتوماتای سلولی را می توان به صورت چهارتایی $CA = \langle L, S, N, F \rangle$ نشان داد که در آن L شبکه ای منظم و n بعدی از عناصر است. عناصر این شبکه را سلول می نامند. این عناصر می توانند در بعد ایک، دو یا بیشتر در کنار هم چیده شده باشند. S مجموعه متناهی از حالتهاست که هر سلول در هر لحظه از زمان می تواند یکی از این حالتها را پذیرد. N مجموعه ای متناهی از همسایگی هاست. بالاخره $s \xrightarrow{f} s'$ ،تابع انتقال شبکه، که در آن n بعد شبکه است. این تابع به ازای تمام سلولهای شبکه یکسان است.

در اتوماتای سلولی، همسایگی سلول نیز باید مشخص باشد. منظور از همسایگی هر سلول، سلولهایی هستند که بر حالت بعدی هر سلول تاثیر می گذارند. دو همسایگی معروف در اتوماتای سلولی دو بعدی که مبتنی بر گرید مربعی هستند، همسایگی مور و همسایگی ون نیومن نام دارد.

از مشکلات مهم اتوماتای سلولی تعیین فرم قطعی قوانین است. زیرا در اغلب سیستمهای نویز و عدم قطعیت وجود دارند که سیستم را

الگوریتم کلونی زنبورهای مصنوعی(ABC) گزارش شده در [2] الهام گرفته از رفتار زنبورها در طبیعت می باشد. مشابه با کلونی زنبورهای طبیعی، این الگوریتم نیز از سه گروه زنبورهای کارگر، تماشاگر و پیش آهنگ تشکیل شده است.

در ابتدا مجموعه ای از منابع غذایی به طور تصادفی انتخاب می شوند. زنبورهای کارگر به منابع مراجعه کرده و میزان شهد آنها را محاسبه می کنند. سپس این زنبورها به کندو بازگشته و اطلاعات خود را با دیگر زنبورها (تماشاگران) به اشتراک می گذارند. در مرحله دوم بعد از تبادل اطلاعات، هر زنبور کارگر به سمت منبع می روید که قبلاً دیده است و ممکن است براساس اطلاعات دیداری که از محیط می گیرد یک منبع جدید در همسایگی منبع قبلی انتخاب کند. بدین معنی که زنبور، با توجه به رنگ و نوع گل تصمیم می گیرد که به همان منبع قبلی برود و یا منبع جدیدی را انتخاب نماید. در مرحله سوم تماشاگران با توجه با اطلاعاتی که از زنبورهای کارگر در محل رقص گرفته اند یک محدوده منبع غذایی را بر مبنای شهد آن ترجیح می دهند. بعد از رسیدن به محل ممکن است با توجه با اطلاعات دیداری یک منبع جدید را که در همان اطراف قرار دارد انتخاب کنند. زمانی که یک منبع پایان پذیرد یا ترک شود یک منبع جدید که به طور تصادفی توسط پیش آهنگان یافت شده است، جایگزین می شود. این چرخه تا برآورده شدن نیازها تکرار خواهد شد. در این مدل در هر چرخه حداکثر یک پیش آهنگ وجود دارد و تعداد زنبورهای کارگر و تماشاگران برابر است.

همان طور که گفته شد هر کدام از زنبورهای کارگر و یا تماشاگران ممکن است تغییراتی ببروی موقعیت منبع غذایی (راه حل) در حافظه خود ایجاد کنند و شایستگی آن را محاسبه کرده، در صورتی که میزان شایستگی آن از راه حل قدمی بیشتر باشد، راه حل جدید انتخاب می گردد و راه حل قدیمی فراموش می شود در غیر این صورت همان راه حل قدیمی باقی خواهد ماند. این تغییرات توسط رابطه زیر بدست می آید:

$$v_{ij} = x_{ij} + f_{ij}(x_{ij} - x_{kj}) \quad (1)$$

$$i \neq k, k \in \{1, 2, K, BN\}, j \in \{1, 2, K, D\}, f_{ij} \in [-1, 1]$$

در رابطه (1)، f_{ij} یک عدد تصادفی در بازه $[-1, 1]$ است. این متغیر تولید موقعیت منبع غذایی همسایه، در اطراف $x_{i,j}$ را کنترل می کند. در این رابطه، BN تعداد زنبورهای کارگر می باشد و متغیر K به صورت تصادفی تولید می گردد و با آن متفاوت خواهد بود.

براساس رابطه (1)، هر چه تفاوت بین $x_{i,j}$ و $x_{i,k}$ کاهش یابد، انحراف از موقعیت $x_{i,j}$ نیز کاهش خواهد یافت. در حقیقت در این رابطه سعی می کنیم یک بعد از بعد یکی از موقعیت ها را انتخاب کرده و با توجه به میزان f به سمت آن و یا در خلاف جهت آن حرکت کنی؛ همانند الگوریتم حرکت جمعی ذرات (PSO)[6]، با این تفاوت که در

این مقاله مدل‌های پیشنهادی را تنها با الگوریتم ABC مقایسه خواهیم نمود.

آزمایشات بر روی چهارتابع تست استاندارد صورت گرفته است که معمولاً به عنوان معیار سنجش الگوریتم‌های بهینه‌سازی مورد استفاده قرار می‌گیرند [10]. توابع استفاده شده، توابع اسفیر، روزنبرک، آکلی و رستریجین می‌باشند که به ترتیب توسط معادلات (4) تا (7) تعریف شده‌اند.

$$f(x) = \sum_{i=1}^D x_i^2 \quad -100 \leq x_i \leq 100 \quad (4)$$

$$f(x) = \sum_{i=1}^D (100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2) \quad -15 \leq x_i \leq 15 \quad (5)$$

$$f(x) = 20 + e - 20e^{-\sqrt{\sum_{i=1}^D x_i^2}} \quad -6.2 \sum_{i=1}^D \cos(2\pi x_i) \quad (6)$$

$$-32.768 \leq x_i \leq 32.768 \quad (7)$$

$$f(x) = \sum_{i=1}^D (x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10) \quad (7)$$

$$-5.12 \leq x_i \leq 5.12$$

تابع فوق همگی دارای بهینه سراسری با مقدار 0 هستند. آزمایشات با مقادیر n برابر با 10، 20 و 30 صورت گرفته است. اتوماتی سلولی با 16 سلول و همسایگی ون نیومن مورد استفاده قرار گرفته است. جمعیت کلونی برابر با 100 می‌باشد و تعداد زبورهای کارگر و تماشاگر با یکدیگر برابر است. همچنین در هر تکرار حداقل یک پیش-آنگ وجود خواهد داشت. مقدار متغیر limit همانند [2] مقداردهی شده است.

آزمایشات 30 بار تکرار شده‌اند و میانگین، بهترین موقعیت، میانگین و واریانس نتایج سی بار اجرا، ارائه شده است. نتایج بدست آمده در جدول‌های 1 تا 4 مشاهده می‌شوند. همانطور که در جداول (1) تا (4) مشاهده می‌شود، استفاده از مدل اول کارایی الگوریتم ABC را بهبود می‌دهد.

جدول 1- نتایج مقایسه دو الگوریتم PSO و CLA-PSO برای تابع اسفیر (400 نسل)

| واریانس | متوسط | بهترین | الگوریتم | ابعاد |
|----------|----------|----------|----------|-------|
| 2.24e-7 | 4.44e-5 | 5.15e-14 | ABC | 10 |
| 1.46e-32 | 2.44e-16 | 5.80e-17 | مدل اول | |
| 0.0081 | 5.79e-4 | 1.25e-16 | مدل دوم | |
| 1.001e5 | 68.862 | 3.6e-7 | ABC | 20 |
| 1e-28 | 5.81e-15 | 8.28e-16 | مدل اول | |
| 79 | 0.85 | 4.53e-9 | مدل دوم | |
| 1.836e6 | 836.142 | 1.072e-5 | ABC | 30 |
| 1.60e-16 | 1.71e-8 | 4.30e-9 | مدل اول | |
| 1.77e4 | 10.12 | 4.30e-7 | مدل دوم | |

تحت تأثیر قرار میدهد. لذا تعیین فرم قطعی قوانین در این سیستمها کاری مشکل و در برخی موارد غیر ممکن است.

4- الگوریتم پیشنهادی

در این بخش دو مدل جدید از ترکیب الگوریتم زبورهای مصنوعی (ABC) و اتوماتی سلولی ارائه شده است. همانند الگوریتم زبورهای مصنوعی، در این مدل ها نیز یک جمعیت از زبورها وجود دارد و هر یک از زبورها نشان‌دهنده یک موقعیت یا منبع غذایی می‌باشد.

4-1- مدل اول

در این مدل به هر سلول از اتوماتی سلولی یک کلونی اختصاص می‌دهیم. در ابتدا، در هر کلونی یک جمعیت اولیه به صورت تصادفی یک‌نواخت تولید می‌شود. سلولها به طور موازی کار خود را آغاز نموده و هر کلونی با توجه به الگوریتم ABC محیط را کاوش می‌نماید. در پایان هر تکرار هر سلول بهترین (cbest) و بدترین (cworst) منبع غذایی (موقعیت) بدست آمده توسط کلونی را محاسبه و ذخیره می‌نماید. در صورتی که به دنبال کمینه (بیشینه) تابع باشیم، بهترین موقعیت، مختصاتی است که در آن نقطه تابع هدف کمترین (بیشترین) مقدار موجود در این تکرار را داشته باشد؛ و بدترین موقعیت مختصاتی می‌باشد که در آن تابع هدف بیشترین (کمترین) مقدار موجود در این تکرار را دارا باشد. جهت محاسبه بهترین و بدترین کافی است که موقعیت متناظر با کمترین و بیشترین مقدار تابع هدف را بدست آوریم. سپس هر سلول به صورت حریصانه بدترین منبع غذایی خود را با بهترین همسایه‌ها جایگزین می‌نماید.

4-2- مدل دوم

در این مدل در هر سلول یک زبور جای می‌گیرد. زبورها با استفاده از موقعیت همسایگان، موقعیت بعدی خود را تعیین می‌نمایند. در الگوریتم زبورهای مصنوعی (ABC)، هر زبور برای بهنگام کردن موقعیت خود از رابطه (1) استفاده می‌نمود. متغیر k در رابطه (1)، به صورت تصادفی از بین تمامی زبورها انتخاب می‌شود. در حالی که در این مدل متغیر k به صورت تصادفی از میان همسایگان زبور مورد نظر انتخاب می‌شود. بنابراین رابطه (1) به صورت زیر تغییر خواهد نمود:

$$v_{ij} = x_{ij} + f_{ij}(x_{ij} - x_{kj}) \quad (3)$$

$$i \neq k, k \in \{1, 2, \dots, Ngb\}, j \in \{1, 2, \dots, K, D\}, f_{ij} \in [-1, 1]$$

که متغیر Ngb تعداد همسایگان آن زبور می‌باشد.

بنابراین در صورتی که موقعیت جدید از موقعیت قبلی بهتر باشد. (همانند الگوریتم ABC) هر زبور راستای موقعیت یکی از همسایگان خود حرکت خواهد نمود.

5- نتایج شبیه سازی

بر اساس نتایج گزارش شده در [2][3] الگوریتم ABC بسیار بهتر از الگوریتم استاندارد PSO، ژنتیک و DE عمل می‌نماید. بنابراین در

محلی استفاده می‌گردد.. نتایج شبیه سازی ها نشان داد که مدل ارائه شده پاسخهای بهتری در مقایسه با مدل ABC استاندارد تولید میکند.

مراجع

- [1] Lemmens, N., De Jong, S., Tuyls, k. and Nowe, A., "A Bee Algorithm for Multi-Agent Systems", 2007.
- [2] Karaboga, D., and Basturk, B., "A powerful and Efficient Algorithm for Numerical Function Optimization: Artificial Bee Colony (ABC) Algorithm" Journal of Global Optomization, vol. 39, pp. 459-471, November 2007.
- [3] Karaboga, D., and Basturk, B., "On the Performance of Artificial Bee Colony (ABC) Algorithm" Journal of Soft computing, vol. 8, pp. 687-697, January 2008.
- [4] Karaboga, D., and Basturk, B., "Artificial Bee Colony (ABC) Optimization Algorithm for Solving constrained Optimization Problems", Department of Computer Engineering, University of Erciyes, Tech. Rep. No. 2007-02, 2007.
- [5] Martin, O., Odluzko, A., and Wolfram, S., "Algedric properties of Cellular Automata", Math. Phys., vol. 93 , pp. 219-258, 1984.
- [6] Kennedy, J. and Eberhart, R. C., "Particle Swarm Optimization", Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks, Piscataway, NJ, pp. 1942-1948, 1995.
- [7] Anvarinejad, T. and Meybodi, M. R., "Fuzzy Cellular Automata", Proceedings of The 5th Iranian Conference on Fuzzy Systems, Imam Hussein University, Tehran, pp.57-65, Sept. 2004
- [8] Wolfram, S., "Cellular Automata", <http://www.stephenwolfram.com/publications/articles/ca>
- [9] Wolfram, Mathworld, <http://mathworld.wolfram.com/CellularAutomaton.html>
- [10] Liang, J.J., Qin, A.K., "Comprehensive Learning Particle Swarm Optimizer for Global Optimization of Multimodal Functions", Proceedings of IEEE Transaction of Evolutionary Computation, vol. 10, No. 3, June 2006.

جدول 2- نتایج مقایسه دو الگوریتم CLA-PSO و PSO برای تابع روزنبراک (500 نسل)

| واریانس | متوسط | بهترین | الگوریتم | ابعاد |
|----------|----------|----------|----------|-------|
| 32.61 | 4.04 | 1e-4 | ABC | 10 |
| 3.21e-28 | 1.37e-14 | 1.67e-15 | مدل اول | |
| 0.41 | 0.040 | 3.87e-6 | مدل دوم | |
| 159.30 | 9.46 | 0.0062 | ABC | 20 |
| 2.77e-15 | 8.92e-8 | 3.54e-8 | مدل اول | |
| 595.70 | 0.63 | 1.39e-5 | مدل دوم | |
| 1.45e6 | 274.20 | 0.0205 | ABC | 30 |
| 1.28e-6 | 0.015 | 0.0140 | مدل اول | |
| 1.86e5 | 15.88 | 5.98e-4 | مدل دوم | |

جدول 3- نتایج مقایسه دو الگوریتم CLA-PSO و PSO برای تابع آکلی (500 نسل)

| واریانس | متوسط | بهترین | الگوریتم | ابعاد |
|----------|----------|----------|----------|-------|
| 2.51e-13 | 1.11e-7 | 3.38e-10 | ABC | 10 |
| 4.21e-29 | 1.67e-14 | 3.99e-15 | مدل اول | |
| 1.28e-4 | 1.24e-4 | 4.32e-10 | مدل دوم | |
| 0.49 | 0.32 | 5.72e-4 | ABC | 20 |
| 1.11e-20 | 1.27e-10 | 2.04e-11 | مدل اول | |
| 0.011 | 0.014 | 2.56e-5 | مدل دوم | |
| 1.86 | 1.88 | 0.029 | ABC | 30 |
| 9.88e-10 | 6.50e-5 | 2.55e-5 | مدل اول | |
| 0.03 | 0.042 | 0.014 | مدل دوم | |

جدول 4- نتایج مقایسه دو الگوریتم CLA-PSO و PSO برای تابع رستربیجن (500 نسل)

| واریانس | متوسط | بهترین | الگوریتم | ابعاد |
|---------|---------|----------|----------|-------|
| 0.71 | 0.65 | 2.36e-15 | ABC | 10 |
| 4.27 | 55.08 | 1.54e-15 | مدل اول | |
| 0.01 | 0.019 | 1.36e-16 | مدل دوم | |
| 20.51 | 6.58 | 2.67e-6 | ABC | 20 |
| 7.15e-7 | 1.12e-6 | 1.12e-6 | مدل اول | |
| 0.20 | 0.07 | 0.0006 | مدل دوم | |
| 60.62 | 19.04 | 5.04 | ABC | 30 |
| 7.76e-3 | 7.29 | 7.29 | مدل اول | |
| 1.13 | 0.23 | 0.058 | مدل دوم | |

6- نتیجه گیری

در این مقاله دو مدل جدید برای بهینه سازی که بر پایه دو الگوریتم کلونی زنبورهای صنعتی و اوتوماتای سلولی می‌باشد، پیشنهاد گردید. در مدل اول در هر سلول اوتوماتای سلولی یک کلونی قرار دارد. و در مدل دوم در هر سلول یک زنبور قرار می‌گیرد. اوتوماتای سلولی، به منظور افزایش سرعت همگرایی و کاهش احتمال قرار گرفتن در بهینه

¹ Artificial Bee Colony (ABC)

² Scouts

³ On-Lookers

⁴ Waggle dance