کاربردهای مالی الگوریتم کلونی مورچگان[1]

دکتر فرزین رضایی
استادیار حسابداری دانشکده مدیریت و حسابداری دانشگاه آزاد اسلامی واحد قزوین*
بابک نژاد تولمی
کارشناس ارشد حسابداری - دانشگاه آزاد اسلامی واحد قزوین

چکیده
بشر همیشه در پی کشف راز طبیعت و شبیه سازی از طبیعت بوده است.در این باره می توان از اختراع هواپیما تا کاربرد شبکه های عصبی مصنوعی و اکنون استفاده از رفتار مورچگان برای بهینه یابی در حل مسائل یاد کرد. در بهینه یابی، هدف عمده دستیابی به چیدمان خاصی از متغیرها است برای بهینگی تابع هدف. الگوریتم مورچگان از روش های ناپارامتریک مبتنی بر هوش مصنوعی انبوه زیان می باشد که در علوم غیرمالی و مالی کاربرد زیادی یافته است. در کاربردهای مختلف الگوریتم مورچگان، متغیرها و تابع هدف متفاوت است که بطورح مشروحتر به آن پرداخته شده است. در این مقاله بطور خلاصه به ویژگی مورچگان طبیعی، الگوریتم مورچگان و کاربردهای مالی آن پرداخته شده است.

درباره مورچگان طبیعی
۱) اجتماعی بودن: مطالعات دانشمندانی چون دنوبورگ (۱۹۸۳) نشان داده است که مورچه‌ها حشراتی اجتماعی هستند که در کلونی‌ها زندگی می‌کنند و رفتار آنها بیشتر در جهت بقاء کلونی است تا در جهت بقاء یک جزء از آن و دارای تقسیم کار و توانایی حل مسایل پیچیده زندگی شان هستند و از کلونی آنها با نام ابر سازمان یاد می شود.

۲) هوشمندی توده‌ای: مورچه‌ها با وجود کوری تقریبی و کم‌هوش بودن کوتاهترین مسیر رفت و برگشت از خانه تا غذا را پیدا می‌کنند. این یکی از مهمترین و جالبترین رفتار مورچه‌ها می‌باشد که این نوع رفتار مورچه‌ها دارای نوعی هوشمندی توده‌ای[1] است که عناصر رفتاری تصادفی (احتمال) دارند و بین آنها (همدیگر) هیچ نوع ارتباط مستقیمی وجود ندارد و آنها تنها بصورت غیرمستقیم و با استفاده از نشانه‌ها با یکدیگر در تماس هستند. این نوع هوشمندی در زنبوران، پرستوها و بسیاری از جانداران دیده می شود که مبنایی برای الگوریتم های دیگر می باشند.

۳) فرومون: مورچه‌ها هنگام راه رفتن از خود ردی از ماده شیمیایی فرومون[2] بجای می‌گذارند که البته این ماده

زود تبخیر[3] می‌شود ولی در کوتاه مدت بعنوان رد مورچه بر سطح زمین باقی می‌ماند.

۴) تصمیم گیری: آنها هنگام انتخاب بین دو مسیر، بصورت احتمالاتی مسیری را انتخاب می‌کنند که فرومون بیشتری داشته باشد یا بعبارت دیگر مورچه‌های بیشتری قبلاً از آن جا عبور کرده باشند که گراسه (۱۹۵۲) این هوشمندی برای مسیر یابی را محیط رسانی یا پیرارسانش[4] نامید. در این تصمیم گیری دو تابع نقش دارد که یکی مقدار ترشحات است و دیگری طول مسیر که از اولی با نام تابع فرومون یاد می شود و از دومی با نام تابع ابتکاری.

در مثالی از چنین عملکردی برای انسان، می توان به انتخاب صف بنزین از چند مسیر منتهی به دستگاه های پمپاژ بنزین یاد کرد. تعداد خودروهای هر صف نوعی تابع فرومون هستند و تعداد دستگاه های پمپاژ هر مسیر نیز نوعی تابع ابتکاری هستند. رانندگان با توجه به این دو تابع، تصمیم می گیرند.اگر زمان بنزین زدن ۱دقیقه باشد و در صفی با ۲دستگاه پمپاژ و ۶دستگاه خودرو و صف دیگر با ۱دستگاه و ۴خودرو مواجه شویم، طبعا زمان انتظار صف اول ۳ دقیقه و برای صف دوم ۴دقیقه خواهد بود.

الگوریتم کلونی مورچگان

۱) تاریخچه

مطرح کننده این الگوریتم، مارکو دوریگو[5] [۵]می باشد که در سال ۱۹۹۱ در قالب رساله دکتری آنرا برای حل مساله دوره گرد با ۷۵ شهر عرضه نمود با نام سیستم مورچگان که مدل اولیه الگوریتم مورچگان می باشد. دوریگو این الگوریتم را با سه ویژگی معرفی می نماید (۱۹۹۶).

۱. تطبیق پذیری: با این الگوریتم می توان مسائل مشابه دیگر را حل نمود، مانند استفاده از الگوریتم دوره گردمتقارن (Dij=Dji) برای حل مساله دوره گرد نامتقارن (Dij#Dji)

۲. توانمندی: با تغیرات کوچک در الگوریتم می توان مسائل دیگر در بهینه یابی ترکیبی را حل نمود، مانند مساله تخصیص درجه دوم و قابلیت الگوریتم متأثر از تغییرات پارامتریک نیست .

۳. جمعیت محوری: که اجازه می دهد الگوریتم دارای مکانیسم بازخورد مثبت[6] باشد تا امکان یافتن جواب بهتر را سریعتر ممکن سازد و همچنین امکان اجرای موازی[7] را نیز ممکن می کند و علاوه بر این بدلیل محاسبات غیرمتمرکز[8] از همگرایی و گرفتار شدن در جواب های بهینه اولیه جلوگیری می کند.

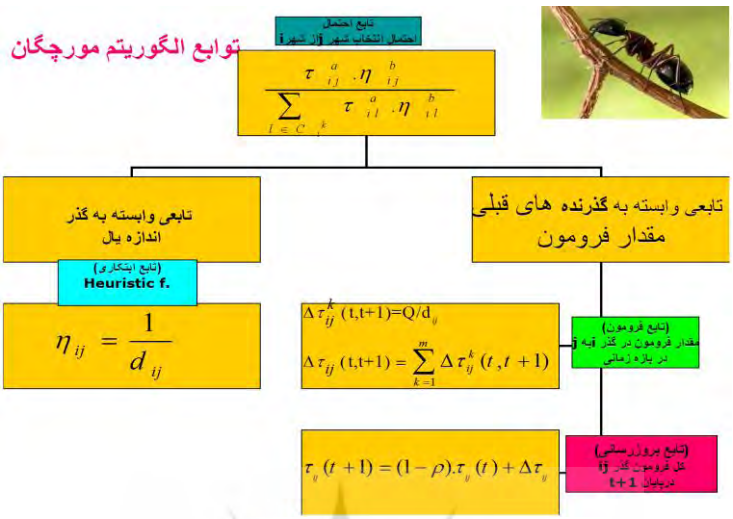
باید افزود که به مرور زمان بر پایه مدل دوریگو، الگوریتم مورچگان توسعه یافت و مدل های دیگری مانند ACS, MMAS, Ant-Q, AntNET ظهور کرد.فرایند الگوریتم عبارت است از

۱. تعیین مقدار اولیه برای تابع فرومون و تابع ابتکاری
۲. قراردادن شهر مبدا برای هر مورچه در لیست ممنوعه[9] که حق گذر مجدد به آن برای آن مورچه وجود نداشته باشد
۳. محاسبه تابع احتمال برای انتخاب شهر بعدی برای هر مورچه در هر شهر
۴. تعدیل جمعیت شهرها بابت انتخابهای هر دور
۵. افزودن شهر انتخابی هر مورچه به لیست ممنوعه آن مورچه

۶. تعیین بهترین مسیر

۷. بروزرسانی و رفتن به ۳ (اگر پایان تور همه مورچه ها نیست)

۲) توابع و عناصر الگوریتم مورچگان



(شکل ۱: توابع و عناصر الگوریتم مورچگان(دوریگو و همکاران-۱۹۹۶)

و اکنون توابع و پارامترهای الگوریتم عبارتند از:

۲-۱) تابع فرومون

$$\Delta \tau_{ij}^{k}(t,t+1)=Q/d_{ij}$$

$$\Delta \tau_{ij}(t,t+1)=\sum_{k=1}^{m}\Delta \tau_{ij}^{k}(t,t+1)$$

در رابطه اول مقدار فرومون مورچه kام بر روی یال dij محاسبه می شود و در رابطه دوم کل فرومون بر روی آن یال با گذر m مورچه

۲-۲) تابع ابتکاری (پدیداری)[۱۰]

$$\eta_{ij}=\frac{1}{d_{ij}}$$

رابطه بالا را پدیداری نیز گویند و نسبت عکس فاصله هر یال است و طبعاً برای هر مقدار ثابت فرومون، هر چقدر طول یال کوتاهتر باشد، چگالی آن بیشتر است.

۲-۳) تابع احتمال

$$\frac{\tau_{ij}^{a}.\eta_{ij}^{b}}{\sum_{l\in C_i^k}\tau_{il}^{a}.\eta_{il}^{b}}$$

این تابع احتمال انتخاب شهر بعدی را تعین می کند و برای همه شهرهایی که مورچه k امکان گزینش از شهر i را دارد، محاسبه می شود. و بر اساس بیشترین مقدار برای این تابع از i به شهر منتخب بر اساس مقدار این تابع، حرکت ادامه می یابد.

۲-٤) تابع بروزرسانی[11]

پس از انتخاب شهر بعدی، و قبل از آغاز مرحله بعدی برای شناخت شهر بعدی ممکن بر مسیر، تابع فرومون بروز می شود بابت تبخیر مقداری از فرومون که به مرور زمان رخ می دهد و برای پرهیز از همگرایی سریع در الگوریتم.

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\rho).\tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}$$

رابطه بالا مقدار فرومون را در زمان t+1 محاسبه می کند. این رابطه از دو جزء تشکیل یافته است.

۱.

این بخش مقدار کل فرومون ترشح شده در فاصله (t,t+1) را شامل می شود.

۲.

از آنجا که به مرور زمان بخشی از فرومون، بخارمی شود، بنابراین این بخش از رابطه، مقدار فرومون زمان t را با ضریب (1-ρ) بروز می کند. و بنابراین کل رابطه، خالص مقدار فرومون را در زمان t+1 محاسبه می کند.

کاربردهای مالی الگوریتم مورچگان

۱) انتخاب بهترین پورتفوی سهام

تخصیص بهینه منابع مالی در بازار سرمایه یکی از اصلی ترین موضوعات در حوزه تصمیمات سرمایه گذاری است[۱].

هدف در اینجا آن است که بهترین چیدمان را از انواع سهام در بازار داشته باشیم که تابع بازده پورتفو ماکزیمم شود و تابع ریسک پورتفو می نیمم شود. در این الگوریتم هر کدام از سهام بردارهایی هستند که ضریبی از ۰ تا k را می توانند بپذیرند که میزان وزن هر سهم در پورتفو است. در اینجا با ماتریس فرومون مواجه هستیم که شامل n ستون به تعداد انواع سهام بازار، و m سطر که ضرایب انتخابی هر سهم می باشد. عدد صفر در معنای نبود آن سهم در پورتفو می باشد. الگوریتم برای یافتن بهترین چیدمان ممکن، از اولین ضریب اولین سهم با ترکیب با اوزان سایر سهام جستجو را بر پایه توابع تعریف شده آغاز می کند و تا یافتن بهترین ترکیب ادامه می دهد. از جمله تحقیق در این زمینه می توان به کارهای دنور (۲۰۰۱)، ونگ و یانگ(۲۰۰۹) و فرقاندوست و کاظمی(۲۰۱۲) اشاره کرد. بر اساس تحقیق فرقاندوست وکاظمی(۲۰۱۲)[۶]، توابع آن عبارتست از:

۱. تابع مقدار افزایش فرومون:

$$\delta_{ci} = Q \cdot \frac{\frac{R_p}{\sigma_p}}{\frac{R_{p^*}}{\sigma_{p^*}}}$$

که متغیرهای ستاره دار، بازده و ریسک بهترین پورتفو مورد انتظار می باشد.

۲. تابع فرومون نهایی:

$$\tau_{cs}(t+1) = \tau_{cs}(t)(1-\gamma) + \delta_{cs}$$

۳. تابع احتمال

$$p_c = \frac{\tau_{cs}}{\sum_{\forall c} \tau_{cs}}$$

۴.تابع برازندگی

$$\text{Fitness function} = \frac{R_p}{\sigma_p}$$

۲) رتبه بندی اعتباری برای بهترین پورتفوی اعتبار

در اینجا نیز هدف کلی همچون پورتفوی سهام، عبارتست از چیدمانی از اعتبار که حداقل ریسک و حداکثر بازده را برای نهاد اعتباردهنده ایجاد کند که بویژه ریسک ناتوانی اعتبار گیرنده در ایفای تعهدات[۱۲] بسیار مهم است و در واقع اعتبار دهنده بدنبال بهترین پورتفوی اعتبار[۱۳] است.

قواعد وتوابع این کاربرد بر اساس تحقیق مارتینز و همکاران[۱۴] (۲۰۱۰) [۷] عبارتند از:

۱. قاعده کلاس اعتبار گیرندگان

xample credit scoring rule set

R1: **if** (Checking Account < 100€ **and** Duration > 15 m **and**
Credit History = no credits taken **and** Savings Account < 500€)
then class = bad
R2: **else if** (Purpose = new car/repairs/education/others **and**
Credit History = no credits taken/all credits paid back duly at this bank **and**
Savings Account < 500€)
then class = bad
R3: **else if** (Checking Account < 0€ **and**
Purpose = furniture/domestic appliances/business **and**
Credit History = no credits taken/all credits paid back duly at this bank **and**
Savings Account < 250€)
then class = bad
R4: **else if** (Checking Account < 0€ **and** Duration > 15 m **and**
Credit History = critical account **and** Savings Account < 250€)
then class = bad
R5: **else** class = good

در اینجا برای اعتبار گیرندگان رتبه ها و کلاس های خوب و بد در قالب قاعده هایی در نظر گرفته شده است. جنس اعتبارگیرنده، طول مدت اعتبار و وضعیت تملک واحد شخصی و برای دو متغیر کمی، فواصلی در نظر گرفته می شود که الگوریتم با توجه به قواعد کلاس و توابع، بین مقادیر کیفی و کمّی تعریف شده برای متغیرها، بهترین ترکیب ممکن را معرفی می کند.

۲. تابع فرومون

$$\tau_{(v_{i-1,k},v_{i,j})}(0) = \tau_{max}$$

$$\tau_{(v_{i-1,k},v_{i,j})}(t+1) = \rho \cdot \tau_{(v_{i-1,k},v_{i,j})}(t) + \frac{Q^{+}_{best}}{10}$$

$$Q^{+} = \underbrace{\frac{|rule^{c}_{ant}|}{|rule_{ant}|}}_{\text{confidence}} + \underbrace{\frac{|rule^{c}_{ant}|}{|Cov=0|}}_{\text{coverage}}$$

که ρ برای لحاظ تبخیر است و $rule_{ant}$ تعداد اعتبارگیرندگان منطبق با همه نوع کلاس ها از دید تجربی اعتباردهنده است و $rule^{c}_{ant}$ ، تعداد اعتبار دهندگان با انطباق درست هر کلاس خاصی از قواعد با دید تجربی اعتباردهنده است و cov=0 تعداد اعتبارگیرندگان با عدم انطباق از مجموعه قواعد است. و بر اساس تعداد قاعده.rn.... r1,r2 طبعاً، n مقدار برای Q بدست می آید که با MAX آنها Q^{+} است.

۳.تابع ابتکاری

$$\eta_{ij} = \frac{|T_{ij} \;\&\; CLASS = class_{ant}|}{|T_{ij}|}$$

که T ij معرف تعداد اعتبار گیرنده از جنس مرد یا زن است و CLASS هم معرف تعداد مشمولین کلاس بد یا غیر بد است.

۴.تابع احتمال

$$P_{ij}(t) = \frac{\left[\tau_{(v_{i-1,k},v_{i,j})}(t)\right]^{\alpha}.\left[\eta_{v_{i,j}}(t)\right]^{\beta}}{\sum_{l=1}^{p_i}\left[\tau_{(v_{i-1,k},v_{i,l})}(t)\right]^{\alpha}.\left[\eta_{v_{i,l}}(t)\right]^{\beta}}$$

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

۳) برنامه ریزی پروژه و جریان های نقدی تنزیلی

با استفاده از الگوریتم و توابع خاص تعریف شده، بدنبال ترکیب بهینه ای از انواع فعالیت های یک پروژه هستیم چرا که با توجه به منابع و محدودیت های هر پروژه، مدیریت پروژه با چالش مهمی مواجه است و طبعاً بدنبال اجرای بهتر پروژه برای دستیابی به بهترین نتیجه می باشد. از جمله کاربرد الگوریتم برای این منظور می توان به کار چن و همکاران (۲۰۰۹)[۲] اشاره کرد.

٤) کاربرد الگوریتم مورچگان در پیش بینی درماندگی مالی

ورشکستگی از پدیده هایی است که استفاده کنندگان از صورتهای مالی انتظار آنرا ندارند ولی همیشه نگران آن هستند وازطرفی کشور را هم از لحاظ اجتماعی و هم اقتصادی به چالش می کشد[۳]. کاربرد الگوریتم

مورچگان در پیش بینی درماندگی مالی، اولین بار توسط میلی(۲۰۰۵) [۸]مطرح شده است.این روش نیز همچون سایر روش های پیش بینی، متکی بر نسبت ها و شاخص های مالی است. در مدل های آماری از ترکیب موزون چند شاخص یک عدد بحرانی بدست می آید که ملاک تفکیک درمانده از غیر آن خواهد بود. در این روش دامنه هر شاخص (تفاوت ماکزیمم و مینیمم) به چند فاصله کوچکتر تقسیم می شود و هر فاصله از هر شاخص با فواصل دیگر شاخص ها در ترکیباتی دوگانه تا چندگانه مورد بررسی قرار می گیرد و قواعد بالقوه بر پایه توابع احتمالات مبتنی برتشخیص های درست هر ترکیب ایجاد می شود. قواعدی که بیان می دارد اگر متغیر اول در فاصله [a,b] و متغیر دوم در فاصله [c,d] و سایر فواصل سایر متغیرها باشد، شرکت غیر درمانده یا درمانده است. یعنی با ایجاد مجموعه ای از قواعد منطقی شرکت ها برای پیش بینی درماندگی، دسته بندی می شوند که در واقع با داده کاوی مواجه هستیم. در بهینه یابی، به هر ترکیب از ابتدای داده کاوی فواصلی از متغیری اضافه می شود که توان پیش بینی را افزایش دهد و در پایان، الگوریتم بهترین متغیرها و فواصل را معرفی می کند. و البته تعداد قواعد ایجاد شده منحصر بفرد نیست و با توجه به پراکندگی داده ها، قواعد افزایش می یابد و همچنین از توان مدل کاسته می شود. و همانند روش های پارامتریک باید بدنبال عدد بحرانی هر شاخص بود تا با روابط < یا > به قواعد کمتر رسید.

❖ گام ها

۸. تعیین شاخص هایی برای پیش بینی درماندگی(kشاخص)

۹. تعیین اعداد بحرانی بالقوه برای هر شاخص(a_{ij})

۱،۲. تعیین فاصله مناسب برای گسست های آن شاخص

۲،۲. تقسیم تفاوت ماکزیمم و مینمم هر شاخص بر فاصله آن شاخص

۳،۲. ایجاد ماتریسی از اعداد بحرانی بالقوه

$a_{11}...a_{12}.....a_{1m}$
$a_{21}...a_{22}.....a_{2m}$
.
$a_{k1}...a_{k2}.....a_{km}$

۱۰. مسیر حرکت: از هرعدد بحرانی هر شاخص به اعداد بحرانی شاخص بعدی در ترکیبهای دوگانه تا چندگانه با توابع الگوریتم(پس از مقدار دهی اولیه به پارامترهای الگوریتم مانند ، b، r و Q)

۱،۳) تابع **برازندگی**: تعداد تشخیص درست یا نسبت تشخیص درست(درمانده و غیردرمانده)

۲،۳) تابع **فرومون**: مقدار تابع برازندگی برای همه متغیرهای ترکیب مورد بررسی

$$FIT_{Rk} = B_{Rk}^{+} + NB_{Rk}^{+}$$

(B: درمانده NB: غیردرمانده)

بغیر از ترکیب های اولیه آغاز جستجو، این تابع بروز رسانی می شود و در تابع احتمال مورد استفاده قرار می گیرد. که Δ تفاوت فرومون دو مرحله است و فرومون مرحله قبل با ضریب $(1-\rho)$ تعدیل می شود.

۳,۳) تابع **ابتکاری(هروستیک):** مقدار تابع برازندگی برای دومتغیر اخر هر ترکیب مورد بررسی

$$D_{Cim,Cjn} = B_{Cim,Cjn}^{+} + NB_{Cim,Cjn}^{+}$$

۴,۳) تابع **احتمال**:

$$p_{ij}(t) = \frac{[\tau_{ij}(t)]^{\alpha}[\eta_{ij}(t)]^{\beta}}{\sum_{l \in V_k(i)}[\tau_{il}(t)]^{\alpha}[\eta_{il}(t)]^{\beta}}$$

❖ هدف

دستیابی به تابع تشخیص مانند ترکیب زیر با حداکثر مقدار برای تابع برازندگی

اگر $x_{1,i}<a_{1,j}$ و $x_{2,i}<a_{2,j}$ و ... $x_{K,i}<a_{k,j}$ آنگاه درمانده

i: ۱..... n؛ تعداد شرکت های مورد بررسی الگوریتم

j: ۱..... m؛ تعداد اعداد بحرانی بالقوه

قابل ذکر است که بالاترین تفکیک پذیری با الزام به وجود یک عدد بحرانی برای هر متغیر در تابع تشخیص و یا بالاترین تشخیص در تابعی با ترکیب بهینه از متغیرها با داده کاوی بی الزام اشاره شده ،دو روش اجرای الگوریتم می باشد.

تحقیقات مرتبط این کاربرد عبارتند از :

۱) میلی[۱۵](۲۰۰۵) با تابع تشخیص "ترکیب عطفی چند گزاره با عملگر کوچکتر" و با ملاک "تعداد تشخیص درست" در توابع الگوریتم و ۵متغیر آلتمن (۱۹۶۸) در آزمایش اول مبتنی بر کل داده ها و در آزمایش دوم مبتنی بر گروه آموزشی و کنترل به ترتیب به موفقیت ۸۶,۳٪ ، ۸۶,۹٪ و ۸۰,۵٪ نایل شد که در مقایسه با اجرا با مدل رگرسیون خطی با موفقیت های ۸۰٪، ۷۷,۱٪ و ۷۰٪ نتایج بهتری بوده است.

۲) ونگ[۱۶](۲۰۰۹)[۹] با تابع تشخیص "ترکیب عطفی چند گزاره با عملگر حدود بین ماکزیمم و مینیمم" و با ملاک " نسبت تشخیص درست" در توابع الگوریتم و ۵ متغیر درامد خالص به حقوق صاحبان سهام، نسبت آنی، سود وزیان انباشته به کل دارایی ها، حقوق صاحبان سهام به دارایی ها و هزینه های مالی به فروش کل با داده کاوی بر اساس آزمون آماری t و تابع بروزرسانی $T(t+1)=(1-p).[T(t)+$ ذ$]$

(برای بهترین مسیر هر دور: ذ =Q و بقیه مسیرهای آن دور ۰= ذ)، در گروه آموزشی و کنترل به موفقیت ۷۹,۱٪ و ۷۶,۳٪ نایل شد.

۳) در تحقیق نویسندگان این مقاله در سال۱۳۹۱[۱]، با داده کاوی از بین ۱۵ متغیر با استفاده از داده های ۱۳۰ شرکت در بین سال های۸۴-۸۹ در قالب۷۱۸ سال-شرکت، دو متغیر حقوق صاحبان سهام به کل دارایی ها و سود قبل از هزینه مالی و مالیات به کل دارایی، متغیرهای برتر و موثر بر اساس بهینه یابی الگوریتم بوده اند که درصد موفقیت کلی آنها ۹۶,۹۴٪ (درمانده: ۹۵,۲۱٪، غیر درمانده: ۹۷,۳۸٪) بوده است.

خلاصه و نتیجه گیری

روش های متفاوتی برای حل مسایل بهینه یابی ترکیبی وجود دارد که از جمله الگوریتم مورچگان از آن دسته

می باشد. این الگوریتم بدلیل توابع آن و امکان تعریف متناسب اجزای مسایل، و همچنین با توجه به نتایج مطلو ب تحقیقات مختلف، از روش های جالب در برخورد با مسایل گوناگون بهینه یابی می تواند باشد و گسترش د امنه کاربرد آن در علوم مهندسی تا علوم مالی نشانگر قابلیتهای این الگوریتم است. در این مقاله به کاربردهای م الی الگوریتم مورچگان پرداخته شد در زمینه هایی چون انتخاب پوتفوی سهام، رتبه بندی اعتباری، برنامه ریزی جریان های نقدی پروژه ها و پیش بینی درماندگی مالی. نتایج، از موفقیت الگوریتم حکایت دارد و بنابراین م ی توان نتیجه گرفت که استفاده از آن در تحقیقات مشابه زمینه های بالا و یا طراحی و تعریف سایر زمینه ها متن اسب الگوریتم منطقی می باشد.

---

[1] Ant Colony Algorithm
[1] swarm intelligence
[2] pheromone
[3] evaporate
[4] stigmergy
[5] Dorigo
[6] positive feedback
[7] parallel Implementation
[8] distributed computing
[9] black list
[10] Heuristic function
[11] updating
[12] Pd = probability of default
[13] credit portfolio
[14] Martens
[15] Milea
[16] Wang

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی