

# ارزیابی و مقایسه‌ی نتایج حاصل از بهینه‌سازی مدل گسترش آتش سوزی جنگلی بر مبنای اتوماتای سلولی با استفاده از دو الگوریتم PSO و ABC

طاهره قائمی راد<sup>۱</sup>

محمد کریمی<sup>۲</sup>

تاریخ پذیرش مقاله: ۹۳/۱۲/۹

تاریخ دریافت مقاله: ۹۳/۱۰/۷

\*\*\*\*\*

## چکیده

آتش سوزی جنگلی یکی از رایج‌ترین خطرات اکولوژیکی محسوب می‌شود که پیش‌بینی صحیح گسترش آن موضوعی حیاتی در حداقل نمودن اثرات مخرب ناشی از آن محسوب می‌شود. این پدیده به عواملی از جمله توپوگرافی، پوشش گیاهی و اقلیم بستگی دارد. در میان مدل‌های موجود مدل‌های قطعی تجربی که در قالب رستر ارائه شده‌اند از جمله اتوماتای سلولی، به دلیل سادگی مدل‌سازی و توانایی در مدل‌سازی سیستم‌های پیچیده دارای محبوبیت بیشتری هستند. سیستم‌های شبیه‌سازی مختلفی جهت شبیه‌سازی و پیش‌بینی گسترش آتش با استفاده از اتوماتای سلولی توسعه یافته‌اند. کیفیت نتایج حاصل از این سیستم‌ها علاوه بر میزان پیچیدگی مدل به صحت و اطمینان پارامترهای ورودی نیز بستگی دارد که اغلب این پارامترها، دارای درجه‌ای از عدم اطمینان هستند. یکی از پیشنهادات سازنده جهت غلبه بر مشکل عدم اطمینان، استفاده از رویکرد دو مرحله‌ای شبیه‌سازی می‌باشد. در این رویکرد، ابتدا کلیه پارامترهای موجود در مدل با مقایسه‌ی نتایج حاصل از شبیه‌سازی با واقعیت بهینه می‌شوند، سپس مدل شبیه‌سازی مربوطه با در نظر گرفتن مقادیر بهینه بدست آمده برای پارامترها به شبیه‌سازی گام بعدی گسترش می‌پردازد. یکی از مهمترین نکات در طراحی این سیستم استفاده از روش بهینه‌سازی مطلوب می‌باشد. در این پژوهش جهت غلبه بر مشکل عدم اطمینان و ارتقاء دقت مدل‌سازی گسترش آتش سوزی جنگلی و اجرای رویکرد دو مرحله‌ای از دو روش بهینه‌سازی ازدحام ذرات و کلونی زنبور عسل برای بخشی از جنگل‌های استان گیلان استفاده شده است. نتایج حاصل نشان می‌دهد روش بهینه‌سازی کلونی زنبور عسل نسبت به روش بهینه‌سازی ازدحام ذرات، دارای توانایی بالاتری به منظور تولید پارامترهای بهینه‌ی مدل مورد نظر می‌باشد.

واژه‌های کلیدی: آتش سوزی جنگلی، اتوماتای سلولی، رویکرد دو مرحله‌ای شبیه‌سازی، ازدحام ذرات، زنبور عسل.

\*\*\*\*\*

۱- کارشناس ارشد مهندسی سیستم‌های اطلاعات مکانی، دانشکده‌ی نقشه‌برداری دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، parnias94@yahoo.com

۲ - استادیار گروه مهندسی سیستم‌های اطلاعات مکانی، دانشکده‌ی نقشه‌برداری دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی mkarimi@kntu.ac.ir

## ۱- مقدمه

نمونه داده‌های زمینی استفاده می‌شود. در مقابل در مدل‌های تحلیلی، رفتار آتش از قوانین فیزیکی حاکم بر سیستم استنباط می‌شود. که در این میان می‌توان به مدل‌های زیر اشاره نمود (Barros and Mendes, 1997; Karafyllidis and Thanailakis, 1997; Hernandez Encinas et al., 2007; Berjak and Hearne, 2007; Yassemia et al., 2008) ارزیابی مدل‌های موجود از اهمیت استراتژیکی برخوردار است، زیرا خروجی‌های حاصل از این مدل‌ها و برآوردهای صورت گرفته بر مبنای همین نتایج، به صورت مستقیم جهت اتخاذ تصمیمات، مورد استفاده قرار می‌گیرند. (Alexander and Cruz, 2013) آتش سوزی جنگلی سال‌هاست که با استفاده از شبکه‌های منظم از جمله اتوماتای سلولی مدل می‌شود. (Porterie et al., 2007) مدل‌های مکانی جنگل اولیه، قوانین دینامیک جنگل را با متدهای اتوماتای سلولی ترکیب می‌کردند. اتوماتای سلولی از جمله‌ی مدل‌های بر مبنای گرید و گسسته از نظر مکانی-زمانی می‌باشد. اتوماتای سلولی روشی کلاسیک برای مطالعه‌ی پیچیدگی یک سیستم می‌باشد که به شکل مناسبی جهت شبیه‌سازی عوامل پویای مکانی-زمانی چند مقیاسه مورد استفاده قرار می‌گیرد. رویکرد اتوماتای سلولی به مرور زمان پیچیده تر شده و امروزه به صورت گسترده در تحقیقات اکولوژیکی مورد استفاده قرار می‌گیرد (Xi et al., 2009) اتوماتای سلولی می‌تواند به عنوان یک سیستم دینامیکی و تحت یک شبکه‌ی یکنواخت و منظم با در نظر گرفتن تعاملات محلی میان هر سلول با مجموعه‌ای از سلول‌های همسایه و در گام‌های زمانی گسسته مورد استفاده قرار گیرد. در این سیستم کلیه تغییرات به صورت همزمان و موازی اعمال می‌شود. (Li et al., 2012)

سیستم‌های شبیه‌ساز مختلفی جهت شبیه‌سازی و پیش بینی گسترش آتش توسعه یافته‌اند. کیفیت نتایج حاصل از این سیستم‌ها علاوه بر میزان پیچیدگی مدل به صحت و اطمینان پارامترهای ورودی نیز بستگی دارد که اغلب این پارامترها دارای درجه‌ای از عدم اطمینان هستند. برخی از این پارامترها مانند رطوبت به صورت مستقیم قابل اندازه‌گیری نیستند و

بلائیای طبیعی به گونه‌ای از وقایع طبیعی غیرقابل انتظار و غیرقابل کنترل گفته می‌شود که زندگی و فعالیت‌های مردم را تهدید می‌نماید (Cencerrado et al., 2012). در این میان، آتش سوزی جنگلی از جمله‌ی فجایعی است که سالانه منجر به وقوع خسارات فراوانی در سطح جهان می‌شود (Brun et al., 2013). این پدیده تأثیرات جدی بر روی کیفیت جنگل‌ها و امنیت عمومی دارد. (Quartieri et al.) بر روی ویژگی‌های فیزیکی خاک اثر منفی می‌گذارد و می‌تواند محتوای مواد مغذی موجود در آن را به شدت کاهش دهد. از سوی دیگر آتش سوزی، انتشار گاز به اتمسفر را تا حد زیادی افزایش می‌دهد. از بین بردن درختان و تغییر چهره‌ی پوشش گیاهی نیز از جمله‌ی اثرات منفی آتش سوزی بر محیط زیست می‌باشد. (M.Sow et al., 2013) لذا جهت کاهش پیامدهای ناشی از وقوع چنین حوادثی بایستی در لحظه‌ی وقوع حادثه، توانایی اتخاذ تصمیمات ضروری وجود داشته باشد. در همین راستا اقدامات زیادی جهت تهیه‌ی مدل‌ها و شبیه سازهای مختلف به منظور ارزیابی پروسه‌ی تکاملی بلائیای طبیعی صورت گرفته است. (Cencerrado et al., 2012)

علوم محاسباتی ابزارهایی را جهت مقابله و کاهش بلائیای حاصل از این پدیده‌ها در اختیار قرار می‌دهند. در همین راستا محققین در زمینه‌های گوناگون، مدل‌هایی را جهت نمایش و پیش بینی رفتار چنین حوادثی، توسعه داده‌اند. (Brun et al., 2012) بررسی دقیق مدل‌های ریاضیاتی موجود جهت توصیف گسترش جبهه‌ی آتش در زمان و تحت شرایط توپوگرافی، آب و هوایی و سوختی متغیر نه تنها به منظور فهم بهتری از مدل بلکه برای اجرای مؤثرتر آن، استفاده‌ی درست آن و تفسیر درستی از نتایج بدست آمده می‌باشد. (Glasa and Halada, 2008)

مدل‌های آتش سوزی جنگلی را می‌توان به دو دسته‌ی کلی مدل‌های احتمالاتی و قطعی (تحلیلی) تقسیم‌بندی نمود. مدل‌های احتمالاتی به پیش‌بینی رفتار احتمالی آتش تحت یک شرایط متوسط می‌پردازند و در این میان از قوانین تکاملی استخراج شده از تجربیات آزمایشگاهی و

سلولی ارائه شده است، اجرا شده و ضرایب بهینه شده، جهت ارزیابی، در مدلسازی گسترش جبهه‌ی آتش ثانویه‌ی مورد استفاده قرار گرفته اند.

## ۲- مواد و روش‌های تحقیق ۲-۱- مناطق مورد مطالعه

محدوده‌ی مورد مطالعه در این تحقیق، شهرستان رشت واقع در استان گیلان می‌باشد. وسعت این شهرستان ۱۴۲۷ کیلومتر مربع است و در زمینی مسطح و هموار به ارتفاع میانگین ۵ متر از سطح آب‌های آزاد قرار دارد. ۱۵۰۰ هکتار از مساحت این شهرستان دارای پوشش جنگلی می‌باشد که طبق آمار ارائه‌شده توسط سازمان منابع طبیعی، تنها در یک دهه‌ی گذشته شاهد وقوع بیش از ۱۰۷ حریق جنگلی بوده است. بر اثر وقوع حوادث حریق در طی این دهه بیش از ۳۴۰ هکتار از اراضی جنگلی این منطقه دچار آتش‌سوزی شده‌اند.

### ۲-۱-۱- منطقه‌ی اول

در مردادماه سال ۱۳۹۲ محدوده‌ای از جنگل‌های بخش سنگر شهرستان رشت به مدت ۳۶ ساعت دچار آتش‌سوزی شد. این آتش‌سوزی که از ساعت ۱۴:۳۰ اول مرداد آغاز و نهایتاً با تلاش مأمورین جنگلبانی در ساعت ۲ بامداد سوم مرداد خاموش شد منطقه‌ای با مساحت تقریبی ۸/۵ هکتار از جنگل‌های این ناحیه را دچار حریق نمود. از جبهه‌ی آتش بدست آمده از این آتش‌سوزی، در مرحله‌ی کالیبراسیون پارامترهای مدل استفاده شده است. نگاره ۱ موقعیت این منطقه را نشان می‌دهد.

### ۲-۱-۲- منطقه‌ی دوم

منطقه‌ی دوم هم مربوط به محدوده‌ی آتشی با مساحت تقریبی ۵ هکتار می‌باشد که در ناحیه‌ی نزدیک به خط آتش اولیه به وقوع پیوسته است. نگاره ۲ موقعیت این منطقه را نشان می‌دهد. از این منطقه جهت ارزیابی پارامترهای بهینه شده استفاده شده است.

بایستی به صورت غیر مستقیم اندازه‌گیری شوند. برخی دیگر از پارامترها مانند باد قابل محاسبه در همه‌ی سلول‌ها نیستند و تنها در برخی سلول‌های خاص قابل محاسبه می‌باشند. از سوی دیگر نرخ اندازه‌گیری این پارامترها اغلب پایین است. لذا این پارامترها معمولاً ثابت در نظر گرفته می‌شود. این عدم اطمینان مشکلات جدی برای پیش بینی ایجاد می‌نماید که بایستی تا حد ممکن کاهش یابد. یکی از پیشنهادات سازنده جهت غلبه بر این مشکل استفاده از رویکرد دو مرحله‌ای شبیه‌سازی می‌باشد. (Brun et al., 2013)

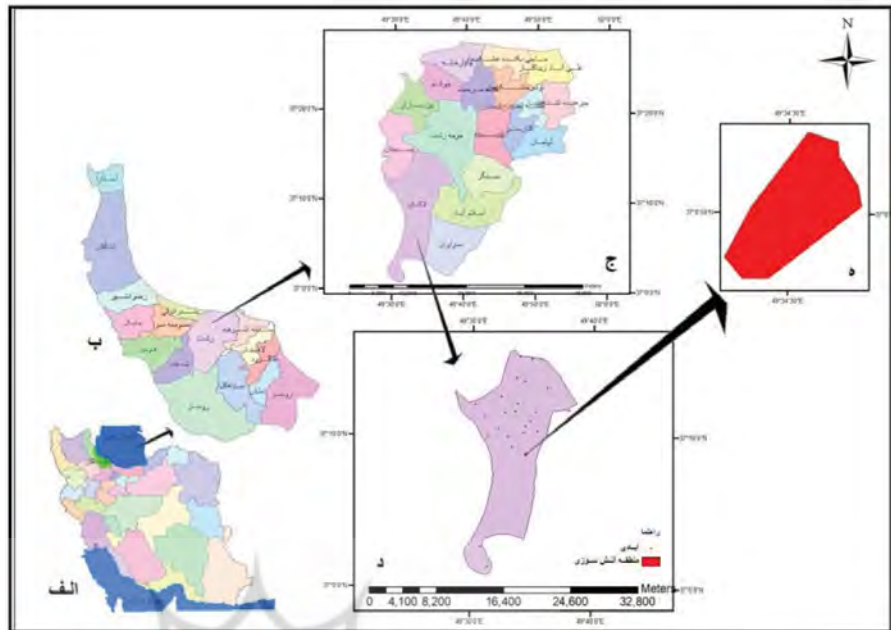
در رویکرد دو مرحله‌ای، ابتدا کلیه‌ی پارامترهای موجود در مدل با مقایسه‌ی نتایج حاصل از شبیه‌سازی با واقعیت بهینه می‌شوند. سپس مدل شبیه‌سازی مربوطه با در نظر گرفتن مقادیر بهینه‌ی بدست آمده برای پارامترها به شبیه‌سازی گام بعدی گسترش می‌پردازد.

یکی از مهمترین نکات در طراحی این سیستم استفاده از روش بهینه‌سازی مطلوب می‌باشد. (Cencerrado et al., 2012)

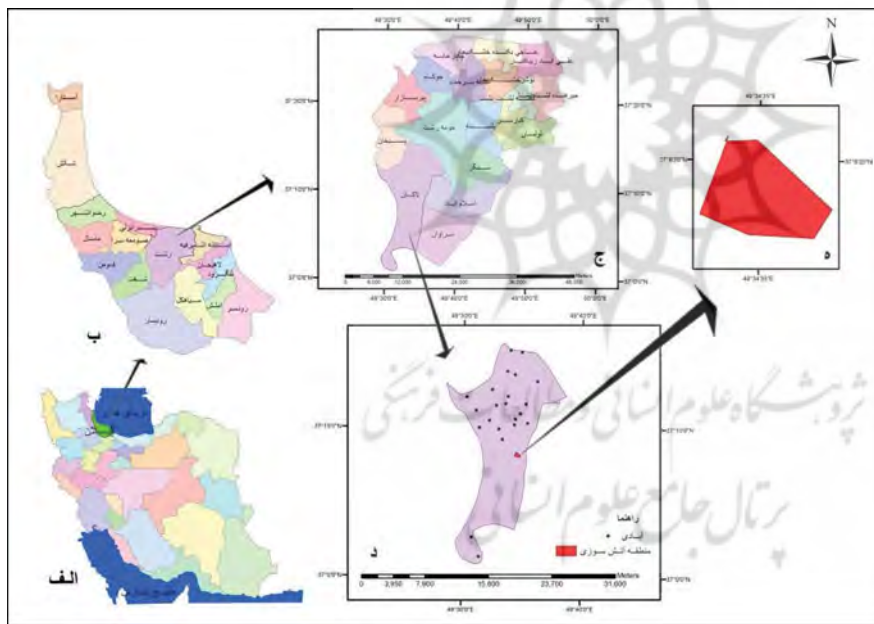
تا به امروز چندین مطالعه در راستای مدلسازی گسترش آتش‌سوزی با استفاده از رویکرد دو مرحله‌ای جهت بهینه‌سازی پارامترهای ورودی صورت گرفته است که برای مثال می‌توان به مطالعات صورت گرفته توسط Karafyllidis در سال ۱۹۹۹، Cencerrado و همکارانش در سال ۲۰۱۲، Brun و همکارانش در سال ۲۰۱۳ و Art'es و همکارانش در سال ۲۰۱۳ اشاره نمود. در تمامی این مطالعات از پایه‌ی ترین روش هوش مصنوعی، الگوریتم ژنتیک، برای بهینه‌سازی استفاده شده است. لذا در این تحقیق بر آن شدیم تا با اعمال سایر روش‌های هوش مصنوعی همچون ازدحام ذرات و زنبور عسل، نحوه‌ی عملکرد این روش‌ها را نیز در بهینه‌سازی مدل شبیه‌ساز جبهه‌ی آتش، مورد بررسی قرار دهیم.

در این پژوهش دو روش بهینه‌سازی ازدحام ذرات و زنبور عسل برای بخشی از جنگل‌های استان گیلان بر روی مدل شبیه‌ساز جبهه‌ی آتش Berjak and Hearne که در سال ۲۰۰۷ جهت مدلسازی جبهه‌ی آتش بر مبنای اتوماتای

نگاره ۱: موقعیت منطقه‌ی آتش سوزی  
 (الف ایران، ب استان گیلان، ج شهرستان رشت، د بخش لاکان، ه منطقه‌ی آتش سوزی)



نگاره ۲: موقعیت منطقه‌ی آتش سوزی  
 (الف ایران، ب استان گیلان، ج شهرستان رشت، د بخش لاکان، ه منطقه‌ی آتش سوزی)



$$\begin{aligned}
 S_{i,j}^{t+1} = & \frac{R_{i,j}}{R_{max}} S_{i,j}^t \\
 & + \left( a^t H_{i-1,j} \frac{R_{i-1,j}}{R_{max}} S_{i-1,j}^t + b^t H_{i+1,j} \frac{R_{i+1,j}}{R_{max}} S_{i+1,j}^t \right. \\
 & \left. + c^t H_{i,j-1} \frac{R_{i,j-1}}{R_{max}} S_{i,j-1}^t + d^t H_{i,j+1} \frac{R_{i,j+1}}{R_{max}} S_{i,j+1}^t \right) \\
 & + 0.785 (e^t H_{i-1,j-1} \frac{\pi R_{i-1,j-1}^2}{4R_{max}^2} S_{i-1,j-1}^t \\
 & + f^t H_{i-1,j+1} \frac{\pi R_{i-1,j+1}^2}{4R_{max}^2} S_{i-1,j+1}^t + g^t H_{i+1,j-1} \frac{\pi R_{i+1,j-1}^2}{4R_{max}^2} S_{i+1,j-1}^t \\
 & + h^t H_{i+1,j+1} \frac{\pi R_{i+1,j+1}^2}{4R_{max}^2} S_{i+1,j+1}^t)
 \end{aligned}$$

(۱)

## ۲-۲- مبانی مدل‌سازی جبهه‌ی آتش با روش Berjak and Hearne

مدل ریاضی اولیه‌ی ارائه شده بر مبنای اتوماتای سلولی توسط کارافیلیدیس و تانیلاکیس در سال ۱۹۹۷ با در نظر گرفتن انتشار دایروی آتش از سلول‌های قطری به سلول مرکزی و تعریف ۸ همسایگی مور به صورت معادله ۱ می‌باشد:

این گروه‌ها در شرایط متوسط محاسبه شده‌اند (Anderson, 1982). جهت اعمال اثر باد با فرض در نظر گرفتن رابطه‌ی مشابه رابطه‌ی ۲ داریم.

$$R = R_0 \exp(\beta \theta_f) \quad (3)$$

در این رابطه،  $\theta_f$  زاویه‌ی قائم شعله‌ی آتش و  $\beta$  عدد ثابتی است که از داده‌های تجربی قابل استخراج می‌باشد (Berjak and Hearne, 2002). جهت محاسبه‌ی زاویه‌ی آتش نیز می‌توان از رابطه‌ی تجربی ۴ استفاده نمود (نوفرتسی و تدین تبریزی، ۱۹۸۱؛ Cheney, ۲۰۰۴؛ Yongzhong et al., ۲۰۰۴).

$$tg(\theta_f) = 0.4226V \quad (4)$$

در این رابطه ۷ جهت باد را نشان می‌دهد.

### ۲-۳- بهینه سازی

از میان روش‌های بهینه سازی موجود، روش‌های فرا ابتکاری مانند خرد جمعی به یکی از حوزه‌های مهم تحقیقاتی برای محققین با زمینه‌های کاری گوناگون تبدیل شده است. خرد جمعی را می‌توان به هرگونه تلاشی جهت طراحی الگوریتم‌ها و یا ابزارهای توزیع یافته‌ی حل مسئله، که از رفتار جامعه‌ی کلونی حشرات و سایر جوامع حیوانی الهام گرفته شده است اطلاق نمود (Karaboga and Basturk, 2008).

الگوریتم‌هایی مانند زنبور عسل، مورچگان، پرندگان و غیره از جمله‌ی روش‌های محاسباتی خرد جمعی می‌باشند که از مجموعه‌ای سازمان یافته از حشرات و یا حیوانات تشکیل شده اند که جهت یافتن منابع غذایی با یکدیگر همکاری دارند. در روش‌های خرد جمعی، رفتار جمعی مجموعه، فقط وابسته به رفتار فردی هر یک از اعضای تشکیل دهنده‌ی اجتماع نیست بلکه به چگونگی تعامل میان آنها نیز وابسته است. تعامل بین اعضا، تجربه‌ی آنها درباره‌ی محیط را افزایش می‌دهد و موجب پیشرفت مجموعه و رسیدن به منبع غذایی مناسب می‌شود (Parsopoulos, 2010). در خرد جمعی اعضای یک گروه اطلاعات را به صورت

در این رابطه S تابعی از شیب و جهت شیب (شرایط توپوگرافی)، سرعت و جهت باد (شرایط آب و هوایی) و نوع پوشش گیاهی می‌باشد. H شیب سلول مرکزی با سلول‌های همسایگی را نشان می‌دهد و R معرف نرخ گسترش آتش‌سوزی می‌باشد. ضرایب a, b, ..., h نیز تحت عنوان ضرایب بادی معرفی شده و میزان شدت باد و جهت سرعت آن بر روی ارزش این مقادیر و نحوه‌ی چیدمانشان اثرگذار می‌باشد. به این ترتیب موقعیت هر سلول در لحظه‌ی t+1 تابعی از موقعیت همان سلول و موقعیت ۸ سلول همسایه در لحظه‌ی t می‌باشد.

در تحقیقات مختلف، مدل‌های ریاضیاتی گوناگونی جهت مدلسازی گسترش آتش سوزی با استفاده از اتوماتای سلولی با در نظر گرفتن معادله‌ی ۱ به عنوان معادله‌ی پایه و توسعه‌ی آن، ارائه شده اند. مدلسازی تجربی صورت گرفته نشان داده است که در میان مدل‌های موجود، مدل ارائه شده توسط Berjak and Hearne در سال ۲۰۰۲ با اندازه‌ی پیکسلی معادل ۳-۷ متر برای پوشش شبکه‌ی اتوماتای سلولی، بیشترین دقت را در شبیه‌سازی خط محدوده‌ی آتش سوزی و به عبارت دیگر جبهه‌ی آتش در مناطق جنگلی استان گیلان دارد. در روش Berjak and Hearne نیز جبهه‌ی آتش با استفاده از رابطه‌ی ۱ مدل می‌شود. با این تفاوت که اثر پارامترهای شیب و جهت باد مستقیماً بر روی نرخ گسترش اعمال می‌شود. اثر شیب با استفاده از رابطه‌ی ۲ نمایش داده شده توسط چینی (معادله‌ی ۲) بر روی نرخ گسترش اعمال می‌شود.

$$R = R_0 \exp(\alpha \theta_s) \quad (2)$$

که در آن  $\alpha$  ضریبی معادل ۰/۰۶۹۳ و  $\theta_s$  شیب موجود میان سلول مرکزی و سلول‌های همسایه می‌باشد. از سویی دیگر با توجه به حجم بالای اطلاعات مورد نیاز در معادله‌ی راترمل، به منظور محاسبه‌ی  $R_0$  از مدل‌های سوخت معرفی شده توسط راترمل و آلبینی استفاده شده است. بنابراین مدل‌ها، پوشش گیاهی جنگلی در ۱۳ گروه مختلف دسته‌بندی شده و عدد نرخ گسترش مربوط به هر یک از

تناسب برای ذرات موجود عدد تناسب محاسبه می‌شود (Poli et al., 2007).

به طور کلی در هر گام زمانی دو موقعیت بهینه قابل تعریف می‌باشد. اولین موقعیت بهینه، بهینه‌ترین موقعیتی است که هر یک از ذرات در مجموع گام‌های زمانی سپری شده به خود اختصاص داده اند. لذا در هر گام به تعداد ذرات موجود، موقعیت بهینه‌ی محلی وجود دارد. دومین موقعیت بهینه نیز بهینه‌ترین موقعیتی که مجموعه‌ی ذرات پس از سپری کردن گام‌های زمانی مورد نظر به آن رسیده اند را نشان می‌دهد. در هر گام زمانی موقعیت هر یک از ذرات به صورت تابعی از این دو موقعیت بهینه، و طبق روابط ۵ و ۶ تغییر می‌کند. (Feng et al., 2011)

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t) \quad (5)$$

$$v_i(t+1) = w \cdot v_i(t) + c_1 \cdot \text{rand}() \cdot (P_i(t) - x_i(t)) + c_2 \cdot \text{rand}() \cdot (P_g(t) - x_g(t)) \quad (6)$$

که در آن  $x_i$  موقعیت ذره‌ی مربوطه را در فضای جستجو نشان می‌دهد. مقادیر  $w$  و  $c_{1,2}$  ثوابت معادله،  $P_i$  بهینه‌ترین موقعیت محله‌ی ذره‌ی مربوطه و  $P_g$  بهینه‌ترین موقعیت بدست آمده از مجموعه‌ی ذرات تا لحظه‌ی  $t$  را نشان می‌دهد. برای مقادیر مختلف  $w$  داریم:

$w > 1$ : در این حالت مقدار سرعت در گام‌های زمانی مختلف افزایش می‌یابد و منجر به واگرا شدن ذرات می‌شود.  
 $0 < w < 1$ : در این حالت سرعت ذرات در گام‌های زمانی پایین می‌آید و شرایط همگرا شدن به مقادیر  $c_1$  و  $c_2$  بستگی دارد.  
 $w < 0$ : در این حالت سرعت در گام‌های زمانی به شدت کاهش می‌یابد و نهایتاً به صفر می‌رسد.

نتایج تجربی نشان داده است که معمولاً مقادیر  $w=0.7298$ ،  $c_1=c_2=1.49618$  در بسیاری از موارد می‌توانند منجر به همگرایی بهتری در بهینه‌سازی شوند. نگاره ۳ نمایش مناسبی از نقش معادلات فوق در فضای جستجو را نشان می‌دهد:

موضعی تبادل می‌کنند تا به یک جواب فراگیر برسند. روش حل در این الگوریتم‌ها مسأله‌ای مرکزی نیست، یعنی حل مسأله به عهده شخص خاصی نیست، بلکه بین تمامی اعضا پخش شده است (karaboga and Eberhart, 1995).

در این مقاله، مدل آتش‌سوزی منتخب با استفاده از دو روش بهینه‌سازی فراابتکاری ازدحام ذرات و زنبور عسل بهینه شده است که در ادامه، مبانی هر یک از آنها به تفصیل ارائه می‌شود.

## ۲-۳-۱- روش بهینه‌سازی ازدحام ذرات

الگوریتم PSO گونه‌ای از الگوریتم‌های خرد جمعی است که از رفتار مجموعه‌ی پرندگان الهام گرفته شده است. ایده‌ی PSO برای اولین بار توسط کندی و ابرهات با اقتباس از دسته‌ی پرندگان در سال ۱۹۹۵ تولید شد که نحوه‌ی جستجوی منابع غذایی در جامعه‌ی پرندگان را با مشارکت یکدیگر و پرندگان همسایه نشان می‌دهد (Kenedy and Eberhart, 2009).

PSO یک تکنیک بهینه‌سازی آماری جامعه مناسب است که به خوبی می‌تواند به بهینه‌سازی توابع غیرخطی در یک فضای چندبعدی بپردازد. (Karaboga and Akay, 2009) در این مدل تعاملات محلی ازدحام ذرات منجر به تولید یک ساختار کلی می‌شود. لذا این تکنیک هم مانند CA یک ساختار جزء به کل دارد که می‌تواند آن را به گزینه‌ی مناسبی جهت بهینه‌سازی تبدیل نماید. (Feng et al., 2011)

چنانچه یک فضای  $n$  بعدی از پارامترها که به عنوان پارامترهای مؤثر نیاز به بهینه‌سازی دارند در نظر گرفته شوند آنگاه هر ذره در این مدل نشان دهنده‌ی یک ترکیب ممکن از پارامترهای مورد نظر خواهند بود. هر یک از این ذرات در فضای جستجو دارای مکان مشخصی هستند. در هر گام زمانی شبیه‌سازی، موقعیت ذره‌ی مربوطه با استفاده از رابطه‌ی مشخصی که برای سرعت و یا نرخ تغییر مکان ذره تعیین شده است تغییر می‌کند.

از سویی دیگر با توجه به کاربردی که برای تکنیک مورد نظر در نظر گرفته شده است در هر گام با استفاده از تابع

زنبور خدمه وجود دارد. به محض آنکه منبع غذایی از سوی زنبورهای خدمه و ناظر به عنوان منبع غذایی نامناسب تشخیص داده شود یک زنبور پیش‌آهنگ مسئول تعیین منبع غذایی جدید جایگزین می‌شود. (Wong, 2008)

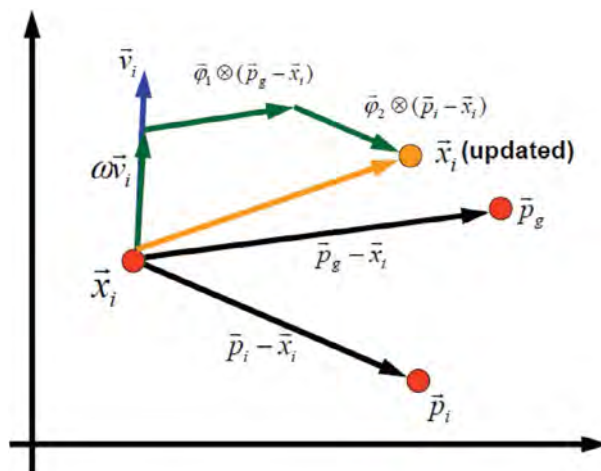
در این الگوریتم ابتدا به تعداد مشخص منبع غذایی به صورت تصادفی یافت شده و نکات آنها اندازه‌گیری می‌شود و اطلاعات مربوط به کلیدی منابع از طریق زنبورها به کندو منتقل می‌شود. (Karaboga and Basturk, 2007)

انتقال اطلاعات با استفاده از رقصی موسوم به رقص جنبیدن صورت می‌پذیرد. این رقص متشکل از پیمودن یک خط مستقیم و به تناوب چرخش به راست و چپ است و مختصات قطبی منبع غذا را نشان می‌دهد. زاویه خط مستقیم به خورشید بیانگر زاویه‌ای است که بقیه زنبورها باید حرکت کنند تا به منبع غذای مورد نظر برسند. مدت زمان این رقص بیانگر فاصله تا منبع غذا و فشردگی این حرکت نشانگر کیفیت نکاتر منبع غذاست. (Karaboga, 2005)

پس از به اشتراک گذاری اطلاعات مربوط به منابع غذایی، هر زنبور خدمه به منبع غذایی یافت شده توسط خودش در گام قبلی مراجعت کرده و به جستجوی منبع غذایی جدید با استفاده از اطلاعات بصری موجود در همسایگی منبع غذایی اولیه می‌پردازد. در گام بعدی هر یک از زنبورهای ناظر با استفاده از اطلاعات نکاتر توزیع شده از سوی زنبورهای خدمه، به انتخاب منابع غذای مناسب‌تر پرداخته و جهت جستجوی منابع غذای جدید به آنها مراجعت می‌کنند. به این ترتیب در این گام احتمال انتخاب منابع غذایی به صورت تابعی مستقیم از میزان نکاتر موجود در آنها تغییر می‌کند.

حال در این میان چنانچه نکاتر یک منبع غذایی پس از گذشت زمانی مشخص توسط زنبورها ناکافی به شمار آمده و رها شود، یک زنبور پیش‌آهنگ مامور یافتن تصادفی منبع غذایی جدید به منظور جایگزینی می‌شود. (Karaboga and Basturk, 2007)

در این الگوریتم، عدم پیشرفت تابع تناسب برای یک منبع غذایی پس از گذشت تعداد حلقه‌های مشخص که به آن



نگاره ۳: جایگاه مکانی هر یک از معادلات انبوه ذرات در فضای جستجو

بدیهی است که پارامترهای تولید کننده‌ی مقدار  $P_g$  نهایی، مقدار بهینه‌ی نهایی یافت شده توسط الگوریتم را نشان می‌دهند.

### ۲-۳-۲- روش بهینه‌سازی زنبور عسل

الگوریتم کلونی زنبورها توسط کارابوگا در سال ۲۰۰۵ برای بهینه‌سازی مسائل ارائه شد. (Karaboga, 2005) در این الگوریتم هم هیچ یک از اعضا به تنهایی قادر به انجام کاری نیستند و عملکرد کلونی زنبورها کاملاً وابسته به همکاری کلیدی اعضای تشکیل دهنده‌ی آن اعم از زنبورهای ملکه، زنبورهای کارگر و زنبورهای نر است.

الگوریتم کلونی زنبور مصنوعی از سه دسته زنبور تشکیل شده است. زنبورهای خدمه، زنبورهای ناظر و زنبورهای پیش‌آهنگ (Karaboga and Akay, 2009).

زنبورهای خدمه وظیفه‌ی یافتن منابع غذای اولیه و انتقال اطلاعات مربوط به آن را به کندو بر عهده دارند. این درحالیست که زنبورهای ناظر با توجه به اطلاعات رسیده از هر منبع غذایی، برای مراجعه‌ی به منابع غذایی براساس شایستگی شان تصمیم می‌گیرند. در این میان دسته‌ای از زنبورها هم به جستجوی تصادفی منابع غذا می‌پردازند که به آن‌ها زنبورهای پیش‌آهنگ گویند. به تعداد منابع غذایی،

'limit' گویند، ناکارایی آن منبع غذایی را نشان داده و توسط

زنبورها ترک می‌گردد. (Karaboga and Ozturk, 2011)

لذا در مجموع می‌توان گفت الگوریتم ABC جهت رسیدن به مقدار بهینه توسط سه پارامتر کنترل کننده، هدایت می‌شود که عبارتند از تعداد منابع غذا که با تعداد زنبورهای خدمه و یا زنبورهای ناظر برابر است، تعداد حلقه‌های محدود کننده و حداکثر تعداد حلقه‌های اجرا. (Karaboga and Ozturk, 2011) در هر دور اجرای حلقه، اطلاعات مربوط به بهترین منابع غذایی کشف شده ذخیره شده و نهایتاً بهترین و بهینه ترین منبع در حلقه‌ی پایانی معرفی می‌گردد.

جدول ۱: مقادیر اولیه‌ی در نظر گرفته شده برای پارامترهای

موجود در روش زنبور عسل

|                 |     |
|-----------------|-----|
| تعداد متغیرها   | ۲   |
| حد پایین        | ۰   |
| حد بالا         | ۱   |
| تعداد زنبورها   | ۸۰  |
| تعداد منابع غذا | ۴۰  |
| حداکثر تکرار    | ۱۰۰ |
| حد              | ۱۰  |

جدول ۲: مقادیر اولیه‌ی در نظر گرفته شده برای پارامترهای

موجود در روش انبوه ذرات

|               |     |
|---------------|-----|
| تعداد متغیرها | ۲   |
| تعداد جزء ها  | ۴۰  |
| w             | ۰.۹ |
| C1, C2        | ۲   |
| حداکثر تکرار  | ۱۰۰ |

### ۳- نتایج

پارامترهایی که در مدل Berjak & Hearne می‌توان به کالیبره نمودنشان پرداخت، ثوابتی هستند که در دو معادله‌ی مربوط به شیب و باد به عنوان ضریب عمل می‌کنند. در این مدل، اثر شیب با استفاده از رابطه‌ی نمایی ارائه شده توسط چینی بر روی نرخ گسترش اعمال می‌شود (معادله‌ی ۲). در این رابطه ضریب  $\alpha$  می‌تواند برای منطقه‌ی مورد مطالعه کالیبره شود.

برای اعمال اثر باد هم از رابطه‌ی (معادله‌ی ۳) استفاده شده است که در آن ضریب  $\beta$  می‌تواند برای منطقه‌ی مورد مطالعه کالیبره شود. با استفاده از اطلاعات استخراج شده از مقالات مرتبط، مقادیر پیش فرض برای این دو ثابت معادل  $\alpha=0.063$  و  $\beta=0.07$  در نظر گرفته شده‌اند. لذا با استفاده از روش‌های بهینه سازی، بهترین و بهینه ترین ترکیب موجود از این دو ضریب را برای منطقه‌ی مورد مطالعه‌ی خود جستجو می‌کنیم. بهینه سازی با استفاده از دو روش ازدحام ذرات و زنبور عسل صورت گرفته است. جداول ۱ و ۲ مقادیر اولیه‌ی در نظر گرفته شده برای اجرای هر یک از الگوریتم‌های بهینه سازی را نشان می‌دهند.

لذا در این دو روش با در نظر گرفتن ۴۰ ذره (زنبور) و با در نظر گرفتن حلقه‌ی تکراری معادل ۱۰۰، مقادیر موجود در جدول ۳ به عنوان مقادیر بهینه از میان ۴۰۰۰ ذره (زنبور)

جدول ۳: مقادیر بهینه‌ی تولید شده برای ضرایب با استفاده

از دو روش بهینه سازی

| روش بهینه سازی | $\alpha$ | $\beta$ | ضریب کاپا |
|----------------|----------|---------|-----------|
| PSO            | ۰/۹      | ۰/۰۲    | ۰/۸۳۴۸۴   |
| ABC            | ۰/۹      | ۰/۲     | ۰/۸۳۴۸۴   |

جهت بهینه‌سازی به منظور افزایش سرعت از سلول‌هایی با ابعاد ۱۰ متر استفاده شده است. با توجه به نتایج بررسی همسایگی‌ها، از همسایگی ون نیومن توسعه یافته که بالاترین سطح دقت را نسبت به سایر همسایگی‌ها داراست استفاده شده است. مقدار دقت شبیه‌سازی برای مدل مربوطه با همسایگی ون نیومن توسعه یافته و ابعاد پیکسلی معادل ۱۰ متر پیش از بهینه سازی ۰/۷۹۷۱ محاسبه شده بود که پس از کالیبره نمودن ضرایب برای منطقه‌ی مورد مطالعه به ۰/۸۳۴۸ افزایش یافته است. در ادامه و جهت ارزیابی میزان کارایی ضرایب بدست آمده از روش‌های بهینه سازی،



تشخیص داده شده است حال آنکه این مقدار در روش ABC ۷۰ حلقه می‌باشد.

#### ۴- بحث و نتیجه‌گیری

در این تحقیق از میان روش‌های بهینه‌سازی فراابتکاری موجود، دو روش انبوه ذرات و زنبور عسل جهت بهینه‌سازی ضرایب موجود در مدل آتش Berjak and Hearne با استفاده از همسایگی ون نیومن توسعه یافته به کار گرفته شدند.

نتایج حاصل از شبیه‌سازی، دو مقدار ۰/۹ و ۰/۰۲ را به ترتیب برای ضرایب  $\alpha$  و  $\beta$  موجود در مدل، به عنوان مقادیر بهینه برای منطقه‌ی مورد مطالعه نشان می‌دهد. از سوی دیگر با توجه به نمودار همگرایی دو روش مربوطه به نظر می‌رسد روش زنبور عسل نسبت به روش ازدحام ذرات قوی‌تر عمل نموده است.

به طور کلی دلایل برتری روش زنبور عسل نسبت به روش ازدحام ذرات را می‌توان در موارد زیر خلاصه نمود:  
 ● در روش ABC به واسطه‌ی حضور زنبوران پیش‌آهنگ، منابع غذایی که پس از سپری نمودن تعداد حلقه‌های مشخص، شرط بهینه‌سازی را تأمین نکنند به طور کلی از حلقه‌ی بهینه‌سازی خارج شده و منابع غذایی جدید، جایگزین آن‌ها می‌شوند. این در حالیست که در روش PSO چنین شرایطی برای حذف کلی ذرات ناکارآمد وجود ندارد که خود می‌تواند منجر به کاهش دقت روش در بهینه‌سازی مدل گردد.

● در روش ABC منابع غذایی یافت شده یکبار به صورت کلی توسط زنبوران خدمتکار و یکبار دیگر بر اساس میزان شایستگی توسط زنبوران ناظر انتخاب شده و برای رسیدن به مقدار بهینه دستخوش تغییر می‌شوند.

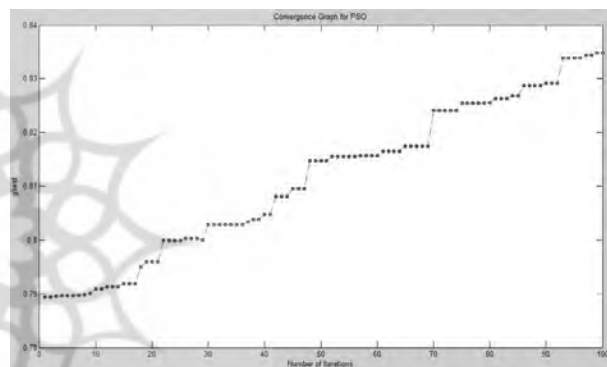
این در حالیست که در روش PSO در تمامی حلقه‌ها، کلیه‌ی ذرات با سرعت محاسبه شده تغییر مکان می‌دهند و مقادیر جدیدی اخذ می‌کنند.  
 لذا قابلیت غربالگری روش ABC جهت حذف منابع

ضرایب مربوطه برای پیش‌بینی جبهه‌ی آتش دیگری در همان منطقه و با شرایط مشابه به اجرا در آمدند که نتایج حاصل از آن در جدول ۴ ارائه شده است:

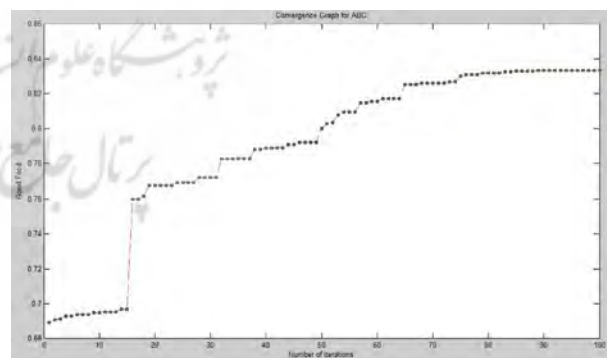
جدول ۴: نتایج ارزیابی ضرایب بهینه‌ی تولید شده

| شبیه‌سازی با استفاده از مقادیر $\alpha$ و $\beta$ پیش فرض | شبیه‌سازی با استفاده از مقادیر $\alpha$ و $\beta$ بهینه شده |
|---|---|
| ۰/۷۵۲۵  | ۰/۸۰۲۴  |

نمودار همگرایی دو روش بهینه‌سازی PSO و ABC نیز در نگاره‌های ۴ و ۵ نشان داده شده‌اند:



نگاره ۴: نمودار همگرایی روش انبوه ذرات



نگاره ۵: نمودار همگرایی روش زنبور عسل

همانطور که از دو نمودار بر می‌آید روش PSO نسبت به روش ABC ضعیف‌تر عمل کرده است و روش ABC با سرعت بالاتری قادر به کشف مقادیر بهینه می‌باشد. به طوریکه در روش PSO پس از حدود ۹۰ حلقه، مقدار بهینه

### منابع و مآخذ

- ۱- نوفرستی، سمانه؛ تدین تبریزی، قمرناز؛ کاربرد اتوماتای سلولی در شبیه‌سازی انتشار آتش، اولین کنفرانس ملی مهندسی نرم‌افزار، ص ۳۲۷-۳۱۹.
- 2- Muzya, A., Nutaro, J.J., Zeigler, B.P., Coquillard, P. 2008, Modeling and simulation of fire spreading through the activity tracking paradigm.
- 3- Anderson, H. 1982, Aids to Determining Fuel Models for Estimating Fire Behavior, General Technical Report INT-122.
- 4- Berjak, S., Hearne, J. 2002, An improved cellular automaton model for simulating fire in a spatially heterogeneous Savana system, *Ecological Modelling*, 148, 133-151.
- 5- Brun, C., Artés, T., Margalef, T., Cortés, A. 2012, Coupling wind dynamics into a DDDAS forest fire propagation prediction system. *Procedia Computer Science*, 9, 1110-1118.
- 6- Brun, C., Margalef, T., Cortés, A. 2013, Coupling Diagnostic and Prognostic Models to a Dynamic Data Driven Forest Fire Spread Prediction System, *Procedia Computer Science* 18, 1851-1860.
- 7- Cencerrado, A., Rodriguez, R., Cortes, A., Margalef, T. 2012, Urgency versus accuracy: Dynamic Data Driven application system for natural hazard management, *Numerical analysis and modeling*, 9, 2, 432-448.
- 8- Li, C., Hans, H., Barclay, H., Liu, J., Carlson, G., Campbell, D. 2012, Comparison of spatially explicit forest landscape fire disturbance models
- 9- Cheney N.P. 1981, Fire behaviour, A.M. Gill, G.H. Groves and I.R. Noble, Editors, *Fire and the Australian Biota*, Australian Academy of Science, Canberra, 157-175.
- 10- Feng, Y., Liu, Y., Tong, X., Liu, M., Deng, S. 2011, Modeling dynamic urban growth using cellular automata and particle swarm optimization rules, *Landscape and Urban Planning*, 102, 188-196.
- 11- Glasa, J., Halada, L. 2008, On elliptical model for forest fire spread modeling and simulation, *Mathematics and Computers in Simulation*, 78, 76-88.
- 12- Karaboga, D. 2005, An Idea Based on Honey Bee ناکارآمد و رسیدن به مطلوب بیشتر است که سرعت بالاتر این روش در دستیابی به مقادیر بهینه طبق نمودارهای شکل ۴ و ۵ نیز دلیلی بر این مدعا می‌باشد.
- در مقالاتی همچون (Karaboga and Ozturk, 2011., Karaboga and Basturk, 2008) and Akay, 2009., نیز پژوهشگران به مقایسه‌ی الگوریتم ABC با سایر روش‌های بهینه‌سازی از جمله PSO پرداخته‌اند که در تمامی آنها برتری ABC بر PSO تأیید شده است و می‌تواند تأییدی بر نتایج بدست آمده در منطقه‌ی مطالعاتی باشد.
- ### ۵- پیشنهادات
- در این تحقیق، مدل اتوماتای سلولی معرفی شده توسط Berjak and Hearne به دلیل نتایج بهتر آن در مدل‌سازی پارامترهای مؤثر بر گسترش آتش در منطقه‌ی مطالعاتی، جهت شبیه‌سازی گسترش آتش مورد استفاده قرار گرفته است و متعاقباً ضرایب موجود در این مدل به دو روش ازدحام ذرات و زنبور عسل بهینه‌گردیده‌اند.
- پیشنهاد می‌شود نحوه‌ی عملکرد این دو روش به همراه سایر روش‌های هوش مصنوعی در بهینه‌سازی ضرایب مربوط به سایر مدل‌های موجود اعم از Karafyllidis and Thanailakis و Progiyas and Sirakoulis نیز مورد بررسی قرار گیرند.
- در بخش بهینه‌سازی ضرایب، با توجه به ویژگی وزنی ضرایب مربوطه، بازه‌ی جستجوی مقادیر بهینه بین ۰ و ۱ در نظر گرفته شده است. پیشنهاد می‌شود بازه‌ی مربوط به این ضرایب در تحقیقی جداگانه کالیبره شده و بازه‌ی بهینه‌ی جستجو برای آنها تعیین گردد.
- پیشنهاد می‌شود در صورت امکان، روش‌های بهینه‌سازی و هوشمند با استفاده از سیستم‌های کامپیوتری قوی، برای پیکسل‌هایی با ابعاد کوچکتر نیز اجرا شده و نتایج حاصل از کالیبراسیون در حالت‌های مختلف مورد بررسی قرار گیرند.

(AMS), Washington, Computer Society, 818-823

26- Yongzhong Z., Feng Z.D., Tao H., Liyu W., Kegong L., Xin D. 2004, Simulating wildfire spreading processes in spatially heterogeneous landscapes using an improved cellular automaton model, IGARSS'04, Proceedings of the 2004 IEEE International, 3371-3374.

Swarm for Numerical Optimization, Erciyes

13- Karaboga, D., Akay, B. 2009, A comparative study of Artificial Bee Colony algorithm, Applied mathematics and computation, 214, 108-132.

14- Karaboga, D., Basturk, B. 2007, A Powerful and Efficient Algorithm for Numerical Function Optimization: Artificial Bee Colony (ABC) Algorithm, Springer, J Glob Optim, 39, 459-471.

15- Karaboga, D., Basturk, B. 2008, On the performance of artificial bee colony (ABC) algorithm, Applied soft computing, 8, 687-697.

16- Karaboga, D., Ozturk, C. 2011, A novel clustering approach: Artificial Bee Colony (ABC) algorithm, Applied Soft Computing, 11, 652-657.

17- Kennedy, J., Eberhart, R. 1995, Particle Swarm Optimization, IEEE Journal.

18- Alexander, M., Cruz, M., 2013, Are the applications of wildland fire behaviour models getting ahead of their evaluation again?

19- Sow, M., Hély, C., Mbow, C., Sambou, B. 2013, Fuel and fire behavior analysis for early-season prescribed fire planning in Sudanian and Sahelian savannas

20- Parsopoulos, K.E. 2010, Particle Swarm Optimization and Intelligence, Advances and Applications, IGI Global.

21- Poli, R., Kennedy, J., Blackwell, T. 2007, Particle swarm optimization, Springer Science, Swarm Intell, 1, 33-57.

22- Porterie, B., Zekri, N., Clerc, J., Loraud, J. 2007, Modeling forest fire spread and spotting process with small world networks, Combustion and Flame, 149, 63-78.

23- Quartieri, J., E. Mastorakia, N., Iannone, G., Guarnaccia, C. A Cellular Automata Model for Fire Spreading Prediction. Latest Trends on Urban Planning and Transportation, 173-179.

24- Xi, W., Coulson, R., Birt, A., Shang, Z., Waldron, J., Lafon, C., Cairns, D., Tchakerian, M., Klepzig, K. 2009, Review of forest landscape models: Types, methods, development and applications

25- Wong, L. P. 2008, A Bee Colony Optimization Algorithm for Traveling Salesman Problem, in Second Asia International Conference on Modelling & Simulation



پروہشگاہ علوم انسانی و مطالعات فرہنگی  
پرتال جامع علوم انسانی