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[1]
محمد کریمی[2]

تاریخ دریافت مقاله: ۹۳/۱۰/۷ تاریخ پذیرش مقاله: ۹۳/۱۲/۹

****

چکیده

آتش‌سوزی 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 شبیه‌ساز مختلفی جهت شبیه‌سازی و پیش بینی 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 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 بهینه سازی 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 بهینه سازی ازدحام ذرات و کلونی زنبور عسل برای بخشی از جنگل‌های استان گیلان استفاده شده است. نتایج حاصل نشان می‌دهد روش بهینه سازی کلونی زنبور عسل نسبت به روش بهینه سازی ازدحام ذرات، دارای توانایی بالاتری به منظور تولید پارامترهای بهینه‌ی مدل مورد نظر می‌باشد.

واژه‌های کلیدی: آتش سوزی جنگلی، اتوماتای سلولی، رویکرد دو مرحله‌ای شبیه سازی، 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

بلایای 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 بلایای طبیعی صورت گرفته است.(Cencerrado et al., 2012)

علوم محاسباتی ابزارهایی را جهت مقابله و کاهش بلایای حاصل از این پدیده‌ها در اختیار قرار می‌دهند.در همین راستا محققین در زمینه‌های گوناگون، مدل هایی را جهت نمایش و پیش بینی رفتار چنین حوادثی، توسعه داده اند.(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 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(A.Muzya et al., 2008). (Barros and Mendes, 1997; Karafyllidis and Thanailakis, 1997; Hernandez Encinas et al., Berjak and Hearne, 2007; 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 کلیه‌ی 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

بایستی به صورت غیر مستقیم اندازه گیری 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 مرحله ای، 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 بهینه سازی مطلوب می‌باشد.(Cencerrado et al., 2012) تا به امروز چندین مطالعه در راستای مدلسازی گسترش آتش سوزی 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 پایه‌ای ترین روش هوش مصنوعی، الگوریتم ژنتیک، برای بهینه سازی 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 بهینه سازی مدل شبیه‌ساز جبهه‌ی آتش، مورد بررسی قرار دهیم.

در این پژوهش دو روش بهینه سازی 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 سلولی ارائه شده است، اجرا شده و ضرایب بهینه شده، جهت ارزیابی، در مدلسازی گسترش جبهه‌ی آتش ثانویه‌ای مورد استفاده قرار گرفته اند.

۲- مواد و روش‌های تحقیق

۲-۱- مناطق مورد مطالعه

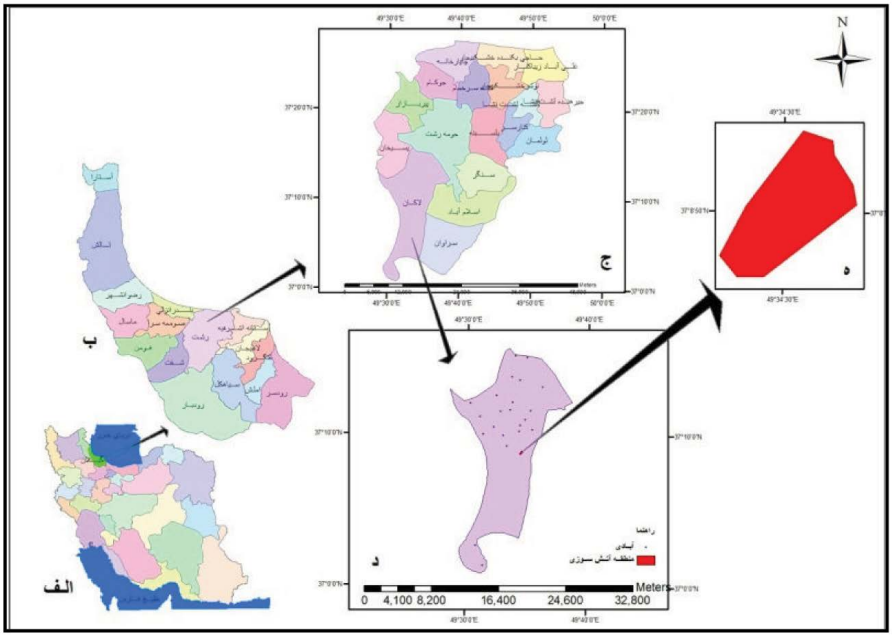
محدوده‌ی مورد مطالعه در این تحقیق، شهرستان رشت واقع در استان گیلان می‌باشد. وسعت این شهرستان ۱۴۲۷ کیلومترمربع است و در زمینی مسطح و هموار به ارتفاع میانگین ۵ متر از سطح آب‌های آزاد قرار دارد. ۱۵۰۰ هکتار از مساحت این شهرستان دارای پوشش جنگلی می‌باشد که طبق آمار ارائه‌شده توسط سازمان منابع طبیعی، تنها 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

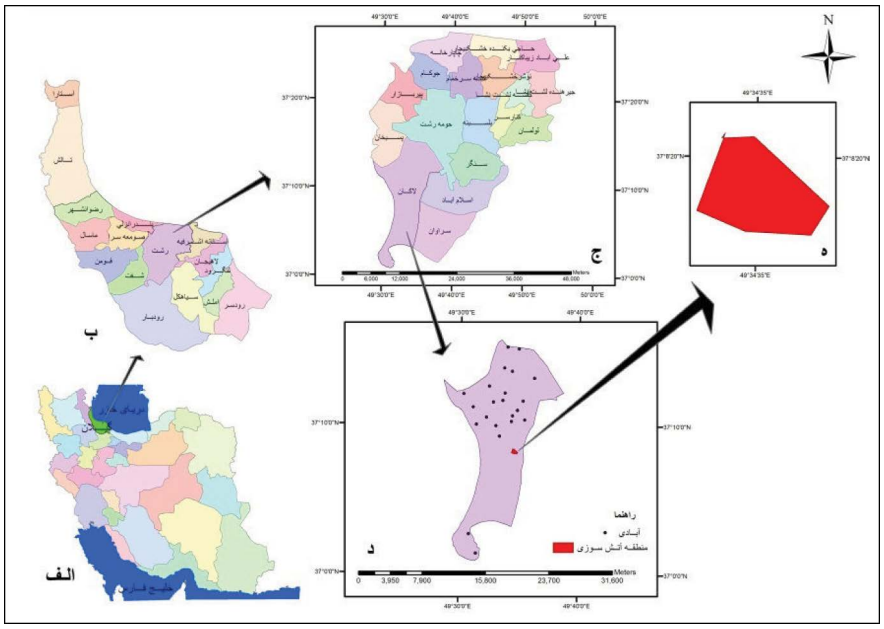
در مردادماه سال ۱۳۹۲ محدوده‌ای از جنگل‌های بخش سنگر شهرستان رشت به مدت ۳۶ ساعت دچار آتش‌سوزی شد. این آتش‌سوزی که از ساعت ۱۴:۳۰ اول مرداد آغاز و نهایتاً با تلاش مأمورین جنگلبانی در ساعت ۲ بامداد سوم مرداد خاموش شد منطقه‌ای با مساحت تقریبی ۸/۵ هکتار از جنگل‌های این ناحیه را دچار حریق نمود. از جبهه‌ی آتش بدست آمده از این آتش سوزی، 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.



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

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 معادله‌ی ۱ می‌باشد:

$$
\begin{aligned}
S_{i,j}^{t+1} = {} & \frac{R_{i,j}}{R_{max}} S_{i,j}^{t} \\
& + \left(a^{t} H_{i-1,j} \frac{R_{i-1,j}}{R_{max}} S_{i-1,j}^{t} + b^{t} H_{i+1,j} \frac{R_{i+1,j}}{R_{max}} S_{i+1,j}^{t} \right. \\
& \left. + c^{t} H_{i,j-1} \frac{R_{i,j-1}}{R_{max}} S_{i,j-1}^{t} + d^{t} H_{i,j+1} \frac{R_{i,j+1}}{R_{max}} S_{i,j+1}^{t} \right) \\
& + 0.785 \left(e^{t} H_{i-1,j-1} \frac{\pi R_{i-1,j-1}^{2}}{4 R_{max}^{2}} S_{i-1,j-1}^{t} \right. \\
& + f^{t} H_{i-1,j+1} \frac{\pi R_{i-1,j+1}^{2}}{4 R_{max}^{2}} S_{i-1,j+1}^{t} + g^{t} H_{i+1,j-1} \frac{\pi R_{i+1,j-1}^{2}}{4 R_{max}^{2}} S_{i+1,j-1}^{t} \\
& \left. + h^{t} H_{i+1,j+1} \frac{\pi R_{i+1,j+1}^{2}}{4 R_{max}^{2}} S_{i+1,j+1}^{t} \right)
\end{aligned}
\qquad (۱)
$$

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 معرفی‌شده 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 ۷-۳ 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 نمایی ارائه شده توسط چینی (معادله‌ی ۲) بر روی نرخ گسترش اعمال می‌شود.

$$R = R_0 \exp(\alpha \theta_s) \qquad (۲)$$

که در آن α ضریبی معادل ۰/۰۶۹۳ و θ_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 معرفی‌شده توسط راترمل و آلبینی استفاده شده است. بنابراین مدل ها، پوشش گیاهی جنگلی در ۱۳ گروه مختلف دسته‌بندی شده و عدد نرخ گسترش مربوط به هر یک از این گروه‌ها در شرایط متوسط محاسبه‌شده‌اند *(Anderson, 1982)*. جهت اعمال اثر باد با فرض در نظر گرفتن رابطه‌ای مشابه رابطه‌ی ۲ داریم.

$$R = R_0 \exp(\beta \theta_f) \qquad (۳)$$

در این رابطه، θ_f زاویه‌ی قائم شعله‌ی آتش و β عدد ثابتی است که از داده‌های تجربی قابل استخراج می‌باشد *(Berjak and Hearne, 2002)*. جهت محاسبه‌ی زاویه‌ی آتش نیز می‌توان از رابطه‌ی تجربی ٤ استفاده نمود *(نوفرستی و تدین تبریزی؛ ۱۹۸۱ ,Cheney؛ ۲۰۰٤ ,.Yongzhong et al)*.

$$tg(\theta_f) = 0.4226V \qquad (٤)$$

در این رابطه V 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

موضعی تبادل می‌کنند تا به یک جواب فراگیر برسند. روش حل در این الگوریتم‌ها مسأله‌ای مرکزی نیست، یعنی حلّ 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 بهینه سازی 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 بهینه سازی 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 ابرهارت 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 مبناست 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 بهینه سازی تبدیل نماید *(Feng et al., 2011)*.

چنانچه یک فضای n بعدی از پارامترها که به عنوان پارامترهای مؤثر نیاز به بهینه سازی 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 شبیه سازی، 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 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 ٦ تغییر می‌کند *(Feng et al., 2011)*.

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t) \quad (۵)$$

$$v_i(t+1) = w.v_i(t) + c_1.rand(\ ).(P_i(t) - x_i(t)) + c_2.rand(\ ).(P_g(t) - x_g(t)) \quad (٦)$$

که در آن x_i موقعیت ذره‌ی مربوطه را در فضای جستجو نشان می‌دهد. مقادیر w و c1,2 ثوابت معادله، P_i بهینه ترین موقعیت محله‌ی ذره‌ی مربوطه و P_g بهینه ترین موقعیت بدست آمده از مجموعه‌ی ذرات تا لحظه‌ی t را نشان می‌دهد.

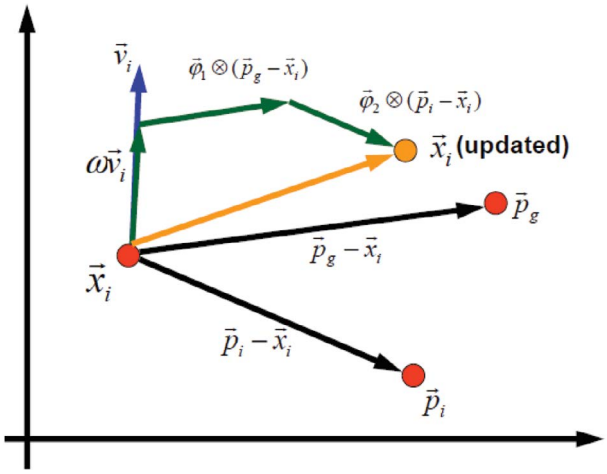
برای مقادیر مختلف w داریم:

w>1 : در این حالت مقدار سرعت در گام‌های زمانی مختلف افزایش می‌یابد و منجر به واگرا شدن ذرات می‌شود.

1>w>0: در این حالت سرعت ذرات در گام‌های زمانی پایین می‌آید و شرایط همگرا شدن به مقادیر c1 و c2 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 ، c1=c2=1.49618 در بسیاری از موارد می‌توانند منجر به همگرایی بهتری در بهینه سازی شوند. نگاره ۳ نمایش مناسبی از نقش معادلات فوق در فضای جستجو را نشان می‌دهد:



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 کلیه‌ی 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، 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 نکتار آنها اندازه گیری می‌شود و اطلاعات مربوط به کلیه‌ی 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 نکتار 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 نکتار 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 نکتار موجود در آنها تغییر می‌کند.

حال در این میان چنانچه نکتار 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

'limit' گویند، ناکارآیی 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 غذای کشف شده ذخیره شده و نهایتاً بهترین و بهینه ترین منبع در حلقه‌ی پایانی معرفی می‌گردد.

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 α می‌تواند برای منطقه‌ی مورد مطالعه کالیبره شود.

برای اعمال اثر باد هم از رابطه‌ی (معادله‌ی ۳) استفاده شده است که در آن ضریب β 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 ٤٠ ذره (زنبور) و با در نظر گرفتن حلقه‌ی تکراری معادل ۱۰۰، مقادیر موجود در جدول ۳ به عنوان مقادیر بهینه از میان ٤۰۰۰ ذره(زنبور) برای منطقه‌ی مورد نظر بدست آمدند.

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	٤۰
حداکثر تکرار	۱۰۰
حد	۱۰

جدول۲: مقادیر اولیه‌ی در نظر گرفته شده برای پارامترهای موجود در روش انبوه ذرات

تعداد متغیرها	۲
تعداد جزء ها	٤۰
w	۰.۹
C1, C2	۲
حداکثر تکرار	۱۰۰

جدول ۳ : مقادیر بهینه‌ی تولید شده برای ضرایب با استفاده از دو روش بهینه سازی

روش بهینه سازی	α	β	ضریب کاپا
PSO	۰/۹	۰/۰۲	۰/۸۳٤۸٤
ABC	۰/۹	۰/۲	۰/۸۳٤۸٤

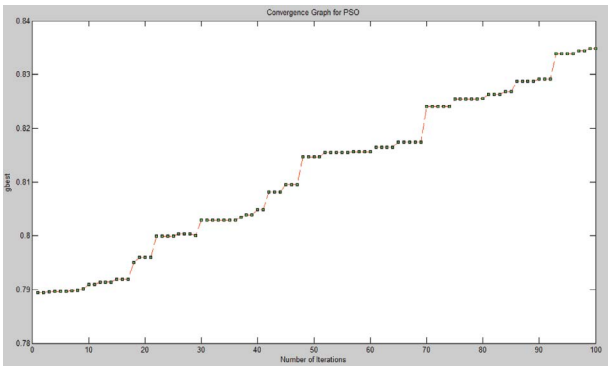
جهت بهینه‌سازی به منظور افزایش سرعت از سلول هایی با ابعاد ۱۰ متر استفاده شده است. با توجه به نتایج بررسی همسایگی ها، از همسایگی ون نیومن توسعه یافته که بالاترین سطح دقت را نسبت به سایر همسایگی‌ها داراست استفاده شده است. مقدار دقت شبیه‌سازی برای مدل مربوطه با همسایگی ون نیومن توسعه یافته و ابعاد پیکسلی معادل ۱۰ متر پیش از بهینه سازی ۰/۷۹۷۱ محاسبه شده بود که پس از کالیبره نمودن ضرایب برای منطقه‌ی مورد مطالعه به ۰/۸۳٤۸ افزایش یافته است. در ادامه و جهت ارزیابی میزان کارآیی ضرایب بدست آمده از روش‌های بهینه سازی،

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 ٤ ارائه شده است:

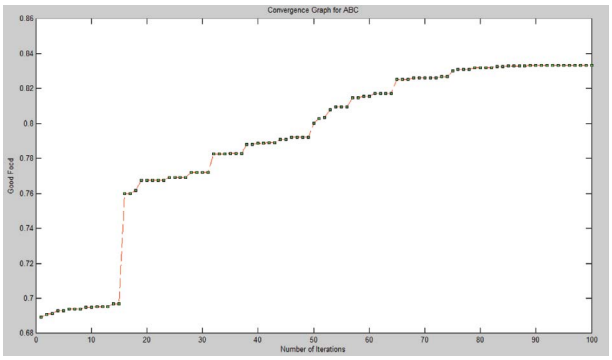
جدول ٤ : نتایج ارزیابی ضرایب بهینه‌ی تولید شده

شبیه سازی با استفاده از مقادیر α و β پیش فرض	شبیه سازی با استفاده از مقادیر α و β بهینه شده
۰/۷۵۲۵	۰/۸۰۲٤

نمودار همگرایی دو روش بهینه‌سازی PSO و ABC نیز در نگاره‌های ٤ و ٥ نشان داده شده‌اند:



نگاره ٤: نمودار همگرایی روش انبوه ذرات



نگاره ٥: نمودار همگرایی روش زنبور عسل

همانطور که از دو نمودار بر می‌آید روش PSO نسبت به روش ABC ضعیف تر 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 تشخیص داده شده است حال آنکه این مقدار در روش ABC ۷۰ حلقه می‌باشد.

٤- بحث و نتیجه‌گیری

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

نتایج حاصل از شبیه سازی، دو مقدار ۰/۹ و ۰/۰۲ را به ترتیب برای ضرایب α و β 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 قوی تر 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 پیش آهنگ، 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 بهینه سازی مدل گردد.
- در روش ABC منابع غذای 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 حلقه ها، کلیه‌ی ذرات با سرعت محاسبه شده تغییر مکان می‌دهند و مقادیر جدیدی اخذ می‌کنند.

لذا قابلیت غربالگری روش ABC جهت حذف منابع

ناکارآمد و رسیدن به مطلوب بیشتر است که سرعت بالاتر این روش در دستیابی به مقادیر بهینه طبق نمودارهای شکل ٤ و ٥ نیز دلیلی بر این مدعا می‌باشد.

در مقالاتی همچون (*Karaboga and Ozturk, 2011., Karaboga and Akay, 2009., Karaboga and Basturk, 2008*) نیز پژوهشگران به مقایسه‌ی الگوریتم ABC با سایر روش‌های بهینه‌سازی از جمله PSO پرداخته اند 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 بهینه گردیده‌اند.

پیشنهاد می‌شود نحوه‌ی عملکرد این دو روش به همراه سایر روش‌های هوش مصنوعی در بهینه سازی ضرایب مربوط به سایر مدل‌های موجود اعم از Karafyllidis and Thanailakis و Progias and Sirakoulis نیز مورد بررسی قرار گیرند.

در بخش بهینه سازی 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 بهینه سازی و هوشمند با استفاده از سیستم‌های کامپیوتری قوی، برای پیکسل هایی با ابعاد کوچکتر نیز اجرا شده و نتایج حاصل از کالیبراسیون در حالت‌های مختلف مورد بررسی قرار گیرند.

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., Art´es, T., Margalef, T., Cort´es, A. 2012, Coupling wind dynamics into a DDDAS forest fire propagation prediction system. Procedia Computer Science, 9, 1110-1118.

6- Brun, C., Margalef, T., Cort' es, 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

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 (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.