سنجش از دور
و
GIS ایران

سنجش از دور و GIS ایران
Iranian Remote Sensing & GIS

سال اول، شماره سوم، پاییز ۱۳۸۸
Vol.1, No.3, Autumn 2009

۱-۱۵

توسعه و ارزیابی سامانه اطلاعات مکانی عامل‌مبنا به‌منظور تعیین تأثیر توده‌های آلودگی هوا بر روی محدوده‌های ریسک زیست‌محیطی

روزبه شاد*[۱]، محمدسعدی مسگری[۲]، عارفه شاد[۳]، علی‌اکبر آبکار[۴]، دامون مولایی[۵]

۱. استادیار گروه مهندسی عمران، دانشگاه فردوسی مشهد
۲. استادیار دانشکده نقشه‌برداری، دانشگاه خواجه نصیرالدین طوسی
۳. دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی صنایع، دانشگاه صنعتی امیرکبیر
۴. استادیار دانشکده نقشه‌برداری، دانشگاه خواجه نصیرالدین طوسی
۵. کارشناس ارشد GIS، دانشکده نقشه‌برداری، دانشگاه خواجه نصیرالدین طوسی

تاریخ دریافت مقاله: ۱۳۸۸/۳/۲۶ تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۸۹/۲/۷

چکیده

هدف اصلی مقالهٔ حاضر آن است که با طراحی و ارزیابی سامانهٔ عامل‌مبنای مکانی، اطلاعات مربوط به توده‌های آلودگی زیست‌محیطی را به صورت آنی و از طریق تصاویر ماهواره‌ای NOAA استخراج کند و سپس تأثیر آنها را بر روی محدوده‌های زیست‌محیطی جنگلی به صورت مناطق ریسک مشخص گرداند. در این کاربرد، آلودگی هوا پدیده‌ای است که به اشکال گوناگون باعث به‌وجود آمدن ریسک در محدوده‌های جنگلی می‌گردد. لذا به دست آوردن تمامی تأثیرات آلودگی هوا بر محدوده‌های جنگلی امری دشوار قلمداد می‌شود. با این حال برخی از تأثیرات آن از قبیل تأثیر بر رشد پوشش گیاهی منطقه را می‌توان به عنوان عاملی ضروری‌تر در فرایند تصمیم‌گیری وارد ساخت. برای بررسی این موضوع، پیامد انتشار آلودگی ناشی از آتش‌سوزی چاه‌های نفت کویت در سال ۱۹۹۱ و تأثیر آن بر جنگل‌های جنوب غربی کشور در نظر گرفته شده است. بررسی تصاویر نیم‌روزانه NOAA-AVHRR به خوبی آشکار می‌سازد که آلودگی به سمت مرز ایران حرکت کرده و منابع طبیعی و جنگل‌های جنوب غربی کشور را تهدید کرده است. با در نظر گرفتن شواهد مذکور، ردیابی، تخمین و ارزیابی سریع و آنی محدوده‌های ریسک، امری ضروری به شمار می‌آید. این مقصود با طراحی سامانه هوشمند عامل‌مبنایی که در آن ابزارهای مرتبط با سامانه اطلاعات مکانی و سنجش از دور یکپارچه شده‌اند، محقق می‌گردد. در آن سامانه به‌منظور استنتاجگری، روش‌های مختلف یادگیری ژنتیکی قوانین ارزیابی می‌شوند و قوانین بهینه مشخص می‌گردند. با توجه به اینکه دو پدیدهٔ مورد نظر (آلودگی هوا و محدوده ریسک) دارای مرز نامعلوم و ماهیتی نامعین هستند، لازم است که وضعیتی قابل پیش‌بینی از قوانین برای آنها در نظر گرفته شود و مطابق آن برای هر دورهٔ محاسباتی، فرایند تنظیم و یادگیری قوانین استنتاج در شرایط نامعین، اجرا گردد. لذا مناطق ریسک به صورت آنی و هوشمند تعیین می‌شوند و روش‌های مختلف یادگیری ژنتیکی به همراه استنتاجگری مکانی فازی، با استفاده از داده‌های استخراجی از تصاویر ماهواره‌ای لندست TM مورد ارزیابی قرار می‌گیرند.

کلیدواژه‌ها: عامل پایه، استنتاج، یادگیری، توده آلودگی، سامانه اطلاعات مکانی.

* نویسنده مکاتبه‌کننده: مشهد ـ میدان آزادی ـ دانشگاه فردوسی مشهد ـ دانشکده مهندسی ـ گروه مهندسی عمران.
Email: Rouzbeh_Shad@yahoo.com

۱- مقدمه

در چند دهه اخیر با افزایش توجه به محاسبات هوشمند، شاخه جدیدی از سامانه‌های هوشمند به نام سامانه‌های هوشمند عامل‌مبنا شکل گرفته است. در این حوزه به حل مسائل به‌وسیلهٔ گروهی از موجودیت‌های خودمختار به نام عامل پرداخته می‌شود که هر عامل دارای اهداف، باورها، قابلیت‌ها و ویژگی‌هایی است. در سال ۲۰۰۱ در سامانه‌ای به نام GXGIS یک واسط کاربر عامل‌مبنا با تلفیق اطلاعات کمی و کیفی به تراکنش کاربر و محیط داخلی کمک می‌کرد (Tang et al., 2001). در همان سال با توجه به اهمیت ارتباط GIS با سامانه‌های پشتیبانی تصمیم‌گیری، از عامل به‌منظور کلی‌سازی فراداده‌ها در طراحی پایگاه دانش استفاده شد (Lawrence et al., 2002). دو سال بعد، متخصصان GIS از طریق تلفیق قابلیت‌های نرم‌افزارهای VC++، Prolog و Access یک سامانه تصمیم‌گیری عامل پایه را به‌منظور مدیریت اکوسیستم جنگل‌ها به کار گرفتند (Nude, 2003). در سال ۲۰۰۶ از تصمیم‌گیری چندمعیاره برای تعیین پارامترهای یک مدل عامل‌مبنا، به‌منظور شبیه‌سازی نحوه توسعه مناطق مسکونی در شهر استفاده شد (Xia and Xiaoping, 2007). در سال ۲۰۰۷ از عامل نقشه‌ای هوشمند (IMA) برای تعریف دسترسی‌ها و پشتیبانی از تغییرات مکانی استفاده شد (Gervac et al., 2007). تحقیقات مذکور آشکار می‌سازد که تمایل به استفاده از تصمیم‌گیری در عامل‌های مکانی افزایش یافته و گرایش‌ها به استفاده از متدهای تصمیم‌گیری هوشمند مکانی، گسترش یافته‌اند. معمولاً در چنین مسائلی ماهیت داده‌ها به گونه‌ای است که ممکن است در پردازش‌ها، مدل‌سازی‌ها و تحلیل‌ها، عدم قطعیت به‌وجود آید، به همین دلیل استفاده از محاسبات نرم از قبیل محاسبات فازی در برخی از کاربردهای مکانی اجتناب‌ناپذیر خواهد بود. چنین محاسباتی، تلفیقی از روش‌ها و الگوریتم‌های ریاضی هستند که توانایی‌ها و مؤلفه‌های ذهنی بشر را در استنتاجگری و یادگیری در فضاهای نامعین مدل‌سازی می‌کنند (Kortenkamp, 1998). درواقع این شاخه از علم شامل تکنیک‌ها و ابزارهای محاسباتی مانند: منطق فازی، شبکه عصبی، الگوریتم ژنتیک، جبر باورها و برنامه‌نویسی منطق قیاسی است (Konar, 2005). در سامانه‌های اطلاعات مکانی مناسب‌ترین زمینه محاسباتی نرم شامل دانش و روابط مکانی موجود است. دانش متشکل از مجموعه قواعد «اگر ـ آنگاه» مکانی است که به دو شکل توصیفگرانه و پیشگویانه در فرایند استنتاجگری و یادگیری وارد می‌شود (Lavrac, 2004). سامانه‌های ژنتیک ـ فازی مکانی از جمله سامانه‌هایی هستند که قادرند به شیوه‌ای هوشمندانه با محاسبات بر روی هر دو نوع دانش توصیفگرانه و پیشگویانه، روابط متغیر بین پدیده‌های مکانی را بیابند (Cordón et al., 2001a). تحقیقات مفصلی در این زمینه به‌وسیلهٔ پژوهشگران کاربردهای مختلف ـ از قبیل طراحی و پیاده‌سازی پایگاه دانش، انتخاب قوانین و تصمیم‌گیری‌های چندهدفه ـ انجام شده است (Wang, et al., 2005; Sanchez, et al., 2005; Cordon, et al., 2004; Freitas, 2002; Setzkorn and Paton, 2005). علاوه بر آن، نتایج حاصل از مطالعات دیگر نشان می‌دهد که بر روی عملکرد الگوریتم‌های استنتاجگری و یادگیری مکانی، ارزیابی درست و صحیحی اجرا نشده است (Sanchez, et al., 2001; Mikut, et al., 2005; Ishibuchi and Yamamoto, 2004). در نوشتار حاضر کوشش شده است که یادگیری و استنتاج در عامل مکانی شرح و بسط یابد و در یک کاربرد نمونه مورد ارزیابی قرار گیرد. بدین منظور «تعیین مناطق ریسک در محدوده‌های زیست‌محیطی جنگلی برای مسئله آلودگی هوای ناشی از آتش‌سوزی چاه‌های نفت» به‌عنوان کاربرد مطلوب در نظر گرفته شده است. در این مسئله دو پدیده دینامیک و نامعین به نام توده‌های آلودگی و محدوده‌های جنگلی وجود دارند که موجب رخدادها و روابط نامعین مکانی می‌گردند. لذا در این کاربرد استفاده از نظریهٔ محاسباتی قوی مانند نظریه

فازی برای مدل‌سازی عدم قطعیت ضرورت دارد. با کمک محاسبات فازی و قابلیت‌های یادگیری ژنتیکی، به راحتی می‌توان روابط نامعین موجود را استخراج کرد و قوانین ذخیره شده در پایگاه دانش را روزآمد ساخت.

۲- مواد و روش‌ها

یکی از مهمترین مؤلفه‌هایی که باعث می‌گردند یک عامل عملکرد هوشمندی داشته باشد، قابلیت‌های استنتاجگری و یادگیری آن است. به همین دلیل از اهداف طراحی عامل هوشمند، دستیابی به سامانه‌ای است که در محیط مکانمند قادر به استخراج و ذخیره‌سازی دانش و انجام اعمالی نظیر استنتاج و یادگیری باشد و بتواند براساس یافته‌های خود تصمیم‌گیری کند. دانش موجود در چنین عاملی دو نوع است: دانشی که حاصل تجربه است و دانشی که حاصل مشاهده محیطی عامل است. هنگامی که حوزه مطلوبی از دانش در سامانه حاصل گردد، به همان روشی که انسان راه‌حل مسئله را می‌یابد، عامل نیز عمل استنتاج و یادگیری را انجام می‌دهد. در این حالت اگر در دانش حاصل از تجربیات و دانش حاصل از مشاهده تضادی وجود داشته باشد، سامانه مشاهدات را ملاک قرار می‌دهد. در این بخش مبانی و مفاهیم مرتبط با سامانه‌های اطلاعات مکانی عامل‌مبنای ژنتیک ـ فازی و نحوه عملکرد آنها به صورت هوشمند توصیف می‌گردد. سامانه‌های مکانی ژنتیک ـ فازی دارای دو بخش اصلی به نام‌های استنتاج قوانین مکانی و یادگیری ژنتیکی هستند که هر یک به اختصار در ادامه توضیح داده شده‌اند.

۲-۱- استنتاج قوانین مکانی

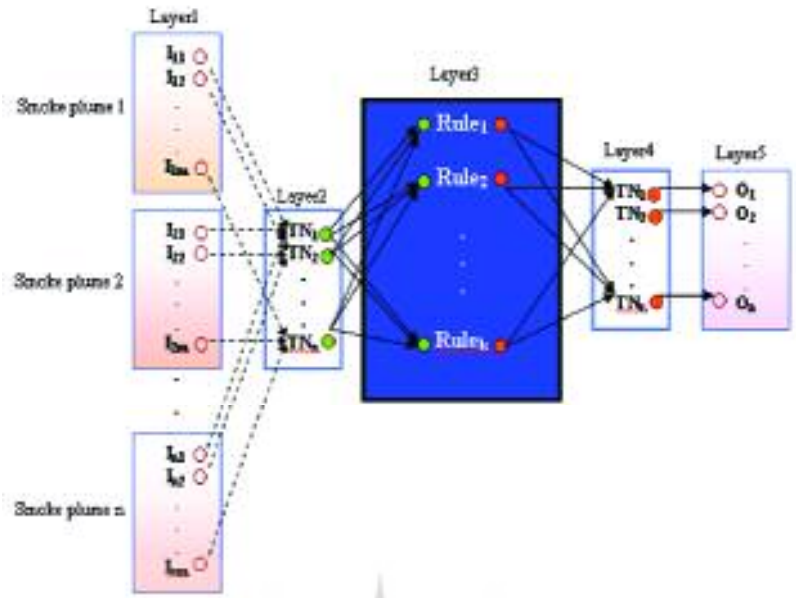
دانش به ارمغان‌آورندهٔ قدرت است، به گونه‌ای که با استفاده از آن می‌توان متغیرهای بهینه را یافت، چیزهای جدید آموخت، مسائل را حل کرد، مرکزیت کاملی به‌وجود آورد و شرایط جدیدی را با توجه به زمان حال و آینده تعریف کرد. وقتی که عامل با مسئله تصمیم‌گیری تحت شرایط متغیر و معیارهای گوناگون مواجه می‌شود، بایستی قادر باشد که نخست قوانین لازم به‌منظور استنتاج را ذخیره کند و سپس دانش موجود را بهنگام کند و طبق شرایط تغییر دهد. چنانچه حوزه دانش و تغییر آن برای عامل مشخص گردد، قادر است که همانند یک فرد خبره راه‌حل مسئله را بیابد و استنتاج و استدلال کند. سامانهٔ مبتنی بر دانش در عمل مشتمل بر مجموعه برنامه‌هایی است که در حوزه‌ای مشخص تعریف شده‌اند و دانش مربوط به اشیا و رشته فعالیت‌های مورد نیاز برای تصمیم‌گیری یک فرد خبره را در بر می‌گیرند.

در سامانه مطلوب، متغیرهای تصمیم‌ساز از طریق قواعد اگر و آنگاه وارد پایگاه دانش می‌شوند. این متغیرها با توجه به ماهیت نامعین و ناپایدار عوارض، به صورت فازی تعریف می‌شوند و وارد کنترل‌کننده می‌گردند.

در این حالت فرایند ارزیابی توصیفات زبانی در اصطلاح به «استنتاج فازی» معروف است. در این فرایند دو مسئله مهم وجود دارند، نخست اینکه با توجه به مقدم فازی A چگونه تالی فازی B به دست می‌آید، دوم اینکه با وجود تالی فازی B چگونه مقدم فازی A به‌دست می‌آید. درواقع قواعد «اگر و آنگاه» فازی مجموعه شرایطی هستند که وابستگی چند متغیر زبانی را به یکدیگر نشان می‌دهند. شکل تحلیلی قاعده «اگر و آنگاه» فازی، رابطه‌ای فازی است که استلزام[1] نامیده می‌شود.

استلزام علاوه بر در نظر گرفتن نیاز کاربردی عامل، تفسیری را که از عبارات «و»، «یا» و «در غیر این‌صورت» دارد منعکس می‌سازد. هر استلزام، شامل دو متغیر کلامی است که هر کدام در یک طرف آن قرار گرفته‌اند. به‌عنوان مثال در عبارت «اگر x برابر A است، آنگاه y برابر B است» متغیرهای زبانی x و y ارزش‌های A و B هستند.

1. Implication relation



شکل ۱. ارتباط بین لایه‌های یک بخش استنتاج قوانین مکانی

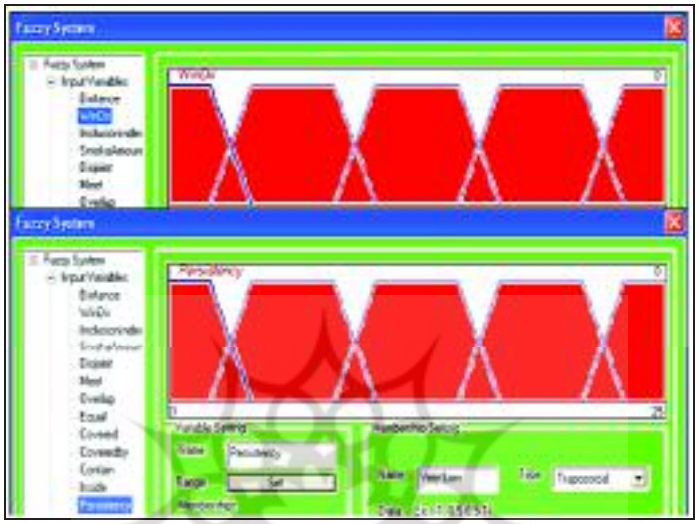
استنتاج قوانین مکانی شامل پنج لایهٔ عملیاتی با نام‌های: نودهای لینگویستیک ورودی[1]، نودهای ترم ورودی[2]، نودهای قانون[3]، نودهای ترم خروجی و نودهای لینگویستیک خروجی است که لایه‌های اول و دوم آن را در اصطلاح لایه‌های مقدم و دو لایه آخر را تالی گویند. در لایه اول، ابتدا متغیرهای مکانی مورد نیاز برای تعیین ریسک در محدوده جنگلی، با تکمیل پرسش‌نامه‌های کارشناسی مشخص می‌گردند و سپس به صورت متغیرهای نامعین در پایگاه دانش سامانه ذخیره‌سازی می‌شوند. به عنوان مثال در کاربرد مطلوب، متغیرهایی مانند: فاصله، پایداری دود، مقدار آلودگی، جهت حرکت دود، رابطه توپولوژیک محدوده دودی و نظیر آن، به‌عنوان نودهای لینگویستیک ورودی در نظر گرفته شده‌اند.

پس از معرفی لایه اول، خروجی‌های آن به لایه دوم متصل می‌شوند و در لایه دوم با توجه به پرسش‌نامه‌های تخصصی مشخص می‌گردد که چه ترم‌هایی بایستی معرفی گردند. به‌عنوان مثال، متغیر فازی فاصله را می‌توان با شاخص‌هایی همچون کم، متوسط و زیاد نشان داد. این شاخص‌ها می‌توانند مقادیر صفر و یک بودن متغیر را به مجموعه پیوسته‌ای بین صفر و یک انتقال دهند. بدین منظور می‌توان از توابع فازی مثلثی، ذوزنقه‌ای و نظایر آن استفاده کرد. در شکل ۲ متغیرهای فازی مربوط به پایداری دود و جهت بادِ ذخیره شده در پایگاه دانش بخش استنتاجگر سامانه مشاهده می‌شوند.

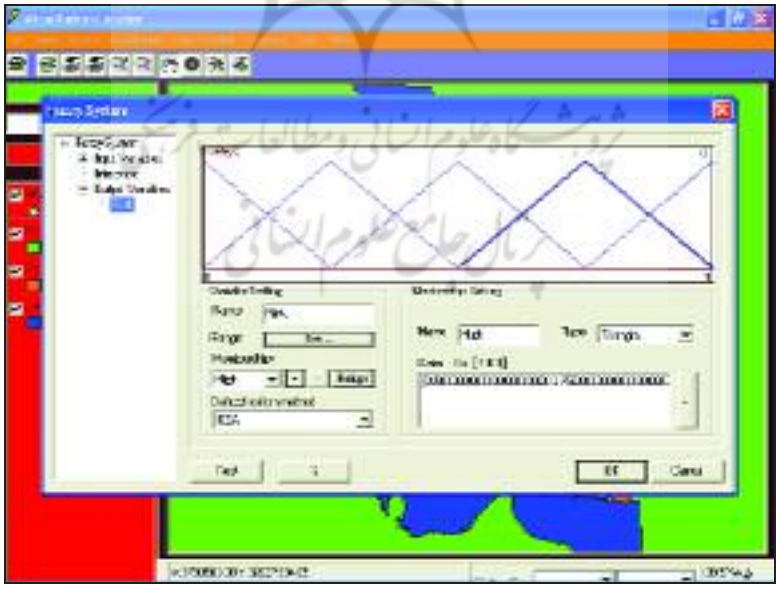
در لایه سوم، مجموعه قوانین مورد نیاز سامانه، با توجه به پرسش‌نامه‌های فنی تدوین می‌شوند و معرفی می‌گردند. به‌عنوان نمونه عبارت «اگر جهت باد به سمت محدوده جنگلی، و فاصله توده نسبت به آن کم، و آلودگی تودهٔ مورد نظر زیاد باشد، آنگاه مقدار ریسک زیاد است»، شامل قانون اگر ـ آنگاه در سامانه مطلوب است. این قوانین با توجه به شرایط ورودی‌های مکانی و با استفاده از اپراتورهای فازی با یکدیگر تلفیق می‌شوند و سرانجام نتیجه‌ای نهایی را به دست می‌دهند.

1. Input Linguistic Nodes
2. Input Term Nodes
3. Rule Nodes

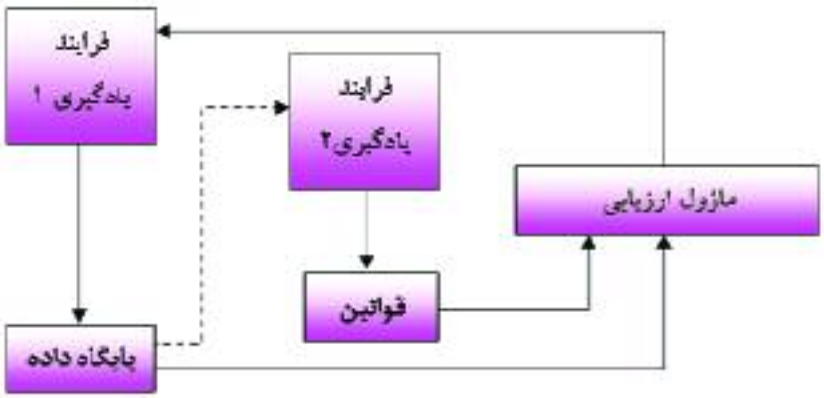
وظیفه لایه‌های چهارم و پنجم، معرفی خروجی مورد نظر (همان مقدار ریسک) به صورت یک متغیر فازی است (شکل ۳). در این دو لایه مقدار ریسک به عنوان متغیر نتیجه بین صفر و یک و با پنج شاخص اصلی «خیلی کم»، «متوسط»، «زیاد» و «خیلی‌زیاد» در نظر گرفته شده است. لذا با اتصال لایه‌های چهارم و پنجم به لایه سوم، امکان نمایش خروجی‌های استنتاج شده در متغیر فازی خروجی به صورت آنی وجود دارد.



شکل ۲. معرفی شاخص‌های مرتبط با متغیرهای فازی در لایه دوم



شکل ۳. معرفی مقدار ریسک نهایی به صورت متغیر فازی خروجی



شکل ۴. یادگیری ژنتیکی پایگاه داده

۲-۲- یادگیری قوانین مکانی

الگوریتم ژنتیک، ابزاری قوی برای انجام اعمالی نظیر تولید قوانین فازی، بهینه‌سازی آنها، تولید توابع تعلق و تنظیم توابع تعلق به‌شمار می‌آید (Cordón et al., 2004). از منظر کلی، استفاده از این الگوریتم در یادگیری خودکار دانش را می‌توان از اعمال بهینه‌سازی در راستای رفع نواقص تعریف دانش از طریق کارشناسان برشمرد. این الگوریتم با کدگذاری قوانین و پارامترهای مکانی معرفی‌شده در بخش استنتاج و با استفاده از اپراتورهای تکاملی مانند: انتخاب[1]، ادغام[2] و جهش[3] قادر است که قوانین بهینه را مشخص سازد و متغیرهای فازی تعریف‌شده را تعدیل و تنظیم کند. برای دستیابی به این مقصود، عملیات یادگیری با اجرای دو فرایند بر روی دو بخش قوانین دانش پایه و پایگاه داده، انجام می‌گیرد. در این‌حالت روند یادگیری با این شرط انجام می گیرد که «هر زمان که پایگاه داده با اجرای فرایند تنظیم ژنتیکی به‌دست آمد، عمل یادگیری به‌منظور استخراج و بهینه‌سازی قوانین انجام شود». لذا از روش محاسبه خطا برای ارزیابی و اعتبارسنجی کل فرایند استفاده می‌شود.

۳- نتایج و بحث

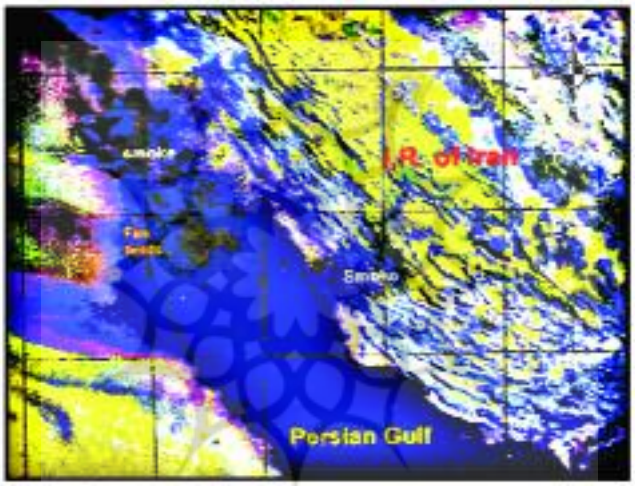
وقایع مهمی در خلیج‌فارس اتفاق افتاده است که بر روی محیط زیست محدوده‌های اطراف تأثیرگذار بوده‌اند. در ژانویه ۱۹۹۱ در کمتر از یک ماه نزدیک به ۷۰۰ چاه، تانکر و پالایشگاه کویتی آتش گرفت و ۹۰۰ میلیون بشکه نفت سوزانده شدند. در پی این حادثه، در طول ۹ ماه توده‌های دود چند صد مایل از محدوده‌های اطراف را فراگرفتند (Price, 1993)، که در شکل ۵ نیز نشان داده شده است.

یکی از محدوده‌های تحت تأثیر این حادثه، منطقه‌ای جنگلی در جنوب غرب ایران است که در نتیجهٔ انتشار آلودگی حاصل از چاه‌های نفت کویت، افت چشمگیری در رشد گیاهان، کیفیت خاک و گونه‌های گیاهی موجود در آن مشاهده شده است. شرایط هواشناسی در این منطقه باعث گردید که توده دود از جنوب به شمال (به صورت پریودیک) وارد لایه‌های اتمسفریک گردد. در بازه زمانی مارس تا ژوئیه، بادهای شدیدی شروع به وزیدن کردند که در نتیجه باعث پخش آلودگی در منطقه جنگلی شدند. بررسی‌های دمایی از فوریه تا مارس نشان داد که در آن زمان دما در حدود ۸ تا ۴ درجه سانتی‌گراد کاهش یافت. همچنین نتیجه تحقیقات نشان دادند که توده دود متحرک باعث بلوکه شدن نور خورشید و محدودیت نور برای انجام فتوسنتز گیاهان در منطقه

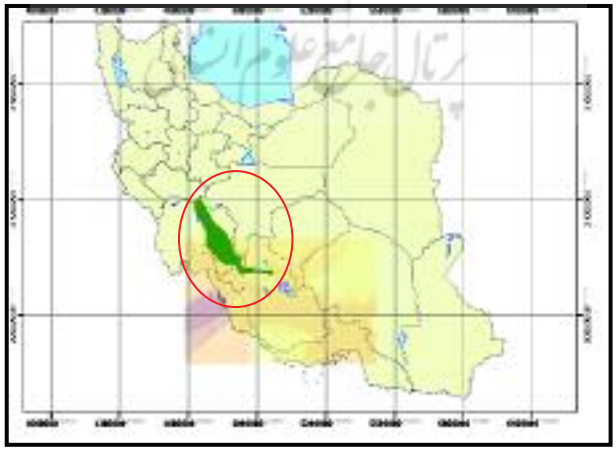
1. Select
2. Crossover
3. Mutation

جنگلی مورد نظر شده بود. افـزون بـر ایـن، دی‌اکـسید سـولفور و اکـسیدهای نیتـروژن حاصـل از دود نیـز بـه اتمسفر تزریق شدند و بـه صـورت بـاران‌هـای اسـیدی بارش کردند.

با در نظر گرفتن شواهد فوق مشخص می‌گردد یکی از مهمتـرین دغدغـه‌هـای سـازمان حفاظـت از محـیط زیست کشور، تخمین ریسک به صورت آنی و فـوری در حوادثی از این دست به‌شمار می‌آید. محدوده مطالعـاتی در نظـر گرفتـه شـده (شـکل ۶) کـه در ۳۲N و ۵۳E خاورمیانـه واقـع شـده اسـت، دارای منـابعی شـامل: جنگـل‌هـا، منـابع آبـی، زمـین‌هـای بـایر، زمـین‌هـای کشاورزی، و چمن‌زارهاست. در این منطقه عکس‌العمـل خاک نسبت بـه اسـیدی شـدن خیلـی کـم اسـت و در نتیجه میزان تأثیر باران‌های اسیدی بـر روی کـشاورزی این منـاطق بـسیار خواهـد بـود. همچنـین بـاران‌هـای اسیدی منابع آبی منطقه را آلوده می‌سازند و سـبب بـه خطر افتـادن زنـدگی جـانوران و سـاکنان ایـن منطقـه می‌شوند.

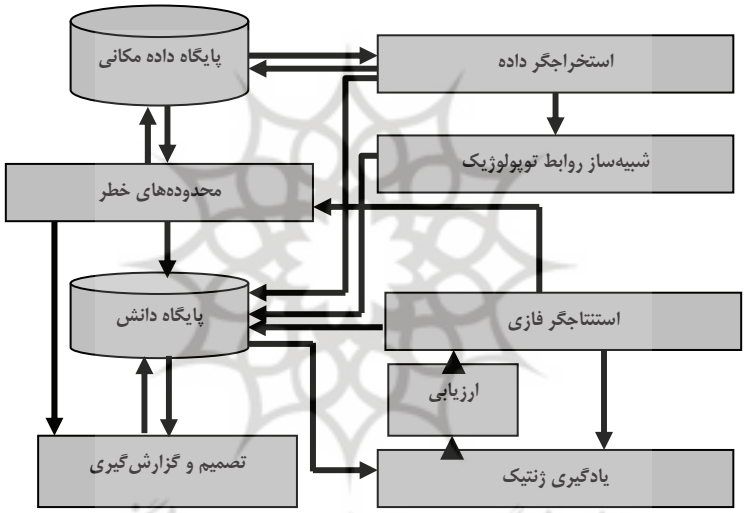


شکل ۵. حرکت دود حاصل از آتش‌سوزی چاه‌های نفت کویت به سمت قلمرو ایران

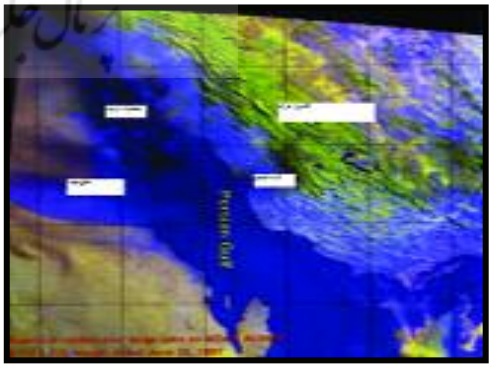


شکل ۶. محدودهٔ تأثیرِ در نظر گرفته‌شده

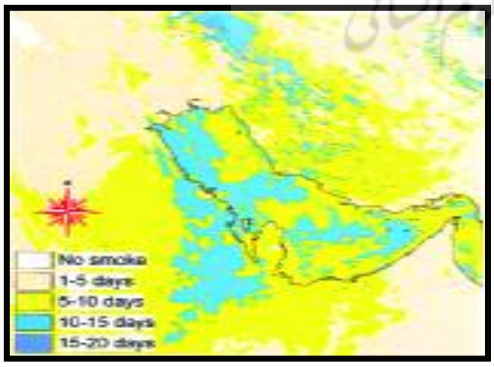
از اهداف کاربردی مقالهٔ حاضر به منظور کمک به تصمیم‌گیری و تحلیل، طراحی سامانه‌ای است که قادر باشد با استفاده از قابلیت‌های عامل‌مبنا (استنتاج و یادگیری) مقدار ریسک را در محدوده مطالعاتی تعیین کند و به رتبه‌بندی منطقه مورد نظر بپردازد. برای حصول بدین مقصود، یک سامانه مکانی عامل‌مبنای ژنتیک ـ فازی (شکل ۷) شامل اجزای استخراجگر داده، شبیه‌ساز روابط توپولوژیک، استنتاجگر فازی، یادگیری ژنتیک و بخش گزارش‌گیری و نمایش، طراحی و پیاده‌سازی گردید. این سامانه با استفاده از معماری نشان داده شده در شکل ۷ مقادیر ریسک را در مسئله «آتش‌سوزی چاه‌های نفت کویت در سال ۱۹۹۱ و تأثیر دود حاصل از آن بر محدوده جنگل‌های جنوب غربی ایران» به‌دست آورده و محدوده‌های جنگلی در معرض خطر را مشخص می‌کند. برای اجرای این سامانه، ابتدا پایگاه دادهٔ مکانی حاوی مؤلفه‌های استنتاج از قبیل تصاویر NOAA، ثبات دود، جهت باد غالب، باران‌های اسیدی، نوع خاک، ارتفاع درختان، ضخامت دود، مدل رقومی زمین، نمونه‌های رشد منفی گیاهی و میزان دود منتشرشده تشکیل می‌شود. این داده‌ها با فرمتی به نام ASCII که دارای خصوصیاتی مانند حجم کم و سرعت فراخوانی زیاد است، ذخیره‌سازی شده‌اند.



شکل ۷. معماری سامانه ژنتیک فازی پیشنهادی



تصویر NOAA باند۱و۲و۳



پایداری دود در ژوئیه

شکل ۸. نمونه‌ای از داده‌های مورد استفاده

بخش استخراجگر داده با استفاده از مؤلفه‌ای از برنامه‌نویسی شیءگرا به نام اشاره‌گر، به پایگاه داده متصل می‌شود و اطلاعات مورد نیاز را برای دوره‌های زمانی تغییر، برمی‌سنجد و استخراج می‌کند. این بخش قادر است که اطلاعات دریافتی پورتال را در هر دوره زمانی دریافت و پردازش کند.

در کاربرد مطلوب، دوره زمانی تغییر به مفهوم اطلاعات ماهیانه‌ای است که در آن رفتار مکانی دود و محدوده جنگلی شامل نوساناتی مهم و در حد نیاز به‌منظور تصمیم‌گیری هستند. از آنجا که در ماه‌های فوریه، مارس، مه، ژوئن، ژوئیه، اوت و سپتامبر سال ۱۹۹۱ تغییرات زیادی در رشد گونه‌های گیاهان جنگل‌های جنوب غربی کشور رخ داده است، هفت دوره به‌عنوان دوره‌های تغییر رفتار مکانی در نظر گرفته شده‌اند. در هر یک از این دوره‌ها ارتباط استخراجگر با پایگاه داده در سه مرحله عملیاتی زیر برقرار می‌گردد.

الف) استخراج توده‌های دود فازی و محدوده‌های فازی جنگلی در هر دوره زمانی تغییر رفتار و ارسال آنها به شبیه‌ساز روابط.

ب) ردیابی و ثبت تغییرات مربوط به داده‌هایی مانند: پایداری دود، جهت باد غالب و میزان دود در هر دوره و ارسال آنها به پایگاه دانش بخش استنتاجگر به‌منظور فازی‌سازی.

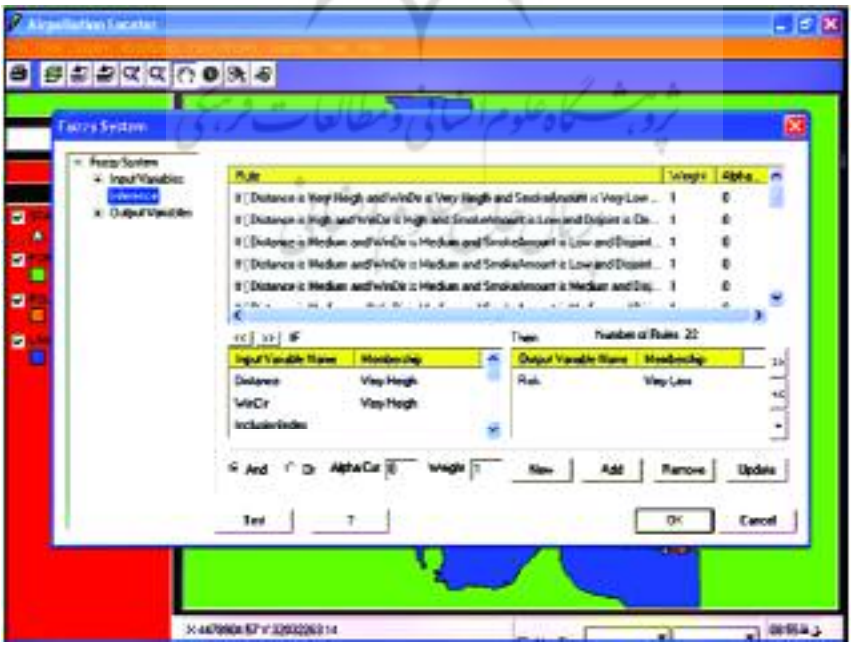
ج) سنجش متغیرهایی مانند: باران‌های اسیدی، نوع خاک و مقدار ریسک محاسباتی و ارسال آنها به پایگاه دانش استنتاجگر به‌منظور انجام فرایندهای فازی‌سازی، استنتاج و یادگیری.

در بخش شبیه‌ساز روابط توپولوژیک که مهمترین وظیفه آن سنجش تغییر رفتارهای مکانی نامعین با توجه به اطلاعات ارسالی از استخراجگر داده است، به‌طور کلی سه عمل اصلی اجرا می‌گردد:

الف) شبیه‌سازی روابط توپولوژیک فازی بین محدوده‌های فازی دود و محدوده فازی جنگل در هر دوره و استخراج متغیرهای تصمیم‌ساز مربوط به روابط توپولوژیک به‌منظور ارسال به پایگاه دانش.

ب) محاسبه فاصله تقریبی توده‌های دود تا محدوده فازی جنگل و فازی‌سازی آن در پایگاه دانش.

ج) توجیه امتداد حرکتی توده‌ها با محدوده جنگلی به‌منظور تشخیص تأثیر امتداد حرکتی دود.



شکل ۹. قوانین معرفی شده در بخش استنتاج قوانین سامانه

به‌طور خلاصه، بخش شبیه‌ساز به صورت پیوسته اطلاعات مربوط به متغیرهای نامعین مکانی را از طریق شبیه‌سازی تحلیل می‌کند و آنها را به‌منظور تحلیل بر روی قوانین مرتبط به بخش استنتاجگر ارسال می‌کند.

بخش استنتاجگر قوانین با تقلید از عملکرد مغز انسان، قادر است که بر روی اطلاعات تحلیل‌شده (دانش) که همان قوانین «اگر ـ آنگاه» هستند، نتیجه‌گیری کند. برای این منظور قوانین مورد نیاز به صورت تجربی و با تکمیل پرسش‌نامه‌های کارشناسی به عنوان پیش‌شرط‌های اولیه در پایگاه دانش معرفی می‌شوند. در اینجا لازم به ذکر است که توانایی سامانه، محدود به این تعداد قوانین خاص نیست و طرح ارائه شده قادر است که با توجه به کاربرد مورد نظر تعداد قوانین را افزایش و یا کاهش دهد (شکل ۹).

به‌منظور تقویت فرایند استنتاج و اینکه ممکن است نتوان تمامی قوانین مفید و بهینه را از طریق پرسش‌نامه‌های کارشناسی به‌دست آورد، الگوریتم یادگیری ژنتیک در این مرحله وارد عمل می‌شود. بنابراین در هر دورهٔ تغییر مکانی پدیده‌ها، بخش یادگیری ژنتیک فوراً به پایگاه داده متصل می‌شود و داده‌های آموزشی را استخراج می‌کند. داده‌های آموزشی درواقع لایه‌های مکانی مربوط به نمونه‌های رشد منفی گیاهان به‌صورت ماهانه هستند که از طریق آنالیز تصاویر لندست و ترسیم پروفیل‌های ماهیانه NDVI در نقاط نمونه به‌دست آمده‌اند.

الگوریتم ژنتیک با توجه به توضیحات ارائه شده در بخش ۲-۲ به استنتاج قوانین متصل می‌گردد و متغیرهای آن را تنظیم می‌کند و قوانین تعریف‌شده را با استفاده از داده‌های آموزشی بهینه‌سازی می‌کند. در شکل ۱۰ نتایج حاصل از عملکرد همزمان استنتاج و یادگیری ژنتیکی قوانین به‌منظور محاسبهٔ ریسک به‌صورت ماهیانه آورده شده است، که در آن مناطقِ دارای ریسک زیاد به‌صورت چشمک‌زن نمایش داده می‌شوند. در الگوریتم یادگیری ژنتیک مورد استفاده، دو جزء کدبندی توابع تعلق متغیرهای فازی مکانی و تغییردهندگان قوانین فازی وجود دارند، در نتیجه هر کروموزوم تعریف‌شده شامل این دو بخش خواهد بود. در این حالت برای کدبندی قوانین از یک تغییردهنده لینگویستیک به‌صورت تابعی با پارامتر δ استفاده می‌شود که به بخش یادگیری ژنتیک امکان می‌دهد تا توابع تعلق مرتبط با ترم‌های لینگویستیک موردنظر را تنظیم کند. به‌عنوان مثال دو نوع اصلی از این تغییردهندگان شامل خیلی $(u(x)^{\delta},\delta=۲)$ و کم‌وبیش $(u(x)^{\delta},\delta=۰/۵)$ هستند. جمعیت اولیه انتخاب‌شده برای تشکیل استخر ژن، چهار گروه با ژن‌های یکسان از C_a, C_b به‌صورت زیر هستند:

- گروه اول: شامل C_aهای اصلی و C_bها با تغییردهنده $\delta=۱$.
- گروه دوم: شامل C_aهای اصلی و C_bهای رندوم.
- گروه سوم: شامل C_aهای رندوم و C_bها با تغییردهنده $\delta=۱$.
- گروه چهارم: شامل C_aهای رندوم و C_bهای رندوم.

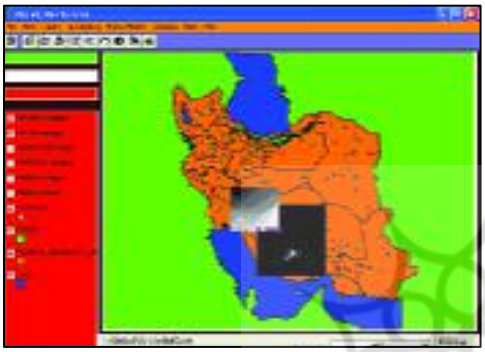
بخش یادگیری ژنتیکی قوانین با انجام عمل کدگذاری و معرفی محدودیت‌ها، جمعیت اولیه را مشخص می‌سازد و جمعیت آغازین را به‌عنوان جمعیت جاری ذخیره‌سازی می‌کند. در جمعیت جاری، کروموزوم‌ها به‌وسیلهٔ تابع مطلوبیت ارزیابی می‌شوند. اگر ارزیابی مورد نظر تابع تطابق را ارضا نکرد، یادگیری ژنتیک نسل موجود را پردازش می‌کند و از سازوکار برگزینش استفاده می‌کند. بدین‌صورت که در شروع، دو کروموزوم بهینه از جمعیت جاری برای ورود به جمعیت جدید، بدون دخالت اپراتورهای ادغام و جهش انتخاب می‌شوند. کروموزوم‌های باقی‌مانده به‌وسیلهٔ سازوکار انتخاب چرخش رولت برای ورود به جمعیت جدید انتخاب می‌گردند. وقتی تعداد المان‌های جمعیت در دو وضعیت جاری و جدید یکسان شد، جمعیت جدید جایگزین جمعیت جاری می‌گردد.

سپس اپراتور ادغام وارد عمل می‌شود و روش ادغام تک‌نقطه‌ای تطبیق می‌یابد و یک نقطه ادغام به‌صورت رندوم تعریف می‌شود.

Snapshot1

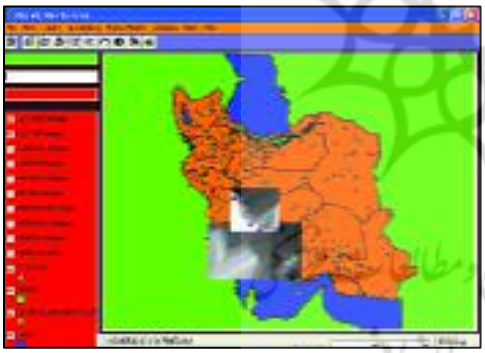
Snapshot2

Snapshot3



Snapshot4

Snapshot5



Snapshot6

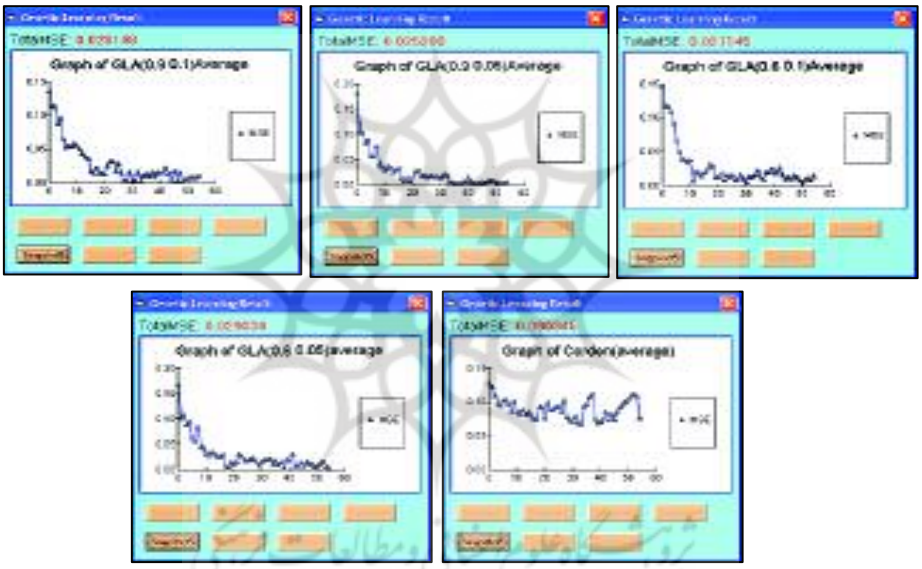
Snapshot7

شکل ۱۰. نتایج استنتاج در سامانه ژنتیک فازی پیشنهادی

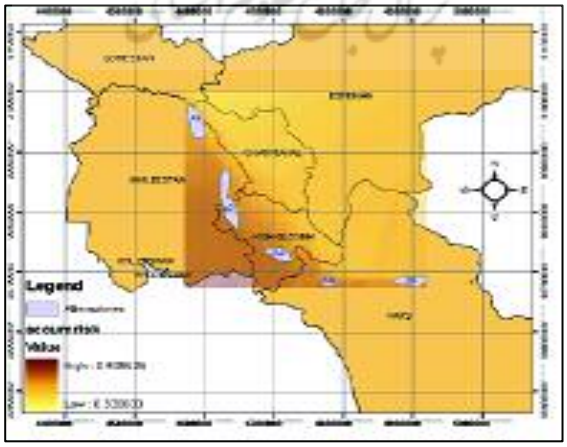
به‌منظور شکل‌گیری کروموزوم‌های جدید، بخش‌هایی از دو کروموزوم مجاور با سمت راست مبادله می‌شوند. در این حالت نرخ عملکردی بین ۰/۶ تا ۱ به‌عنوان احتمال ادغام مورد استفاده قرار می‌گیرد. پس از اجرای اپراتور ادغام، فرایند جهش برای هر کروموزوم جدید به صورت مجزا اجرا می‌شود. این عملگر هر ژن را به‌صورت رندوم و با احتمال کمتر از ۰/۱ تغییر می‌دهد. البته لازم به ذکر است که معرفی احتمالات ادغام و جهش وابسته به تابع هدف است. تابع هدف درواقع نوعی مکانیسم اندازه‌گیری است که برای ارزیابی وضعیت کروموزوم‌ها به کار می‌رود. در سامانه ژنتیک ـ فازی پیشنهادی، تابع هدف به صورت زیر تعریف شده است.

$$MSE = \frac{1}{2 \times T} \sum_{t=1}^{r} (y_{it} - y_{itd})^2 \qquad \text{رابطه (۱)}$$

در رابطه (۱)، T تعداد داده‌های آموزشی در حالت iام، y_{it} خروجی استنتاجگر برای tامین داده آموزشی (مقادیر ریسک) و y_{idt} مقدار خروجی مورد انتظار (مقادیر نمونه) است. لازم به ذکر است که مقدار ریسک محاسباتی در هر دوره به عنوان متغیر فازی ورودی دوره بعدی وارد فرایند استنتاج می‌گردد. لذا می‌توان گفت که نتایج محاسباتی در دوره‌های مختلف به یکدیگر وابسته خواهند بود.



شکل ۱۱. نحوه همگرایی الگوریتم ژنتیک در دوره چهارم



شکل ۱۲. محدوده‌های ریسک به‌دست آمده از استنتاج

پس از اعمال الگوریتم‌های مختلفی از قبیل Cordon (Cordón, et al., 2001b)، GL(0.6,0.05) و GL(0.6,0.1) و GL(0.9,0.05) و GL(0.9,0.1) الگوریتم بهینه برای استفاده در فرایند یادگیری سامانه معین گردید. برای این منظور بخشی برای گزارش‌دهی از عملکرد الگوریتم‌های مختلف ژنتیک و نحوه همگرایی آنها طراحی شد. شکل ۱۱ نحوه همگرایی الگوریتم‌های مختلف ژنتیک را در دوره چهارم (ماه ژوئن) نشان می‌دهد. در شکل ۱۱ برای ۵۵ نسل، نمودار میانگین مربع خطای الگوریتم‌های مختلف ژنتیک با استفاده از داده‌های تست ترسیم شده است. در بیشتر این الگوریتم‌ها بعد از ۱۰ تا ۲۰ نسل، همگرایی اتفاق می‌افتد. میانگین مربع خطاهای به‌دست آمده در جدول ۱ نشان می‌دهد که روش‌های یادگیری ژنتیک GL بهتر از Cordon عمل می‌کنند، همچنین GL(0.9,0.05) عملکرد بهتری در مقایسه با بقیه داشته است. پس از طی یک دورهٔ محاسباتیِ یک‌ساله، نتیجهٔ ریسک نهایی و محدوده‌های خطر به‌صورت شکل ۱۲ به‌دست می‌آید.

جدول ۱. MSE نهایی به‌دست آمده از هفت دوره

Method	Total MSE
GL(0.9-0.1)	0.031696
GL(0.9-0.05)	0.028174
GL(0.6-0.1)	0.030425
GL(0.6-0.05)	0.030630
Cordon	0.095162

در هر دوره زمانی، پس از مراحل استنتاج و یادگیری، نقشه‌های ریسک در محدوده مطالعاتی به‌دست می‌آیند. بعد از طی یک دوره محاسباتی یک‌ساله، نتیجهٔ ریسک نهایی در پایگاه داده ذخیره‌سازی می‌گردد. در این حالت، زیرعامل استخراجگر داده فوراً منطقه ریسک را براساس مقادیر بزرگ‌ترین ریسک‌های به‌دست آمده تقسیم‌بندی می‌کند (شکل ۱۲). سپس بخش تصمیم‌گیری با استفاده از معیارهایی (به غیر از پارامترهای استنتاج) بر روی آلترناتیوهای استخراج شده اجرا می‌گردد. معیارهای مورد نظر شامل: مقدار ریسک، میزان باران‌های اسیدی و نوع خاک است، که به صورت متغیرهای فازی تعریف می‌شوند. این متغیرها در پایگاه دانش ذخیره‌سازی می‌شود و مقادیر متناظر داده‌ای آنها به‌وسیلهٔ استخراجگر داده و اشاره‌گری که آنها را به پایگاه داده متصل می‌کند، به‌دست می‌آید. با اعمال بخش تصمیم‌گیری مشخص می‌گردد که پرخطرترین آلترناتیو A_1 و کم‌خطرترین آلترناتیوها A_5 است.

۵- نتیجه‌گیری

در کاربردهای دینامیکی و پیچیدهٔ مکانی همچون مدل‌سازی تأثیرات توده آلودگی بر محدوده‌های زیست‌محیطی، با توجه به ماهیت نامعین و مرزهای نامشخص داده‌های ورودی و با در نظر گرفتن نیازمندی‌ها به مدل‌سازی تفکر مکانی هوشمندانه، لازم است که از قابلیت‌هایی مانند: استنتاجگری و یادگیری در سامانه‌های عامل‌مبنا استفاده شود. با در نظر گرفتن این موضوع، طراحی سامانه‌ای که بتواند با معرفی و یادگیری قوانین حاکم در جهان واقعی و سنجش تغییرات رفتار مکانی، تصمیم‌گیری آنی در خصوص تعیین مناطق ریسک انجام دهد، گامی مؤثر در راستای کنترل و مدیریت هوشمندانهٔ تأثیرات مکانی بر هم خواهد بود.

در نوشتار حاضر از عاملی مکانی به‌منظور استنتاجگری و یادگیری بر روی قوانین نامعین در کاربرد «تعیین محدوده‌های ریسک حاصل از چاه‌های نفت کویت بر روی جنگل‌های جنوب غربی ایران» استفاده شد. در کاربرد مطلوب، با در نظر گرفتن تغییر رفتارها، قوانین استنتاج به صورت نامعین بر روی داده‌ها اعمال گردید و مناطق ریسک به دست آمد. سامانه پیشنهادی قادر است ابزارهای مختلف را به صورت یکپارچه و هوشمند در فرایند تصمیم برای مدیریت تأثیر آلودگی بر روی محدوده‌های جنگلی

مـورد اسـتفاده قـرار دهـد. عامـل هوشـمند ـ شـامل اســتخراجگر داده، شــبیه‌ســاز روابــط توپولوژیــک، استنتاجگر فازی و یادگیری ژنتیک ـ مقـادیر ریـسک را به‌دست می‌آورد و میزان خطر هر یک از آنها را مشخص می‌سازد. هر یک از ایـن اجـزا دارای وظـایف مـستقل و عملکردی خودمختارند و به همین دلیل، توسعه آنها به صـورت مـستقل امکـان‌پـذیر خواهـد بـود و سـامانه تغییرپذیرتر می‌گردد.

اسـتفاده از منطـق فـازی در اسـتنتاج و یـادگیری سامانه موجب می‌شود که نتـایج پرسـش و پاسـخ‌هـا از جهان واقعی با نیازهای ذهنی کاربران تطـابق بیـشتری داشــته باشــند. در بخـش اسـتنتاج سـامانه ۲۲ قـانون به‌صورت تجربی و با تکمیل پرسش‌نامه‌های کارشناسـی به عنوان پیش‌شرط‌های اولیه معرفی شدند، اما توانـایی عامل تنها محدود به این تعداد قوانین خـاص نیـست و کاربر قادر است که با توجه به کاربرد مـورد نظـر خـود تعداد قوانین را افزایش و یا کاهش دهد.

بخش یادگیری ژنتیک کـه سـبب افـزایش صـحت عملیاتی سامانه می‌گـردد، متغیرهـا و قـوانین فـازی را تنظیم می‌کند و به بهینه‌سازی آنها می‌پردازد. اسـتفاده از الگوریتم‌هـای مختلـف یـادگیری ژنتیکـی بـه‌منظـور تخمین و تعیین محدوده‌های ریسک نشان می‌دهد کـه الگـوریتم GL(0.9,0.05) دارای عملکـرد مناسـب‌تـری برای تولید و تنظیم قوانین در کاربرد مورد نظـر اسـت. در نهایـت بـا اجـرای سـامانه مـشخص مـی‌گـردد کـه پرخطرترین آلترناتیو A_1 و کـم‌خطرتـرین آلترنـاتیو A_5 است.

بررسـی نتـایج حاصـل از مطالعـات انجـام شـده و مقایسه آنها با سامانه طراحی شده نشان مـی‌دهـد کـه عملکرد الگوریتم‌های استنتاجگری و یادگیری مکانی در عامل طراحی شده دارای ویژگـی‌هـایی نظیـر روباسـت بـودن، اعتمادپـذیری و صـحت عملکـرد بالاسـت. در مجموع، اسـتفاده از ایـن سـامانه در کاربردهـایی نظیـر کنترل موشک‌های نظامی، ناوبری هـوایی، مانیتورینـگ مسائل زیست‌محیطی و حوادث غیرمترقبـه و همچنـین پدافندهای غیرعامل پیشنهاد می‌گردد.

۶- منابع

Cordón O., Gomide F., Herrera F., Hoffmann F., Magdalena L., 2004, **Ten Years of Genetic Fuzzy Systems: Current Framework and New Trends**, Fuzzy Sets and Systems, Vol. 41, pp. 5-31.

Cordón, O., Herrera F., Hoffmann F., Magdalena L., 2001a, **Genetic Fuzzy Systems, Evolutionary Tuning and Learning of Fuzzy Knowledge Bases,** World Scientific.

Cordón O., Herrera F., Villar P., 2001b, **Generating the Knowledge Base of a Fuzzy Rule-based System by the Genetic Learning of the Data Base**, IEEE Trans, Fuzzy Systems 9 (4) pp. 667–674.

Freitas A.A., 2002, **Data Mining and Knowledge Discovery with Evolutionary Algorithms**, Springer-Verlag.

Gervac E., Lui H., Nussbaum D., 2007, Y-S. **Roh, J-R. Sack, Intelligent Map Agents - An Ubiquitous Personalized GIS**, Photogrammetry and Remote Sensing 62, 347_365.

Ishibuchi H., Yamamoto T., 2004, **Fuzzy Rule Selection by Multi-objective Genetic Local Search Algorithms and Rule Evaluation Measures in Data Mining,** Fuzzy Sets and Systems 141, pp. 59-88.

Konar, A., 2005, **Computational Intelligence: Principles, Techniques and Applications**, Springer-Verlag.

Kortenkamp D., Bonasso R.P., and Murphy R., 1998, **Artificial Intelligence and Mobile Robots: Case Studies of Successful Robot Systems**, AAAI Press/ The MIT Press, Cambridge, MA.

Lavrac N., Cestnik B., Gamberger D., & Flach P., 2004, **Decision Support Through Subgroup Discovery: Three Case Studies and the Lessons Learned,** Machine Learning, 57(1-2), pp. 115–143.

Lawrence A., West Jr., Hess J., 2002, **Metadata as Knowledge Management Tool: Supporting Intelligent Agent and End User Access to Spatial Data**, Decision Support Systems 32, 247_ 264.

Mikut R., Jäkel J., Gröll L., 2005, **Interpretability Issues in Data-based Learning of Fuzzy Systems**, Fuzzy Sets and Systems, Vol. 150, pp. 179-197.

Price A.R.G., 1993, **The Gulf: Human Impacts and Management Initiatives**, Marine Pollution Bulletin, Vol. 27.

Nude D., Potter W.D., Maier F., 2003, **An Agent based Decision Support System for Forest Ecosystem Management**, Ecological Modelling and Software 19, 831_843.

Sánchez L., Casillas J., Cordón O., del Jesus M.J., 2001, **Some Relationships between Fuzzy and Random Classifiers and Models**, Int. J. of Approximate Reasoning, Vol. 29, pp. 175-213.

Sánchez L., Couso I., 2005, **Advocating the Use of Imprecisely Observed Data in Genetic Fuzzy Systems**, in Proc. of the First Int. Workshop on Genetic Fuzzy Systems (GFS 2005), Granada. Spain., pp. 124-129.

Setzkorn C., Paton R.C., 2005, **On the Use of Multi-objective Evolutionary Algorithms for the Induction of Fuzzy Classification Rule Systems, BioSystems**, Vol. 81, pp.101-112.

Tang C., da Xu L., Feng S., 2001, **An Agent bases Geographical Information System**, Knowledge based system 14(5–6), 233_ 242.

Wang H., Kwong S., Jin Y., Wei W., Man K.F., 2005, **Multiobjective Hierarchical Genetic Algorithm for Interpretable Fuzzy Rule-based Knowledge Extraction**, Fuzzy Sets and Systems, Vol. 149,pp. 149-186.

Xia L., Xiaoping L., 2007, **Defining Agent Behavior to Simulate Complex Residential Development Using Multicriteria Evaluation**, Journal of Environment Management 85, 1063_1075.