به نام خدا

دانشگاه صنعتی شاهرود

دانشکده مهندسی معدن، نفت و ژئوفیزیک

رساله دکتری اکتشاف مواد معدنی

مدل‌سازی پتانسیل معدنی و برآورد عدم قطعیت با استفاده از ترکیب روش‌های دانش‌محور و داده‌محور توابع برآورد (دمپستر- شیفر)

نگارنده: میثم داودآبادی فراهانی

اساتید راهنما

دکتر ابوالقاسم کامکار روحانی

دکتر علیرضا عرب‌امیری

شهریور ۱۳۹۷

شماره: ۶/۹۷/۴۰۰۲
تاریخ: ۹۷/۹/۱۴
ویرایش:

باسمه تعالی

مدیریت تحصیلات تکمیلی

فرم شماره ۱۲: صورت جلسه نهایی دفاع از رساله دکتری (Ph.D)

(ویژه دانشجویان ورودی های ۹۴ و ما قبل)

بدینوسیله گواهی می شود آقای/خانم میثم داودآبادی فراهانی دانشجوی دکتری رشته مهندسی معدن -اکتشاف به شماره دانشجویی ۹۲۱۶۴۰۵ ورودی مهر ماه سال ۱۳۹۲ در تاریخ ۱۳۹۷/۰۶/۱۵ از رساله نظری☐ / عملی☐ خود با عنوان : مدلسازی پتانسیل معدنی و برآورد عدم قطعیت با استفاده از ترکیب روش های دانش محور و داده محور توابع برآورد دفاع و با اخذ نمره ۱۸/۱ به درجه : بسیار خوب نائل گردید.

الف) درجه عالی: نمره ۲۰-۱۹ ☐ ب) درجه بسیار خوب: نمره ۱۸/۹۹ – ۱۷☒
ج) درجه خوب: نمره۱۶/۹۹– ۱۵☐ د) غیر قابل قبول و نیاز به دفاع مجدد دارد☐
ه) رساله نیاز به اصلاحات دارد☐

ردیف	هیئت داوران	نام و نام خانوادگی	مرتبه علمی	امضاء
۱	دکتر ابوالقاسم کامکارروحانی	استاد/ اساتید راهنما	دانشیار	
۲	دکتر علیرضا عرب امیری	استاد/ اساتید راهنما	دانشیار	
۳	دکتر منصور ضیائی	استاد مدعو داخلی / خارجی	دانشیار	
۴	دکتر حمید آقاجانی	استاد مدعو داخلی / خارجی	دانشیار	
۵	دکتر پرویز ضیائیان	استاد مدعو داخلی / خارجی	دانشیار	
۶	دکتر امین روشندل کاهو	سرپرست (نماینده) تحصیلات تکمیلی دانشکده	دانشیار	

مدیر محترم تحصیلات تکمیلی دانشگاه:

ضمن تأیید مراتب فوق مقرر فرمائید اقدامات لازم در خصوص انجام مراحل دانش آموختگی آقای/خانم میثم داودآبادی فراهانی بعمل آید.

نام و نام خانوادگی رئیس دانشکده :

تاریخ و امضاء و مهر دانشکده:

تقدیم به پدر، مادر و همسر عزیزم

و آموزگارانی که برایم زندگی؛ بودن و انسان بودن را معنا کردند

و به پاس تعبیر عظیم و انسانی شان از کلمه ایثار و از خودگذشتگی

تشکر و قدردانی

سپاس خدای را که سخنوران، در ستودن او بمانند و شمارندگان، شمردن نعمت های او ندانند و کوشندگان، حق او را گزاردن نتوانند. و سلام و دورد بر محمّد و خاندان پاک او، طاهران معصوم، هم آنان که وجودمان وامدار وجودشان است

بدون شک جایگاه و منزلت معلم، اجّل از آن است که در مقام قدردانی از زحمات بی شائبه ی او، با زبان قاصر و دست ناتوان، چیزی بنگاریم.

اما از آنجایی که تجلیل از معلم، سپاس از انسانی است که هدف و غایت آفرینش را تامین می کند و سلامت امانت هایی را که به دستش سپرده اند، بر حسب وظیفه ازپدر و مادر عزیزم، این دو معلم بزرگوارم که همواره بر کوتاهی و درشتی من، قلم عفو کشیده و کریمانه از کنار غفلت هایم گذشته اند و در تمام عرصه های زندگی یار و یاوری بی چشم داشت برای من بوده اند؛

از اساتید شایسته و گرامی راهنما؛ جناب آقای دکتر ابوالقاسم کامکار روحانی و جناب آقای دکار علیرضا عرب امیری که در کمال سعه صدر، با حسن خلق و فروتنی، از هیچ کمکی در این عرصه بر من دریغ ننمودند و زحمت راهنمایی این رساله را بر عهده گرفتند؛

از استاد صبور، جناب آقای دکتر امین روشندل ، مدیریت محترم گروه اکتشاف، که راهنمایی‌های راهگشای ایشان در طی این مدت بسیار مفید واقع گردید؛

و از اساتید فرزانه و دلسوز؛ جناب آقای دکتر پرویز ضیائیان، جناب آقای دکتر منصور ضیائی و جناب آقای دکتر حمید آقاجانی که زحمت داوری این رساله را متقبل شدند؛

کمال تشکر و قدردانی را دارم

باشد که این خردترین، بخشی از زحمات آنان را سپاس گوید.

تعهد نامه

اینجانب **میثم داودآبادی فراهانی** دانشجوی دوره دکترای تخصصی رشته مهندسی اکتشاف معدن دانشکده مهندسی معدن، نفت و ژئوفیزیک دانشگاه صنعتی شاهرود نویسنده رساله با عنوان **مدل سازی پتانسیل معدنی و برآورد عدم قطعیت با استفاده از ترکیب روش های دانش محور و داده محور توابع برآورد (دمپستر- شیفر)** تحت راهنمائی **جناب آقای دکتر ابوالقاسم کامکارروحانی و جناب آقای دکتر علیرضا عرب امیری** متعهد می شوم:

- تحقیقات در این رساله از صحت و اصالت برخوردار است.
- در استفاده از نتایج پژوهشهای محققان دیگر به مرجع مورد استفاده استناد شده است.
- مطالب مندرج در رساله تاکنون توسط خود یا فرد دیگری برای دریافت هیچ نوع مدرک یا امتیازی در هیچ جا ارائه نشده است.
- کلیه حقوق معنوی این اثر متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می باشد و مقالات مستخرج با نام « دانشگاه صنعتی شاهرود » و یا «**Shahrood University of Technology**» به چاپ خواهد رسید.
- حقوق معنوی تمام افرادی که در به دست آمدن نتایج اصلی رساله تأثیرگذار بوده اند در مقالات مستخرج از رساله رعایت می گردد.
- در کلیه مراحل انجام این پایان نامه ، در مواردی که از موجود زنده (یا بافتهای آنها) استفاده شده است ضوابط و اصول اخلاقی رعایت شده است.
- در کلیه مراحل انجام این پایان نامه، در مواردی که به حوزه اطلاعات شخصی افراد دسترسی یافته یا استفاده شده است اصل رازداری ، ضوابط و اصول اخلاق انسانی رعایت شده است .

تاریخ: ۱۳۹۷/۰۷/۱٤

امضای دانشجو: میثم داودآبادی فراهانی

مالکیت نتایج و حق نشر

- **کلیه حقوق معنوی این اثر و محصولات آن (مقالات مستخرج، کتاب، برنامه های رایانه ای، نرم افزار ها و تجهیزات ساخته شده است) متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می باشد. این مطلب باید به نحو مقتضی در تولیدات علمی مربوطه ذکر شود.**

چکیده:

عدم‌قطعیت با جهان واقعیت آمیخته است و ارائه دقیق از واقعیت همیشه ممکن نیست. مدل‌سازی و تخمین گسترش کانی‌سازی به سبب حضور ابهامات در داده‌های اکتشافی نیز از این اصل مستثنی نیست و اجتناب از عدم‌قطعیت در مدل‌سازی داده‌های اکتشافی معمولاً مشکل بوده و ارائه میزان تقریبی آن در تصمیم‌گیری نهایی امری ضروری محسوب می‌گردد. در این پژوهش به ارائه‌ی روشی بهینه، حاصل از تلفیق روش‌های دانش‌محور و داده‌محور تئوری توابع برآورد (دمستر- شیفر) پرداخته شد. برای این منظور ابتدا یک سری داده مصنوعی تولید گردید و هر یک از روش‌های داده‌محور و دانش‌محور با استفاده از آن داده بررسی و روشی برای تلفیق داده‌محور و دانش‌محور تئوری توابع برآورد پیشنهاد گردید. این روش‌ها با داده‌های واقعی که از محدوده معدنی آهن ایران مرکزی دریافت گردیده نیز بررسی و کارایی آن‌ها بررسی شد و در نهایت نتایج روش‌های مختلف با یکدیگر مقایسه گردید. بهترین نتایج را روش تلفیقیِ شبکه عصبی مصنوعی و FAHP (Fuzzy-AHP) با داده‌های موجود از خود نشان داد.

کلمات کلیدی: دمپستر شیفر، توابع برآورد، ترکیب اطلاعات، پتانسیل‌یابی آهن، ایران مرکزی، شبکه عصبی مصنوعی، Fuzzy، AHP

مقالات مستخرج:

Meysam Davoodabadi Farahani, Abolghasem Kamkar-Rouhani, Alireza Arabamiri (2018), Assessment of data-driven evidential belief function model for mapping Iron potential in the Yazd Province, Iran, *International Journal of Civil Engineering and Technology (IJCIET)*, Volume 9, Issue 10, pp 2201-2215.

Meysam Davoodabadi Farahani, Abolghasem Kamkar-Rouhani, Alireza Arabamiri (2018),Uncertainty Estimation in exploratory evidences using Dempster-Shafer theory and Evidential Belief Function, *Geological Survey Circular*, Vol 5, No 11, pp 441-450.

Meysam Davoodabadi Farahani, Abolghasem Kamkar-Rouhani, Alireza Arabamiri; Integration Fuzzy AHP and Artificial Neural Network (ANN) Methods Using Dempster-Shafer Theory, Iron Deposits, Central Iran, *Journal of Advanced Research in Dynamical and Control Systems,* Accepted (In Publish).

- میثم داودآبادی فراهانی، ابوالقاسم کامکارروحانی، علیرضا عرب امیری (۱۳۹۷)، مدلسازی پتانسیل معدنی و براورد عدم قطعیت با استفاده از روش‌های دانش محور، رویکردهای پژوهشی در علوم زمین، شماره ۹، پاییز ۹۷، ص ۲۳-۱۵
- میثم داودآبادی فراهانی، ابوالقاسم کامکارروحانی، علیرضا عرب امیری برآورد عدم قطعیت درمدل سازی دانش‌محور پتانسیل معدنی آهن ایران مرکزی به روش دمپستر- شیفر و تحلیل سلسله مراتبی گروهی، استان یزد، ایران، فصلنامه آمایش محیط، در دست داوری

- میثم داودآبادی فراهانی، ابوالقاسم کامکارروحانی، علیرضا عرب امیری؛ بررسی مدل‌سازی‌های پتانسیل معدنی با استفاده از روش های مختلف دانش محور، کنفرانس بین المللی مهندسی معدن و علوم زمین، تهران، ۱۳۹۶
- میثم داودآبادی فراهانی، ابوالقاسم کامکارروحانی، علیرضا عرب امیری؛ برآورد عدم قطعیت شواهد اکتشافی با استفاده از روش های دانش محور مدل‌سازی، کنفرانس بین المللی مهندسی معدن و علوم زمین، تهران، ۱۳۹۶
- میثم داودآبادی فراهانی، ابوالقاسم کامکارروحانی، علیرضا عرب امیری؛ بررسی پتانسیل‌یابی مواد معدنی با استفاده از روش دمپستر شیفر، دومین همایش ملی مهندسی عمران، معماری و علوم زمین، تهران، اردیبهشت ۱۳۹۷

فهرست مطالب

فصل اول مقدمه و کلیات پژوهش 1

۱-۱- مقدمه... ۲

۱-۲- تعریف مسئله ۲

۱-۳- ضرورت تحقیق... ۴

۱-۴- سوالات تحقیق ۵

۱-۵- هدف تحقیق ۶

۱-۶- سوابق تحقیق... ۶

۱-۷- جنبه جدید و نوآور بودن ۱۲

۱-۸- فرضیات تحقیق ۱۲

۱-۹- محدوده مورد بررسی... ۱۲

۱-۱۰- روش انجام تحقیق ۱۳

۱-۱۱- داده ها و ابزارهای مورد نیاز ۱۵

فصل دوم مدل سازی به روش توابع برآورد (تخمین میزان اعتبار شواهد 17

۲-۱- مدل و مدل‌سازی.. ۱۸

۲-۲- ریسک و عدم قطعیت در اکتشافات معدنی... ۱۸

۲-۳- سیستم‌های اطلاعات جغرافیایی ۲۲

۲-۴- چگونگی نمایش داده‌های مکانی ۲۳

۲-۵- هدف GIS ۲۴

۲-۵-۱- سازماندهی.. ۲۴

۲-۵-۲- نمایش و به تصویر درآمدن ۲۴

۲-۵-۳- پرسش و پاسخ و جستجوی فضایی ۲۵
۲-۵-۴- ترکیب و تلفیق ۲۵
۲-۵-۵- تجزیه و تحلیل ۲۵
۲-۵-۶- پیشبینی ۲۶

۲-۶- نحوه ذخیره و مدلسازی داده ها در GIS ۲۶

۲-۷- کاربرد GIS در علوم زمین ۲۷

۲-۸- تهیه نقشه پتانسیل معدنی با استفاده از سیستم اطلاعات جغرافیایی ۲۸

۲-۹- مدل سازی پتانسیل معدنی ۳۰

۲-۱۰- روش ساخت مدل پیشگو ۳۳

۲-۱۱- انواع مدل‌های پیشگو ۳۳

۲-۱۲- روش‌های دانش‌محور مدل‌سازی پتانسیل معدنی ۳۶

۲-۱۲-۱- اصول روش‌های دانش‌محور ۳۶
۲-۱۲-۲- مدل‌سازی دانش محور با استفاده از نقشه‌های شاهد دوتایی ۳۸
۲-۱۲-۳- مدل‌سازی دانش محور با استفاده از نقشه‌های شاهد چندکلاسه ۳۸
۲-۱۲-۴- روش منطق بولی ۳۹
۲-۱۲-۵- مدل‌سازی با روش هم‌پوشانی شاخص دوتایی ۴۰
۲-۱۲-۶- مدل‌سازی با روش هم‌پوشانی شاخص چندکلاسه ۴۲
۲-۱۲-۷- روش منطق فازی ۴۳
۲-۱۲-۸- روش توابع برآورد ۴۴

۲-۱۳- روش‌های داده محور مدل‌سازی پتانسیل معدنی ۴۴

۲-۱۳-۱- اصول روش‌های داده محور ۴۴
۲-۱۳-۲- تحلیل جداسازی ۴۷
۲-۱۳-۳- رگرسیون لجستیکی ۴۸
۲-۱۳-۴- روش وزن های نشانگر ۴۹
۲-۱۳-۵- روش وزن های نشانگر مبسوط ۵۰
۲-۱۳-۶- شبکه های عصبی مصنوعی ۵۱
۲-۱۳-۷- مدل های شبکهای بیزین ۵۳
۲-۱۳-۸- ماشین برداری پشتیبان ۵۵

۲-۱۳-۹- روش توابع برآورد ۵۵
۲-۱۴- تخمین دانش محور توابع برآورد ۵۵
۲-۱۵- تخمین داده محور توابع برآورد ۶۲
۲-۱۶- تخمین داده محور توابع برآورد در محیط سیستم اطلاعات جغرافیایی ۶۳
فصل سوم پیاده سازی روش های پیشنهادی با داده های مصنوعی ۷۳
۳-۱- تولید لایه های مصنوعی ۷۴
۳-۲- محاسبه توابع برآورد به روش داده-مبنا ۷۷
۳-۲-۱- تبدیل مقادیر توابع برآورد به لایه های رستری ۷۹
۳-۳- تلفیق لایه ها به روش Dempster-Shafer ۸۴
۳-۳-۱- تلفیق لایه ها با استفاده از عملگر AND در روش دمپستر-شیفر ۸۴
۳-۳-۲- تلفیق لایه ها با استفاده از عملگر OR در روش دمپستر-شیفر ۸۵
۳-۴- استفاده از دانش کارشناسی برای تعیین مقادیر توابع برآورد (روش دانش-مبنا) ۸۶
۳-۵- تلفیق لایه های توابع برآورد با روش همپوشانی شاخص ۸۹
۳-۶- تلفیق با روش همپوشانی شاخص لایه های بدست آمده از روش داده-مبنا ۹۰
۳-۷- تلفیق با روش همپوشانی شاخص لایه های بدست آمده از روش دانش-مبنا ۹۱
۳-۸- بهبود روش دمپستر شیفر ۹۲
۳-۹- بهبود روش دانش- محور دمپستر-شیفر ۹۳
۳-۱۰- روش تحلیل سلسله مراتبی (AHP) ۹۴
۳-۱۱- مبانی نظری روش Fuzzy-AHP (FAHP) ۹۶
۳-۱۲- پیاده سازی روش Fuzzy-AHP ۹۹
۳-۱۳- بهبود روش دمپستر-شیفر با تلفیق روش های داده-محور و دانش-محور ۱۰۲

۳-۱۴- پیاده سازی روش تلفیقی داده-محور و دانش-محور ۱۰۴
۳-۱۴-۱- مبانی نظری تصمیم گیری چندمعیاره گروهی (AHP-Group) ۱۰۴
۳-۱۴-۲- پیاده سازی روش AHP-Group ۱۰۶
۳-۱۵- تعیین اوزان کلاس ها به روش داده-محور ۱۰۸
۳-۱۵-۱- ماشین بردار پشتیبان ۱۰۹
۳-۱۵-۲- مبانی رگرسیون وزن‌دار جغرافیایی (GWR) ۱۱۳
۳-۱۵-۳- مبانی روش حداقل مربعات معمولی (رگرسیون معمولی) ۱۱۸
۳-۱۵-۴- مبانی شبکه عصبی مصنوعی ۱۱۹
۳-۱۶- آماده سازی داده ها ۱۲۲
۳-۱۷- پیاده سازی شبکه عصبی ۱۲۲
۳-۱۸- تلفیق اوزان بدست آمده از روش داده-محور و دانش-محور ۱۲۶
فصل چهارم پیاده سازی روش های پیشنهادی با داده های واقعی ۱۲۹
۴-۱- لایه های اطلاعاتی به دست آمده از داده های اکتشافی مربوط به آهن ایران مرکزی ۱۳۰
۴-۲- پیاده سازی روش دانش-محورAHP و Fuzzy-AHP ۱۴۱
۴-۲-۱- روش AHP ۱۴۱
۴-۳- محاسبه مقادیر توابع برآورد با استفاده از اوزان بدست آمده با روش AHP ۱۴۴
۴-۴- محاسبه وزنها به روش Fuzzy-AHP ۱۴۸
۴-۵- تلفیق مقادیر توابع بدست آمده به روشFuzzy-AHP با استفاده از روش دمپستر-شیفر . ۱۵۲
۴-۶- نقشه های حاصل شده از روش Fuzzy-AHP پس از تلفیق به روش دمپستر-شیفر ۱۵۴
۴-۷- محاسبه اوزان کلاس ها به روش شبکه عصبی (داده-محور) ۱۵۷
۴-۸- تلفیق روش داده-محور و روش دانش-محور ۱۵۹
نتیجه گیری و پیشنهادات ۱۷۱
۵-۱- مقایسه نتایج حاصل از روشهای مختلف ۱۷۲

۵-۲- مقایسه روش تلفیقی دمپستر-شیفر و همپوشانی شاخص ۱۷۳

۵-۳- پیشنهادات ۱۷۷

پیوست ها ۱۷۹

پیوست الف... ۱۸۰

پیوست ب ۲۰۰

پیوست ج ۲۰۷

مراجع ۲۱۳

فهرست اشکال

شکل (۱-۱): فلوچارت روش تحقیق ---۱۶
شکل(۲-۱): فرایند مدل سازی [یوسفی و کامکارروحانی، ۱۳۸۹]-------------------------------- ۱۸
شکل (۲-۲): روابط بین توابع برآورد [Carranza, 2008] --۵۷
شکل (۲-۳): منطقه فرضی با ۱۲ اندیس شناخته شده و محاسبه داده محور توابع برآورد [Carranza, 2008] ---۶۸
شکل (۳-۱): مراحل پیاده سازی مسئله ---۷۴
شکل(۳-۲): لایه های مصنوعی ایجاد شده --۷۶
شکل(۳-۳): تابع Belief (اعتماد) برای لایه های مختلف -- ۸۰
شکل (۳-۴): تابع Uncertainty (عدم قطعیت) برای لایه های مختلف ----------------------------- ۸۱
شکل (۳-۵): تابع Disbelief (عدم اعتماد) برای لایه های مختلف-------------------------------۸۲
شکل (۳-۶): تابع Plausibility (باور) برای لایه های مختلف -----------------------------------۸۳
شکل (۳-۷): مدل تلفیق لایه های توابع برآورد به روش دمپستر-شیفر با استفاده از ابزار Model Builder--۸۴
شکل (۳-۸): نقشه های حاصل از تلفیق لایه ها با استفاده از عملگر AND در روش دمپستر-شیفر --۸۵
شکل (۳-۹): نقشه های حاصل از تلفیق لایه ها با استفاده از عملگر OR در روش دمپستر-شیفر --۸۶
شکل (۳-۱۰): نقشه های حاصل از تلفیق لایه ها با عملگر AND به روش دانشمبنا --------------۸۸
شکل (۳-۱۱): نقشه های حاصل از تلفیق لایه ها با عملگر OR به روش دانش-مبنا -------------۸۹
شکل (۳-۱۲): نقشه های حاصل از تلفیق همپوشانی شاخص لایه های توابع برآورد به روش داده-مبنا --۹۱

شکل (۳-۱۳): نقشه های حاصل از تلفیق هم پوشانی شاخص لایه های توابع برآورد به روش دانش-مبنا --۹۲
شکل (۳-۱۴): اعداد مثلثی -- ۹۷
شکل (۳-۱۵): نمونه ای از فرم طراحی شده برای تعیین کیفی میزان ارجحیت کلاس ها---------۹۹
شکل(۳-۱۶): نمونه ای از فرم پر شده توسط کارشناس-- ۱۰۰
شکل (۳-۱۷): نقشه عدم قطعیت حاصل از روش تلفیقی Fuzzy-AHP-------------------------- ۱۰۱
شکل (۳-۱۸): نمونه ای از کرنل ثابت [Fotheringham et al, 2003]------------------------------۱۱۵
شکل (۳-۱۹): یک نمونه کرنل ثابت [Fotheringham et al, 2003] ------------------------------۱۱۶
شکل (۳-۲۰): مدل ساده یک شبکه عصبی مصنوعی --۱۲۰
شکل (۳-۲۱): ساختار شبکه عصبی پرسپترون --۱۲۱
شکل (۳-۲۲): نقشه نهایی Unc (عدم قطعیت) با استفاده از تعیین اوزان به روش تلفیقی داده-محور و دانش-محور-- ۱۲۸
شکل(۴-۱): نقشه‌های زمین شناسی ۱:۱۰۰۰۰۰ مربوط به محدوده مورد مطالعه -----------------۱۳۰
شکل (۴-۲): نقشه زمین شناسی به همراه گسل‌های موجود در آن ---------------------------۱۳۱
شکل (۴-۳): تصویر رنگی کاذب ۷۴۱ به دست آمده از داده ماهواره‌ای ETM ----------------- ۱۳۲
شکل(۴-۴): تصویر رنگی کاذب ۴۶۸ حاصل از داده ماهواره‌ای ASTER---------------------- ۱۳۲
شکل (۴-۵): نقشه‌های به دست آمده از برداشت زمینی مغناطیس و محل قرارگیری آن‌ها بر روی نقشه‌های زمین شناسی منطقه مورد مطالعه--- ۱۳۳
شکل (۴-۶): نقشه های حاصل از تلفیق دمپستر-شیفر با عملگر AND و استفاده از توابع برآورد --- ۱۳۹
شکل(۴-۷): نقشه های حاصل از تلفیق دمپستر-شیفر با عملگر OR و استفاده از توابع برآورد ۱۴۰
شکل (۴-۸): نقشه های حاصل از تلفیق با عملگر AND و استفاده از روش AHP ------------- ۱۴۶

شکل (۴-۹): نقشه های حاصل از تلفیق با عملگر OR و استفاده از روش AHP ----------------۱۴۷

شکل (۴-۱۰): نقشه های حاصل از تلفیق با عملگر And و استفاده از روش Fuzzy-AHP --------۱۵۵

شکل (۴-۱۱): نقشه های حاصل از تلفیق با عملگر OR و استفاده از روش Fuzzy-AHP ---------۱۵۶

شکل (۴-۱۲): نقشه های حاصل از تلفیق با عملگر And و استفاده از روش تلفیقی ANN-AHP ۱۶۴

شکل (۴-۱۳): نقشه های حاصل از تلفیق با عملگر OR و استفاده از روش تلفیقی ANN-AHP - ۱۶۵

شکل (۴-۱۴): نقشه های حاصل از تلفیق با عملگر And و استفاده از روش تلفیقی -ANN-Fuzzy AHP --۱۶۸

شکل (۴-۱۵): نقشه های حاصل از تلفیق با عملگر OR و استفاده از روش تلفیقی ANN-Fuzzy-AHP -- ۱۶۹

شکل (۵-۱): تلفیق لایه های توابع برآورد روش پیشنهادی با استفاده از همپوشانی شاخص ---۱۷۵

فهرست جداول

جدول(۳-۱): ساختار اکسل ورودی به برنامه برای محاسبه توابع برآورد مربوط به هر لایه ------ ۷۸

جدول (۳-۲): مقادیر توابع برآورد برای لایه های ورودی -------------------------------------- ۷۸

جدول (۳-۳): مقادیر توابع برآورد (تعیین شده بر اساس دانش کارشناسی) ------------------- ۸۷

جدول (۳-۴): اوزان تخصیصی برای هر یک از لایه ها (تعیین شده بر اساس نظر کارشناسی) برای تلفیق به روش همپوشانی شاخص-- ۹۰

جدول (۳-۵): تبدیل مقادیر کیفی به اعداد فازی [Wang & Chen, 2008]----------------------- ۱۰۰

جدول (۳-۶): وزن نهایی تابع عدم قطعیت حاصل از نظر کارشناس با استفاده از روش Fuzzy-AHP
--- ۱۰۱

جدول (۳-۷): اوزان حاصل شده از ماتریس مقایسه زوجی توسط نظر کارشناسی--------------۱۰۷

جدول (۳-۸): وزن های نهایی حاصل از تلفیق (AHP-Group) نظرات کارشناسان به روش AHP ۱۰۸

جدول (۳-۹): خروجی ماشین بردار پشتیبان ---۱۱۳

جدول (۳-۱۰): وزن های تخصیص یافته از طریق روش حداقل مربعات معمولی ----------------- ۱۱۹

جدول (۳-۱۱): وزن بدست آمده برای کلاسهای مربوط به هر لایه به همراه تعداد نرون های لایه های پنهان -- ۱۲۵

جدول (۳-۱۲): وزن نهایی تعیین شده برای هر کلاس با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی
--- ۱۲۶

جدول (۳-۱۳): اوزان نهایی بدست آمده برای هر کلاس با استفاده از تلفیق روش داده-محور و دانش-محور به روش AHP-Group -- ۱۲۷

جدول (۴-۱): لایه های ورودی به همراه مقادیر هر کلاس -- ۱۳۵

جدول (۴-۲): مقادیر ورودی برای محاسبه توابع برآورد --- ۱۳۶

جدول (۴-۳): نتایج بدست آمده برای توابع برآورد --- ۱۳۷

جدول(۴-۴): مقادیر حداقل و حداکثر توابع برآورد پس از تلفیق به روش دمپستر-شیفر ----- ۱۴۱
جدول (۴-۵): وزن بدست آمده برای کلاس های مختلف به روش AHP توسط کارشناسان ----- ۱۴۲
جدول(۴-۶): وزن نهایی بدست آمده به روش AHP با استفاده از تلفیق نظرات کارشناسان به روش AHP-Group -- ۱۴۳
جدول (۴-۷): مقادیر توابع برآورد حاصل شده به روش AHP ---------------------------------- ۱۴۵
جدول (۴-۸): مقادیر حداقل و حداکثر توابع برآورد بدست آمده با روش AHP پس از تلفیق به روش دمپستر-شیفر -- ۱۴۸
جدول (۴-۹): تبدیل مقادیر گسسته به درجه عضویت فازی (اعداد مثلثی) ------------------ ۱۴۹
جدول (۴-۱۰): وزن مربوط به هر لایه تعیین شده بر اساس نظر کارشناسی ------------------- ۱۴۹
جدول (۴-۱۱): اوزان بدست آمده به روش Fuzzy-AHP توسط کارشناسان --------------------- ۱۵۰
جدول (۴-۱۲): وزن نهایی بدست آمده با استفاده از تلفیق (AHP-Group) نظرات کارشناسان به روش Fuzzy-AHP -- ۱۵۱
جدول (۴-۱۳): مقادیر توابع برآورد حاصل شده به روش Fuzzy-AHP ------------------------ ۱۵۳
جدول (۴-۱۴): مقادیر حداقل و حداکثر توابع برآورد بدست آمده با روشAHP -Fuzzy پس از تلفیق به روش دمپستر-شیفر-- ۱۵۷
جدول (۴-۱۵): وزن بدست آمده برای کلاس های مربوط به هر لایه به همراه تعداد نرون های لایه های پنهان--- ۱۵۸
جدول (۴-۱۶): وزن نهایی بدست آمده با استفاده از تلفیق روش داده-محور شبکه عصبی و دانش-محور AHP (تلفیق اوزان با استفاده از روش AHP-Group) ----------------------------- ۱۶۰
جدول (۴-۱۷): وزن نهایی بدست آمده با استفاده از تلفیق روش داده-محور شبکه عصبی و دانش-محور Fuzzy-AHP (تلفیق اوزان با استفاده از روش AHP-Group) ---------------------- ۱۶۱
جدول (۴-۱۸): مقادیر توابع برآورد محاسبه شده به روش تلفیقی ANN-AHP ---------------- ۱۶۳

جدول (۴-۱۹): مقادیر توابع برآورد محاسبه شده به روش تلفیقی ANN-FuzzyAHP----------- ۱۶۶
جدول (۴-۲۰): مقادیر حداقل و حداکثر توابع برآورد بدست آمده با روش تلفیقی AHP -ANN پس از تلفیق به روش دمپستر-شیفر-- ۱۶۷
جدول (۴-۲۱): مقادیر حداقل و حداکثر توابع برآورد بدست آمده با روش تلفیقی FuzzyAHP -ANN پس از تلفیق به روش دمپستر-شیفر -- ۱۶۷
جدول (۵-۱): مقادیر همبستگی میان خروجی هر روش و نقشه اندیس های شناخته شده----- ۱۷۳
جدول (۵-۲): وزن تخصیص داده شده به هر لایه --- ۱۷۴
جدول (۵-۳): همبستگی میان نتایج حاصل از روش های هم پوشانی شاخص و دمپستر-شیفر با لایه شناخته شده --- ۱۷۶

مقدمه و کلیات پژوهش

۱

۱-۱- مقدمه

یکی از مهم‌ترین اقدامات در تصمیم‌گیری، مدل‌سازی و نشان دادن اطلاعات مبهم می‌باشد. وجود انواع مختلف اطلاعات در منابع تکنولوژی باعث می‌شود که ما از مدل‌های ریاضی برای مدل‌سازی دانش‌های مبهم استفاده کنیم. عدم‌قطعیت با جهان واقعیت آمیخته است و ارائه دقیق از واقعیت همیشه ممکن نیست. مدل‌سازی و تخمین گسترش کانی‌سازی به سبب حضور ابهامات در داده‌های اکتشافی نیز از این اصل مستثنی نیست. اجتناب از عدم‌قطعیت در مدل‌سازی داده‌های اکتشافی معمولاً مشکل بوده و ارائه میزان تقریبی آن در تصمیم‌گیری نهایی امری ضروری محسوب می‌گردد. ساختار دمپستر- شیفر روشی را فراهم می‌سازد که از طریق آن می‌توانیم متغیرهای مبهم را نشان دهیم. علاوه بر دانش‌های احتمالی، می‌توانیم دانش‌های احتمالی ناشی از بیان‌های زبان شناختی انسانی را نیز نشان دهیم [Yager & Naif, 2015]. این روش همچنین منجر به نشان دادن اطلاعات احتمالی و شرایطی که در آن‌ها فقط احتمال وجود دارد می‌شود.

۱-۲- تعریف مسئله

داده‌های اکتشافی می‌تواند ناقص، غیردقیق، مبهم و متناقض باشد. عدم توجه به این ابهامات می‌تواند سبب ایجاد نتایج نادرستی در مدل‌سازی این داده‌ها گردد؛ بنابراین به‌کارگیری روش‌هایی که میزان عدم قطعیت و خطا را ارائه دهد ضروری به نظر می‌رسد. عدم قطعیت در شرایطی که شناخت و آگاهی از حوادث آینده بسیار ناچیز است یا وجود ندارد و امکان تصمیم‌گیری صریح و دقیق در این شرایط کم است، پدید می‌آید. تئوری اعتقاد (دمپستر- شیفر یا توابع برآورد) روشی جدید برای تصمیم‌گیری است که تحت شرایط عدم قطعیت وقتی با داده‌های ناکافی، مبهم و نادقیق مواجه می‌شویم استفاده می‌شود. این تئوری (تئوری دمپستر- شیفر) چارچوبی ریاضی برای توصیف داده‌های ناقص و ناکافی ارائه می‌دهد [Omrani et al., 2006].

در این تحقیق سعی بر آن است که با ارائه روشی ترکیبی از دو روش دانش‌محور و داده‌محورِ تئوری توابع برآورد، گزینه‌ای جهت تلفیق داده‌های اکتشافی به منظور مدل‌سازی پتانسیل معدنی معرفی

گردد که نقاط ضعف این دو روش را پوشش داده و از نقاط قوت هر یک از این دو روش نیز استفاده گردد. بی‌تردید این دو روش ایرادات و کاستی‌هایی دارند که استفاده از هر کدام از آن‌ها را در تمام پروژه‌های اکتشافی غیرممکن می‌سازد. این ایرادات ممکن است ناشی از متدولوژی و اصول تئوریک این روش‌ها باشد و یا از عدم انطباق کامل آن‌ها با روش‌ها و داده‌های اکتشافی موجب شده باشد.

واژه دانش‌محور اشاره به ارزیابی کیفی یا وزن دادن به شواهد براساس مقایسه و قضاوت کارشناسی می باشد. تخمین وزن هر نقشه‌ی شاهد و همچنین تخمین امتیاز و ارزش هر الگو (کلاس) از هر نقشه‌ی شاهد براساس قضاوت کارشناسی و تخصصی روی همراهی فضایی بین ذخایر مورد جستجو و هر مجموعه از منظرهای زمین‌شناسی شاخص (نشانه و راهنما) صورت می‌گیرد. تجربه‌ای که در روش دانش‌محور تهیه مدل پتانسیل معدنی استفاده می‌شود، از طریق عملیات و مشاهدات صحرایی اکتشاف مواد معدنی و همچنین از طریق تجربه‌های کاربرد روش‌های مختلف تحلیل و وابستگی فضایی بین منظرها و الگوهای زمین‌شناسی مشخص، با پراکندگی ذخایر شناخته شده مشابه مواد معدنی مورد جستجو، به‌دست می‌آید. ضعف مدل‌سازی با استفاده از این روش این است که در فرایند وزن‌دهی‌های کارشناسی نظر کارشناس به‌طور کامل دخالت داده می‌شود و این دخالت ممکن است با اشتباه و قضاوت نادرست همراه گردد. بعلاوه از آنجا که فرایند مدل‌سازی عملیاتی برای بهینه‌سازی اکتشاف می‌باشد که به‌منظور دست‌یابی به آن، لازم است تا با اعداد و ارقام دقیق سر و کار داشته باشیم؛ لذا فرایند کمّی‌سازی در روش دانش‌محور که با استفاده از دانش و تجربه کارشناس صورت می‌پذیرد، ممکن است چندان دقیق نباشد و خطا بروز دهد.

روش‌های داده‌محور مدل‌سازی پتانسیل معدنی در مناطقی که عملیات اکتشافی و مطالعات قبلی در حد متوسط تا خوب انجام گرفته است، مناسب می‌باشند. این روش در مقایسه با روش دانش‌محور دقت بالاتری دارد، امّا برای بهره‌مندی از این روش الزاماً بایستی در منطقه مورد مطالعه، اندیس‌های معدنی به تعداد قابل‌قبولی وجود داشته باشد و یا مطالعات اکتشافی مناسبی در منطقه صورت گرفته باشد و از آنجا که مدل‌سازی‌ها عمدتاً در مراحل اولیه اکتشاف صورت می‌پذیرد؛ لذا عمدتاً وجود چنین شرایطی

میسر و مقدور نمی‌باشد. از این رو استفاده از روش‌های جدید برای تلفیق داده‌ها و مدل‌سازی پتانسیل معدنی مفید به نظر می‌رسد و موجب پوشش نقاط ضعف و کاستی‌های روش‌های موجود خواهد شد. در بررسی مطالعات پیشین مشاهده گردید مطالعه‌ای وجود ندارد که در آن از تلفیق و ترکیب این دو روش، یعنی روش‌های دانش‌محور و داده‌محور توابع برآورد بمنظور مدل‌سازی پتانسیل معدنی و حتّی بصورت کلی‌تر برای مدل‌سازی اکتشافی استفاده شده باشد.

۱-۳- ضرورت تحقیق

روش توابع برآورد (بصورت دانش‌محور و داده‌محور) نسبت به سایر روش‌های مدل‌سازی نقاط ضعف آن‌ها را ندارد. ضعف روش‌های همپوشانی دو یا چند کلاسه در نحوه نمایش شواهد فضایی و تخصیص وزن‌ها می‌باشد و از نقاط ضعف در سیستم‌های فازی را می‌توان در نظر گرفتن وزن واحد برای نقشه‌های شاهد مختلف دانست. ضعف عمده در این روش‌ها که بطور کلی در روش توابع برآورد دیده نمی‌شود، عدم در نظر گرفتن و دخالت دادن مستقیم میزان عدم قطعیت شواهد فضایی است. بطور مثال در منطق فازی هیچ روش واحد و صحیحی برای تخصیص وزن‌های فازی به محل‌هایی از ناحیه مورد مطالعه که داده کافی در آن وجود ندارد، ارائه نشده است. البته در بسیاری از مطالعات اکتشافی به این محل‌ها وزن بسیار پایین یا صفر تخصیص داده می‌شود که می‌تواند نتایج غیرواقعی تولید نماید [Carranza, 2008].

تئوری دمپستر- شیفر بخاطر انعطاف‌پذیری نسبی آن همواره مورد توجه محققین قرار گرفته است. این تئوری به دانش و استدلال ذهن بشری نزدیک بوده و روش دقیقی برای تخمین کمّی عدم آگاهی می‌باشد؛ لذا در بسیاری از مسائل مدل‌سازی معدنی می‌تواند روشی راهگشا باشد. این روش به دو صورت دانش‌محور و داده‌محور بطور جداگانه توسط محققین مختلفی آزمایش شده است. اما با توجه به وجود کاستی‌ها و ضعف‌های هر یک از این دو روش، ضرورت ارائه روشی ترکیبی از این دو روش احساس می‌شود که با کمک آن نقاط ضعف روش‌های پیشین پوشش داده شود.

در این تحقیق سعی بر آن است که با ارائه روشی ترکیبی از دو روش دانش‌محور و داده‌محورِ تئوری توابع برآورد، گزینه‌ای جهت تلفیق داده‌های اکتشافی به منظور مدل‌سازی پتانسیل معدنی معرفی گردد. این ایرادات ممکن است ناشی از متدولوژی و اصول تئوریک این روش‌ها باشد و یا از عدم انطباق کامل آن‌ها با روش‌ها و داده‌های اکتشافی موجب شده باشد.

ضعف مدل‌سازی با استفاده از روش دانش‌محور این است که در فرایند وزن‌دهی‌های کارشناسی نظر کارشناس به‌طور کامل دخالت داده می‌شود و این دخالت ممکن است با اشتباه و قضاوت نادرست همراه گردد. همچنین با توجه به لزوم سر و کار داشتن با اعداد و ارقام در فرایند مدل‌سازی و اینکه کمّی-سازی در روش دانش‌محور با استفاده از دانش و تجربه کارشناس صورت می‌پذیرد، ممکن است مدل-سازی را با خطا روبرو سازد. روش‌های داده‌محور مدل‌سازی پتانسیل معدنی در مناطقی که عملیات اکتشافی و مطالعات قبلی در حد متوسط تا خوب انجام گرفته است، مناسب می‌باشند. این روش در مقایسه با روش دانش‌محور دقت بالاتری دارد اما برای بهره‌مندی از این روش الزاماً بایستی در منطقه مورد مطالعه، اندیس‌های معدنی به تعداد قابل‌قبولی وجود داشته باشد و یا مطالعات اکتشافی مناسبی در منطقه صورت گرفته باشد و از آنجا که مدل‌سازی‌های اولیه عمدتاً در مراحل نخستین اکتشاف صورت می‌پذیرد؛ لذا عمدتاً وجود چنین شرایطی میسر و مقدور نمی‌باشد. ضمن اینکه استفاده از یک روش خاص برای هر کانسار با هر نوع ژنز و تیپ کانساری نمی‌تواند درست باشد؛ از این رو استفاده از روش‌های جدید و ترکیبی برای تلفیق داده‌ها و مدل‌سازی پتانسیل معدنی مفید و ضروری به نظر می-رسد و موجب پوشش نقاط ضعف و کاستی‌های روش‌های موجود خواهد شد.

۱-۴- سوالات تحقیق

پرسش اصلی که در این پیشنهادنامه به آن پاسخ داده شده این است که "چرا نیاز به استفاده از روش-های جدید در مدل‌سازی پتانسیل معدنی وجود دارد؟" اما در تحقیق اصلی بایستی به سوالات مهم زیر پاسخ داده شود:

- ✓ چرا باید از روش ترکیبی دانش‌محور و داده‌محور توابع برآورد در مدل‌سازی پتانسیل معدنی استفاده گردد؟
- ✓ چگونه می‌توان دو روش داده‌محور و دانش‌محور توابع برآورد را جهت تلفیق داده‌های اکتشافی معدنی ترکیب نمود؟
- ✓ آیا امکان استفاده از داده‌های اکتشافی معدنی برای تلفیق به کمک روش پیشنهادی وجود دارد؟
- ✓ نتایج دو روش دانش‌محور و داده‌محور توابع برآورد (بصورت منفرد و جداگانه) در مدل‌سازی پتانسیل معدنی تا چه حد قابل قبول هستند و این نتایج تا چه حد مشابه هم هستند؟
- ✓ نتایج روش(های) پیشنهادی تا چه حد نسبت به روش‌های دانش‌محور و داده‌محور توابع برآورد (بصورت منفرد و جداگانه) بهبود پیدا کرده‌اند؟

۱-۵- هدف تحقیق

در تحقیق پیشنهادی تلاش خواهد شد برای اولین بار از ترکیب دو روش دانش‌محور و داده‌محور که در مدل‌سازی داده‌های اکتشافی از جمله ژئوفیزیک (گرانی سنجی و مغناطیس سنجی)، سنجش از دور و ... بصورت منفرد به کار گرفته شده‌اند، به‌منظور بهبود مدل‌سازی پتانسیل معدنی برای داده‌های محدوده سنگ آهن مرکزی ایران (منطقه بافق) استفاده گردد.

۱-۶- سوابق تحقیق

مدل‌های متداول تعیین پتانسیل ذخایر معدنی بر پایه سازوکار استنتاج در سه دسته روش‌های دانش‌محور (دانش- مبنا)، داده‌محور (داده- مبنا) و ترکیبی (هیبریدی) قرار می‌گیرند [علایی مقدم و همکاران، ۱۳۹۳]. در مدل‌های داده‌محور وزن‌ها با استفاده از روش‌های آماری و اندیس‌های معدنی موجود در منطقه محاسبه می‌شوند و در مناطقی که داده‌های آموزشی کافی وجود داشته باشد کاربرد دارند؛ در حالی‌که در مدل‌های دانش‌محور وزن‌ها با استفاده از دانش کارشناسی محاسبه می‌شوند و در مناطق شناخته نشده بیشتر کاربرد دارند.

روش‌های دانش‌محور مانند استفاده از نقشه‌های شاهد دو یا چند تایی (چند کلاسه) مثل منطق بولین [Abedi et al., 2012; Abedi & Norouzi, 2012]، روش همپوشانی شاخص یا همپوشانی شاخص وزن‌دار [Thiart & De Wit, 2000; Harris et al., 2001; Chico-Olmo et al., 2002; Billa et al., 2004]، منطق فازی [Karimi et al., 2008; An et al., 1991]، روش تخمین میزان اعتبار شواهد[1] [Moon, 1990; An et al., 1992 & 1994] و گربه وحشی[2] [Carranza & Hale, 2002; Carranza, 2010] بر پایه نقطه نظرات کارشناسی در مورد اهمیت نقشه‌های فاکتور در فرایند تهیه نقشه پتانسیل معدنی گسترش یافته‌اند. در برابر آن، روش‌های داده‌محور مانند شبکه عصبی [Porwal et al., 2003]، روش تخمین میزان اعتبار شواهد (توابع برآورد) [Carranza & Carranza et al., 2005]، رگرسیون لجستیکی [Agterberg et al., 2008; Carter, 1999]، وزن‌های نشانگر [Bonham-Carter et al., 1989; Porwal et al., 2010; Ozdemir, 2011; Lee et al., 2012; Pourtaghi & Pourghasemi, 2014] و ماشین برداری پشتیبان[3] [Zuo & Carranza, 2011] بر پایه رابطه مکانی موجود میان فاکتورهای تهیه نقشه پتانسیل معدنی و ذخایر شناخته شده در منطقه به‌دست می‌آیند. برخی از پژوهشگران روش‌هایی به کاربرده‌اند که ترکیبی از مدل داده‌محور و دانش‌محور است. شبکه عصبی-فازی [Porwal et al., 2004]، وزن‌های نشانگر فازی [Porwal et al., 2006; Cheng & Agterberg, 1999] و روش ترکیبی ارزیابی جامع فازی چندسطحی و تحلیل رابطه فازی نامتقارن[4] [Zuo et al., 2009] نمونه‌هایی از این روش‌ها هستند.

فرموله کردن شرایط عدم قطعیت از سال ۱۹۶۰ با کارهای پرفسور زاده در تئوری منطق فازی و در سال ۱۹۶۸ به‌وسیله Dempster با تئوری تابع برآورد (Belief Function) آغاز گردیده است. تئوری Dempster-Shafer بر طبق نظر Bonham-Carter یکی از روش‌های متکی بر دانش است که جهت تلفیق داده‌های اکتشافی در محیط سیستم اطلاعات جغرافیایی مورد استفاده قرار می‌گیرد. این روش نسبت به روش منطق فازی که روش مرسوم‌تر در تلفیق داده‌های اکتشافی است دارای یک مزیت عمده است

[1] Evidential Belief Function (EBF)
[2] Wild Cat
[3] Support Vector Machine
[4] Multilevel Fuzzy Comprehensive Evaluation

و آن این که به کارشناس اجازه می‌دهد تا خطای احتمالی در تخمین یا (Uncertainty) را به سبب تفاوت بین تخمین محتاطانه (Belief) و تخمین خوش‌بینانه (Plausibility) را جهت اطمینان بیشتر ارائه نماید.

گفتنی است که امروزه پیاده‌سازی روش‌های نگاشت ذخایر معدنی، چه داده‌محور و چه دانش‌محور در محیط سامانه اطلاعات جغرافیایی (GIS[1]) صورت می‌گیرد [Carranza, 2008; Carranza, 2010]، زیرا این سامانه امکان دریافت، ذخیره، بازیابی، بهنگام سازی، نمایش، پردازش و تجزیه و تحلیل داده‌های گوناگون و حجیم مکان‌مرجع مرتبط با فعالیت‌های اکتشاف معدن را فراهم می‌آورد. سیستم اطلاعات جغرافیایی یک سیستم کامپیوتری برای مدیریت و تجزیه و تحلیل اطلاعات مکانی بوده که قابلیت جمع‌آوری، ذخیره، تجزیه و تحلیل و نمایش اطلاعات مکان مرجع را دارد. هدف نهایی یک سیستم اطلاعات جغرافیایی، پشتیبانی برای تصمیم گیری‌های پایه‌گذاری شده بر پایه داده‌های مکانی است و عملکرد اساسی آن به‌دست آوردن اطلاعاتی است که از ترکیب لایه‌های متفاوت داده‌ها با روش‌های مختلف و با دیدگاه‌های گوناگون به دست می‌آیند [Malczewski, 1999].

در سال‌های اخیر با پیشرفت‌های ایجاد شده در فناوری سیستم‌های اطلاعات جغرافیایی (GIS) روش‌های مختلفی برای مدل‌سازی فضایی داده‌ها نیز ارائه شده است. در مدل‌سازی پتانسیل معدنی در شرایطی که در منطقه مورد مطالعه تعداد اندیس‌های شناخته شده کم بوده و یا هیچ اندیس شناخته شده‌ای وجود ندارد، از روش‌های دانش‌محور استفاده می‌شود. از میان روش‌های دانش‌محور، مدل‌سازی به روش توابع برآورد روشی نسبتاً بروزتر می‌باشد و از آن در تحقیقات گوناگونی جهت مدل‌سازی بهره گرفته شده است.

مثال‌هایی از مدل‌سازی پتانسیل معدنی با کاربرد دانش‌محور روش توابع برآورد توسط [Moon, 1990, 1993; Chung & Moon, 1991; Moon et al., 1991; Chung & Fabbri, 1993; Wright & Bonham-Carter, 1996; Likkason et al., 1997; Carranza, 2002; Tangestani & Moore, 2002; Rogge et al., 2006; Manap et al., 2013] ارائه شده است. در حوزه اکتشافات ذخائر هیدروکربوری نیز از این روش

[1] Geographic Information System

استفاده و نتایج آن مطلوب گزارش شده است [Aminzadeh & Simaaned, 1991; Aminzadeh, 1994; Nikravesh & Aminzadeh, 2001]. روش EBF در ترسیم نقشه پتانسیل آب زیرزمینی نیز دارای عملکرد خیلی خوبی می‌باشد. پور تقی و پورقاسمی [Pourtaghi & Pourghasemi, 2014] از مدل تابع شواهد قطعی (EBF) و GIS برای تهیه نقشه پتانسیل آب زیرزمینی استفاده کردند. دوازده فاکتور مؤثر بر پتانسیل منابع آب زیرزمینی از جمله ارتفاع، جهت شیب، درجه شیب، طول شیب، شاخص رطوبت، توپوگرافی، انحنای زمین، کاربری اراضی، سنگ شناسی، فاصله از رودخانه، تراکم زهکشی، فاصله از گسل و تراکم گسل از پایگاه داده های مکانی استخراج شدند و برای تهیه نقشه نهایی پتانسیل آب زیرزمینی منطقه مورد مطالعه استفاده شدند. سپس نقشه پتانسل آب زیرزمینی با استفاده از مدل EBF در محیط ArcGIS ساخته شد. در پایان برای ارزیابی دقت نقشه پتانسیل آب زیرزمینی منحنی ROC رسم گردید و مساحت زیر منحنی (AUC) برای تعیین عملکرد مدل محاسبه گردید. نتایج نشان داد مساحت زیر منحنی برای مدل تابع شواهد قطعی ۸۲ درصد می‌باشد و این مدل در تهیه نقشه پتانسیل آب زیرزمینی منطقه مورد مطالعه دارای عملکرد خیلی خوبی بوده است. در عمل پارامترهای تخمین زده شده در روش توابع برآورد، در جدول خصوصیات همراه با نقشه‌های شاهد داده‌های فضایی مورد استفاده در مدل‌سازی پتانسیل معدنی وارد می‌شوند. تخمین Bel شبیه تخمین امتیاز الگوهای شاهد مختلف در نقشه‌های چند کلاسه و همچنین تعیین امتیاز توابع عضویت فازی می‌باشد.

در یکی از تحقیقات در ایران نیز پژوهشگر با استفاده از روش توابع برآورد بصورت دانش‌محور به اکتشاف زون‌های پرعیار مس پرداخته است. در این تحقیق، تلفیقِ شواهد اکتشافی در ابتدا در مقیاس ناحیه‌ای و سپس در مقیاس محلی در محدوده مورد بررسی انجام گرفته است. داده‌های اکتشافی در مقیاس ناحیه‌ای شامل مغناطیس هوابرد، تصاویر ماهواره‌ای اَستِر[1]، نمونه‌های ژئوشیمیِ رسوبات آبراهه‌ای و نقشه زمین‌شناسی بوده و در مقیاس محلی شامل داده‌های ژئوفیزیکی، داده‌های زمین-

[1] Aster

شناسی و عیارسنجی گمانه‌های اکتشافی حفر شده در محدوده بوده است. برای مقایسه نتایج تلفیق لایه‌ها به روش دمپستر- شیفر، از روش منطق فازی نیز استفاده و نتایج بدست آمده با هم مقایسه شدند. پس از صحت‌سنجی، نتایج حاکی از تطابق با واقعیت تا حد مطلوبی بوده است [ساغری‌دوز، ۱۳۹۳]. فرزامیان و همکاران نیز پیش از این از همین روش جهت ارائه میزان عدم‌قطعیت در پتانسیل-یابی کانسارهای سرب و روی در ایران استفاده کردند و عنوان نمودند این روش می‌تواند به عنوان ابزاری مناسب در ارائه میزان عدم قطعیت در مدل‌سازی داده‌های اکتشافی عمل نماید [فرزامیان و همکاران، ۱۳۸۷].

روش دانش‌محور در مناطقی که کار کار اکتشافی کمتری در منطقه صورت گرفته برای مدل‌سازی پتانسیل معدنی مناسب است، ولی روش داده‌محور در مناطقی که کار اکتشافی در حد متوسط یا خوب صورت گرفته و چندین اندیس شناخته شده از نوع مورد جستجو وجود دارد، قابل استفاده است [یوسفی و کامکارروحانی، ۱۳۸۹]. پژوهشگران از روش توابع برآورد به‌صورت داده‌محور نیز در تحقیقات خود بهره برده‌اند. چانگ و فابری در سال ۱۹۹۳ و آن و همکاران در سال ۱۹۹۴ نمونه ایی از این تحقیقات می باشند [Chung & Fubbri, 1993; An et al., 1994]. از تحقیقات دیگر به این روش می‌توان به تحقیقات صورت گرفته توسط کارانزا اشاره نمود [Carranza, 2002; Carranza & Hale, 2003; Carranza et al., 2005, 2008a, 2008b, 2008c; Carranza & Sadeghi, 2010]. بطور نمونه در تحقیق کارانزا و همکاران (۲۰۰۵) که در کشور زامبیا صورت گرفت، محققین از روش دمپستر- شیفر بصورت داده‌محور استفاده نمودند. در این مطالعه از نقشه‌های زمین‌ساختاری، واحدهای سنگی، زون‌های برشی و نقشه‌های نسبت اورانیوم به توریوم، اورانیوم به پتاسیم و توریوم به پتاسیم استفاده و توسط این روش در دسته‌های مختلف، کلاسه‌بندی شدند. نتایج نهایی این مطالعه موید قدرت این روش می‌باشد [Carranza et al., 2005] و یا در تحقیق دیگری از کارانزا و صادقی (۲۰۱۰) که بر روی ذخیره‌ای ماسیو سولفید (VMS) صورت گرفت، از تئوری دمپستر- شیفر جهت تلفیق و به نقشه درآوردن پتانسیل معدنی استفاده شد. آنها از داده‌های موجود در ۶۹ ذخیره VMS منطقه مورد مطالعه‌شان به همراه

نتایج مطالعات ژئوشیمیایی و همچنین نتایج مطالعات گرانی‌سنجی و مغناطیس‌سنجی استفاده نمودند. محققین در این پژوهش، لایه‌های زمین‌شناسی، زمین‌ساختاری، ژئوشیمی و ژئوفیزیکی را به روش EBF جداگانه تهیه نمودند. در نقشه تولیدی نهایی حدود ۷۷ درصد از ذخائر موجود در دو کلاس بالایی قرار داشتند که این دو کلاس حدود ۶ درصد از کل ناحیه مورد بررسی را پوشش می‌دهد. این نتایج نیز به خوبی قدرت این روش را در مدل‌سازی پتانسیل معدنی نشان می‌دهد [Carranza & Sadeghi, 2010].

از این روش علاوه بر پتانسیل‌یابی‌های معدنی در مطالعات زلزله و لرزه‌خیزی نیز استفاده شده است. عمر و همکاران (۲۰۱۲) بصورت داده‌محور از روش EBF برای تلفیق چهارده لایه اطلاعاتی استفاده نمودند. آنها از داده‌های ۱۵۳ نقطه برای آموزش و از ۶۷ نقطه برای اعتبارسنجی نتایج نقشه‌ی تولیدی پتانسیل لرزه‌خیزی در منطقه مورد مطالعه خود در مالزی بهره بردند و نتایج را مطلوب بیان نمودند [Omar et al., 2012]. از تحقیقات مشابه به تحقیق پارک در سال ۲۰۱۰ نیز می‌توان اشاره نمود که در آن از تئوری دمپستر- شیفر بصورت داده‌محور استفاده شده است [Park, 2010, 2011].

در تحقیق نامپک و همکاران (۲۰۱۴) که بر روی پتانسیل‌یابی منابع آب زیرزمینی و در مالزی صورت گرفت، از روش رگرسیون لجستیکی و دمپستر- شیفر برای تلفیق لایه‌های اطلاعاتی چاه‌های آب منطقه، شیب، ارتفاع، توپوگرافی، چگالی آبراهه‌ها، سنگ‌شناسی، چگالی خطواره‌ها، کاربری زمین، پوشش گیاهی، بارش و جنس خاک استفاده گردید. در نهایت نقشه تولیدی با اطلاعات ۳۰ درصد از چاه‌های شناخته شده در منطقه اعتبارسنجی شد. نقشه تولیدی به روش EBF حدود ۸۳ درصد و نقشه تولیدی به روش LR (رگرسیون لجستیکی) حدود ۸۲ درصد اعتبار را نشان دادند [Nampak et al., 2014].

چن و همکاران در سال ۲۰۱۵ به ارائه یک الگو برای مدل‌سازی داده‌محور با استفاده از این روش پرداختند. آنها در این تحقیق برای تشخیص محل نشت در خط لوله آب از این الگو استفاده نمودند و نتایج آن را مثبت ارزیابی و اعلام نمودند [Chen et al., 2015].

محققین دیگری نیز از تخمین داده‌محور توابع برآورد در مطالعاتشان در پتانسیل‌یابی منابع آب زیرزمینی و پتانسیل‌یابی خطر زمین‌لغزش استفاده نمودند که آنها نیز نتایج مطلوبی برای آن بیان نمودند [Malpica et al., 2007; Pourghasemi et al., 2012; Mohammady et al., 2012; Pourghasemi et al., 2013; Mogaji et al., 2014; Pourghasemi & Beheshtirad, 2014; Pourtaghi & Pourghasemi, 2014; Shahbazi et al., 2014; Azimpoor & Vahabzade, 2015; Porwal & Carranza, 2015; Neshat & Pradhan, 2015; Ghorbaninejad et al., 2016; Rahmati et al., 2016; Rahmati & Melesse, 2016; Naghibi & Dashtpagerdi, 2016].

۱-۷- جنبه جدید و نوآور بودن

در بررسی‌های مطالعات پیشین، مشاهده گردید هیچ یک از محققین تاکنون از ترکیب دو روش دانش‌محور و داده‌محور توابع برآورد برای مدل‌سازی پتانسیل معدنی استفاده نکرده‌اند. وجود ضعف‌ها و کاستی‌ها در هر یک از این روش‌ها موجب گردید تا پیشنهاد انجام این تحقیق بر اساس تلفیق و ترکیب این دو روش شکل گیرد. بدین ترتیب با ارائه یک روش جدید ترکیبی، نتایجِ تلفیق داده‌های اکتشافی بمنظور مدل‌سازی پتانسیل معدنی بهبود خواهد یافت.

۱-۸- فرضیات تحقیق

در تحقیق پیشنهادی فرض بر این است که داده‌های مصنوعی تولیدی به درستی برداشت شده‌اند و در حداقل مقدار نویز قرار دارند.

۱-۹- محدوده مورد بررسی

محدوده مورد مطالعه جهت بررسی روابط و روش‌های پیشنهادی آنومالی سنگ آهن مرکزی ایران واقع در استان یزد می‌باشد. این محدوده در سازندهای پره کامبرین ایران مرکزی قرار دارد. سنگ‌های در بر گیرنده کانسار مجموعه‌ای از سنگ‌های رسوبی، آتشفشانی، فیلیت، شیست‌های متبلور، مرمر و گنایس می‌باشد که در فرهنگ چینه‌شناسی ایران بعنوان سری مراد شناخته شده‌اند. این مجموعه تحت تاثیر دگرگونی مجاورتی، ناحیه‌ای و متاسوماتیسم قرار گرفته و باعث گردیده تنوع عظیمی از سنگ‌ها و کانی‌ها در اطراف این محدوده بوجود بیاید. این محدوده‌ی آهنی بیشتر از نوع مانیتیت-

هماتیت می‌باشد که بصورت توده‌ای و با روند شمالِ غرب، جنوبِ شرق تشکیل گردیده است و تعداد زیادی دایک کانسار و سازندهای اطراف را قطع نموده است.

کانسار چغارت یکی از کانسارهای نزدیک و شناخته و اکتشاف شده به این محدوده است. ذخیره زمین‌شناسی این کانسار بر اساس گزارشات اکتشاف تکمیلی دفتر طراحی معدن (۱۳۷۴) معادل ۲۰۷ میلیون تن بر آورد شده است. طبق آخرین طرح نهایی استخراجی، ذخیره قابل استخراج معادل ۱۷۷ میلیون تن می‌باشد. علاوه بر چغارت، معادن سنگ آهن سه چاهون X، سه چاهون XI، چاه گز و منگنز ناریگان در نزدیکی این محدوده واقع شده‌اند.

داده‌های اکتشافی موجود در این محدوده جهت بررسی در این تحقیق شامل داده‌های مغناطیس-سنجی، گرانی‌سنجی، زمین شناسی، زمین‌ساختاری، داده‌های ماهواره‌ای سنجش از دور (ETM و Aster) و داده‌های چاه‌های حفاری شده موجود در این منطقه می‌باشد که با همکاری شرکت معدنی کوشامعدن دریافت خواهد گردید.

۱-۱۰- روش انجام تحقیق

در بخش‌های قبلی معایب روش‌های معمول مدل‌سازی پتانسیل معدنی و مزایای استفاده از روش‌های پیشنهادی بیان گردید. در این بخش سعی بر آن است تا روش انجام تحقیق پیشنهادی بیان شده و موارد مهمی که در اجرای این روش‌ها باید به آن‌ها توجه نمود بررسی گردد.

همان‌طور که گفته شد، بخش اصلی مطالعه پیشنهادی بررسی امکان استفاده از ترکیب دو روش دانش‌محور و داده‌محور تئوری توابع برآورد جهت تلفیق داده‌های مختلف اکتشافی و مدل‌سازی پتانسیل معدنی خواهد بود. در این راه لازم است که روش‌های مذکور از لحاظ تئوری و روش‌شناسی و موارد استفاده پیشنهادی تطبیق داده شوند.

به این منظور در گام اول می‌بایست مبانی نظری دو روش دانش‌محور و داده‌محور توابع برآورد بررسی شده و با یکدیگر مقایسه گردند.

در گام دوم با استفاده از روش‌های زیر فرایند تلفیق داده‌ها تعریف می‌گردد:

- یک روش می‌تواند به این صورت باشد که نقشه‌های تولیدی توسط هر یک از این روش‌ها بصورت جداگانه به کمک یکی از روش‌های معمول تلفیق نقشه‌های پتانسیل مثل همپوشانی شاخص یا همپوشانی شاخص وزن‌دار و یا به کمک عملگرهای مختلف فازی ترکیب شوند و نتایج با داده های مشاهده ای (اعتبارسنجی) مقایسه گردد.
- روش دیگر می‌تواند بدین‌صورت باشد که در قسمت‌هایی از محدوده مورد بررسی که داده‌ها و اندیس‌های اکتشافی تا حد مناسبی وجود دارد، مدل‌سازی با کمک روش داده‌محور و در سایر قسمت‌ها از روش دانش‌محور استفاده شود و در نهایت نقشه برای کل محدوده استخراج گردد.
- روش دیگر می‌تواند استفاده از روابط مربوط به هر یک از روش‌های دانش‌محور و داده‌محور برای دیگری باشد. بدین‌صورت که بطور مثال برای هر منطقه معدنی، برای محاسبه عدم-قطعیت از تئوری یکی از روش‌ها و برای محاسبه اعتماد از روش دیگر استفاده شود و بدین ترتیب یک روش جدید ترکیبی (هیبریدی) توابع برآورد معرفی و ارائه گردد . این امر در محیط سیستم اطلاعات جغرافیایی انجام خواهد گرفت و در مواردی احتمالاً ناگزیر به کدنویسی با استفاده از نرم‌افزار متلب[1] نیز خواهیم بود.

در گام بعدی لازم است تا یک سری داده‌های مصنوعی جهت بررسی هر یک از روش‌های دانش‌محور و داده‌محور بصورت جداگانه و همچنین بررسی هر یک از روش‌های پیشنهادی فوق تولید گردد.

در گام چهارم لازم است تا بصورت عملی امکان استفاده از روش پیشنهادی جهت تلفیق داده‌های اکتشافی و مدل‌سازی پتانسیل معدنی، مورد بررسی قرار گیرد و به این منظور باید از مطالعات موردی در محدوده‌های اکتشافی واقعی که در این تحقیق داده‌های محدوده سنگ آهن مرکزی یزد می‌باشد، استفاده گردد. در این مرحله بایستی در صورت لزوم روش‌ها و روابط تعریف شده واسنجی (کالیبره) گردند.

در گام بعد برای سنجش میزان دقت و کارایی این روش‌ها و اعتبارسنجی نتایج حاصل از آن‌ها، نیاز به نمونه برداری‌های صحرایی و یا مقایسه نتایج حاصل با کانسارهای شناخته شده موجود در منطقه می-

---

[1] MATLAB

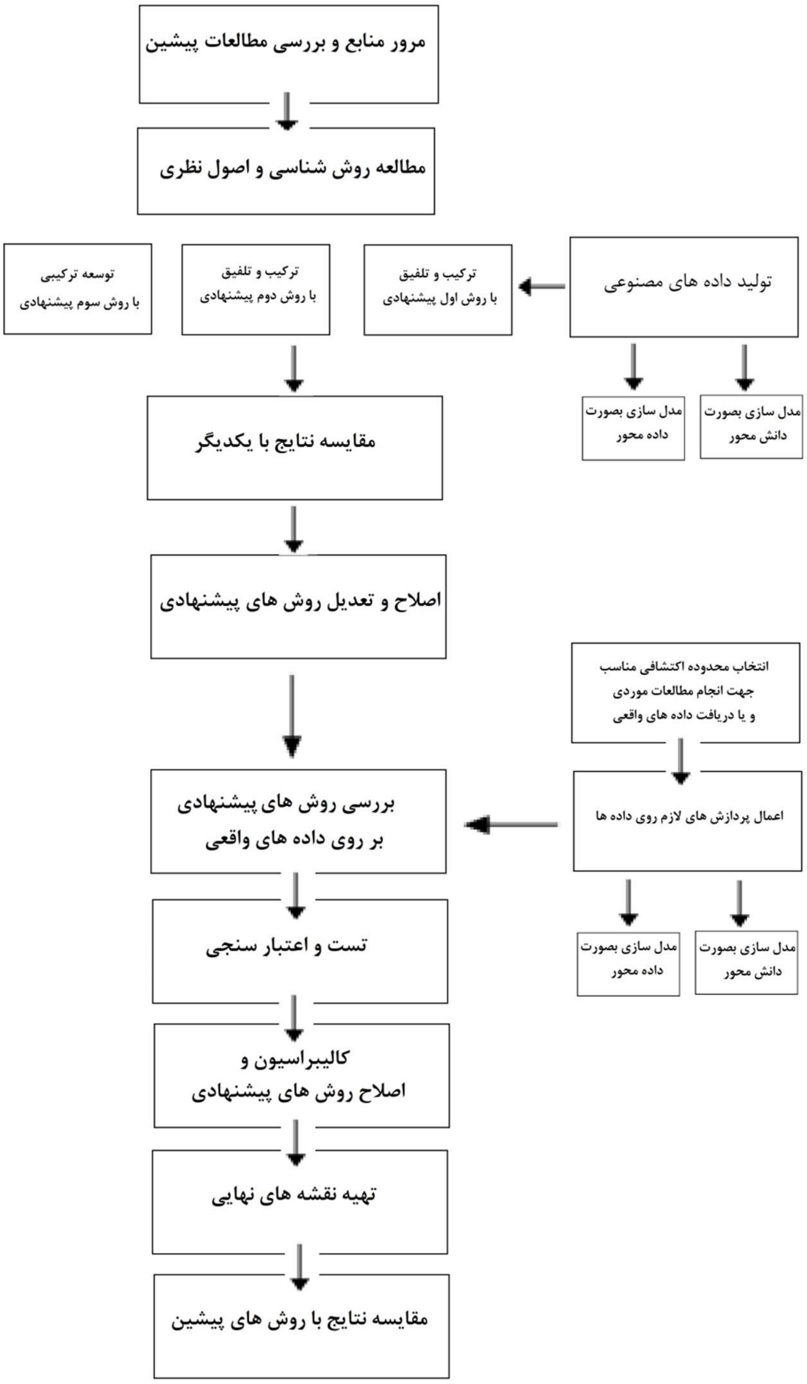
باشد که برای این منظور از داده‌های حفاری، چاه‌های اکتشافی و ترانشه‌های حفر شده‌ی موجود در محدوده استفاده خواهد شد و میزان اعتبار، صحت و دقت نتایج ارائه شده توسط روش‌های پیشنهادی بصورت کمّی و کیفی بررسی و تعیین خواهد گردید.

در نهایت، آخرین مرحله از تحقیق پیشنهادی، مقایسه نتایج حاصل از روش‌های پیشنهادی و هر یک از روش‌های دانش‌محور و داده‌محور توابع برآورد (بصورت منفرد و جداگانه) خواهد بود.

۱-۱۱- داده‌ها و ابزارهای مورد نیاز

همانند دیگر روش‌های مدل‌سازی پتانسیل معدنی، به‌کارگیری روش‌های پیشنهادی نیازمند استفاده از داده‌های مختلف اکتشافی برداشت شده در یک منطقه واحد می‌باشد. در این تحقیق از داده‌های آنومالی سنگ آهن مرکزی یزد از منطقه بافق برای بررس کارایی روش‌های پیشنهادی استفاده خواهد شد. همچنین ممکن است برای دست‌یابی به اطلاعات دقیق‌تر به نمونه‌برداری‌های صحرایی نیز نیاز باشد.

همچنین جهت پردازش داده‌ها و اِعمال دو روش داده‌محور و دانش‌محور بصورت منفرد و ترکیبی، نیاز به نرم افزارهای رایانه‌ای مناسب وجود دارد که در این تحقیق از نرم‌افزارهای ArcGIS و Matlab و در صورت لزوم از نرم‌افزارهای دیگر استفاده خواهد شد. به‌علاوه اگر داده‌های مختلف اکتشافی به‌کار گرفته شده در تحقیق، نیاز به پیش پردازش یا تجزیه و تحلیل داشته باشد، باید در هر مورد از نرم‌افزارهای مربوطه استفاده گردد. فلوچارت روش تحقیق بصورت شماتیک در شکل (۱-۱) نمایش داده شده است.



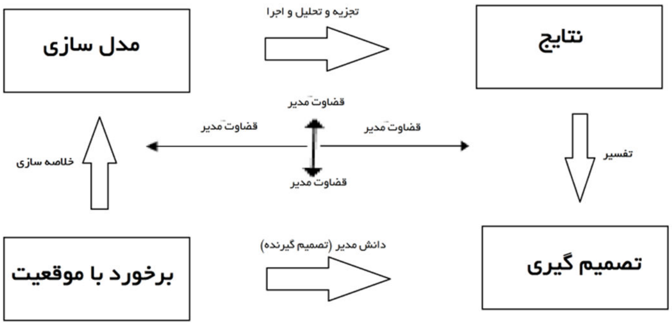
شکل (۱-۱): فلوچارت روش تحقیق

۲

مدل‌سازی به روش توابع برآورد (تخمین میزان اعتبار شواهد)

۲-۱- مدل و مدل‌سازی

مدل‌سازی فرآیندی است که منجر به تولید مدل می‌گردد. مدل خلاصه یک واقعیت است که جزئیات مهم در آن در نظر گرفته شده است. مدل در واقع یک واقعیت را ساده بیان می‌کند ولی این ساده کردن به حدی نیست که مسائل مهم حذف شوند. یعنی عواملی که تاثیر حیاتی دارند، در مدل در نظر گرفته می‌شوند [یوسفی و کامکارروحانی، ۱۳۸۹]. به طور خلاصه می‌توان گفت تمام مدل‌ها با دقت واقعیت را خلاصه کرده و جزئیات مهم را انتخاب می‌کنند. بنابراین واقعیت در یک محیط مصنوعی مدل شده و نتایج این مدل پس از اجرا و تحلیل در جهت تصمیم‌گیری بهتر، تفسیر می‌شود. شکل (۲-۱) فرآیند مدل‌سازی را به صورت ساده نشان می‌دهد.



شکل(۲-۱): فرایند مدل‌سازی [یوسفی و کامکارروحانی، ۱۳۸۹]

۲-۲- ریسک و عدم قطعیت در اکتشافات معدنی

ریسک در معنای عام به معنی تأثیر منفی ناشی از یک حادثه و در نظر گرفتن احتمال وقوع و اثر آن در فرآیندهای یک سیستم می‌باشد. در تعریفی ساده ریسک را می‌توان به صورت واژه‌های خطر، تغییر، عدم قطعیت، انحراف از مقدار پیش بینی شده، مبهم، نامعلوم، مطمئن نبودن و عدم ثبات که سد راه پیشرفت شده و باعث عدم موفقیت و یا حداقل تأخیر آن می‌گردد، تعریف نمود. ریسک از ناتوانی در دیدن آینده سرچشمه می‌گیرد و میزان و احتمال عدم قطعیت را در پارامترهای متغیر تأثیرگذار بر سیستم مدل شده، مشخص می‌کند [Aven, 2003]. شناخت ریسک و ارزیابی آن باعث

خواهد شد، تا تصمیم‌گیری‌ها بهتر و شرایط ایمن‌تر صورت گیرد. کنترل و کاهش ریسک به این معناست که همه مقادیر ممکن برای یک متغیر دارای عدم قطعیت را مشخص نموده و ارتباط بین مقادیر مختلف تعیین گردد. مدیریت ریسک، یک مسئله مهم و ضروری است که تصمیم‌گیری را تحت شرایط عدم قطعیت میسر می‌سازد. مدیریت ریسک، فرآیند تشخیص و ارزیابی ریسک و کاهش آن تا یک سطح قابل قبول می‌باشد. فرض، یک مدل با دو متغیر ورودی وجود دارد. اگر هیچ مقدار نامعلومی در این متغیرها نباشد، می‌توان یک مقدار ممکن را برای هر متغیر مشخص نمود و این دو مقدار می‌توانند به وسیله روابطی برای محاسبه نتایج ترکیب شوند. برای مثال، اگر متغیرهای ورودی معلوم شامل میزان درآمد و هزینه به ترتیب برابر ۱۰۰ و ۹۰ باشند، نتیجه شامل سود، برابر با مقدار ۱۰ خواهد بود که از رابطه هزینه– درآمد= سود، به دست می‌آید. حالت فوق تنها یک ترکیب از مقادیر متغیرهای ورودی است، زیرا فقط یک مقدار ممکن برای هر متغیر وجود دارد. حال وضعیتی در نظر گرفته می‌شود که هر دو متغیر، دارای مقادیر نامعلوم هستند. برای مثال تغییرات دو متغیر فوق به صورت درآمد برابر ۱۲۰ یا ۱۰۰ و هزینه برابر ۸۰ یا ۹۰ در نظر گرفته می‌شود. در این حالت دو مقدار احتمالی برای هر متغیر ورودی وجود دارد. بنابراین اگر همه ترکیبات ممکن از این مقادیر متغیر در محاسبه نتیجه یعنی سود، در نظر گرفته شوند، چهار ترکیب احتمالی (در واقع چهار ترکیب برای متغیرهای ورودی وجود خواهد داشت که هر ترکیب یک نتیجه را به دنبال دارد) برای سود به صورت ۱۰=۹۰-۱۰۰، ۲۰=۸۰-۱۰۰، ۳۰=۹۰-۱۲۰ و ۴۰=۸۰-۱۲۰ وجود خواهند داشت که از رابطه هزینه – درآمد = سود به‌دست آمده‌اند. بنابراین سود، یک مقدار متغیر غیرقطعی بین ۱۰ تا ۴۰ خواهد بود؛ زیرا به وسیله متغیرهای نامعلوم دیگری محاسبه شده است. این حالت در بسیاری از فعالیت‌های اقتصادی که دارای پارامترهای دارای عدم قطعیت می‌باشند اتفاق می‌افتد [یوسفی و غلامی، ۱۳۸۹]. در اکتشاف مواد معدنی و مدل‌سازی مناطق امیدبخش نیز با توجه به تنوع شرایط طبیعی حاکم بر سیستم‌های پیچیده زمین‌شناسی و فرآیندهای کنترل‌کننده کانی‌سازی، موارد غیرقطعی زیادی وجود دارد. بنابراین نمی‌توان به‌طور دقیق و قطعی، میزان مطلوب بودن یک منظر زمین‌شناسی را برای

کانی‌سازی بیان نمود و میزان اهمیت آن را نسبت به منظر دیگر مورد سنجش قرار داد. بنابراین با توجه به موارد فوق، فرآیند مدل‌سازی پتانسیل معدنی و معرفی مناطق امیدبخش، در فضای عدم-قطعیت صورت خواهد گرفت.

عدم قطعیت‌های موجود در مدل‌سازی پتانسیل معدنی و متغیرهای زمین‌شناسی را می‌توان به دو گروه تردیدها و ابهامات ناشی از تغییرپذیری طبیعی و عدم‌قطعیت‌های ناشی از نقص‌های مدیریتی و عدم انتخاب مناسب روش‌های اکتشافی تقسیم نمود [Bardossy and Fodor, 2004].

عدم یکنواختی و ناهمگنی، یک خصوصیت طبیعی و ذاتی فرآیندهای زمین‌شناسی است. اختصاصات و ویژگی‌های هر محیط و منظر زمین‌شناسی ممکن است بسته به نوع فرآیندهای حاکم بر آن، با سایر مناطق فرق داشته باشد و هرچه مقدار تغییرپذیری بیش‌تر باشد، میزان ابهام ارزیابی نیز بیشتر خواهد بود. ویژگی مهم منظرهای زمین‌شناسی این است که خصوصیات و تغییرات آن‌ها می‌تواند ساختاری یا غیرساختاری باشد. تغییرپذیری ساختاری، تغییرات زمانی و فاصله‌ای منظم را نشان می‌دهد که با استفاده ازروش‌های شناخته شده تجزیه و تحلیل توصیف می‌شوند. نمونه‌هایی از روندهای فاصله‌ای و ساختاری شامل تحولات ترکیبی تدریجی یک سنگ نسبت به بقیه، یا تکرار چرخه‌ای خصوصیات رسوبی در لایه‌های متوالی است. از طرف دیگر، تغییرپذیری غیرساختاری ممکن است در یک منظر زمین‌شناسی به طور غیرمنتظره ایجاد گردد و موقعیت، فاصله یا حجم و بزرگی آن‌ها نمی‌تواند به درستی پیش‌بینی شود. هرچه میزان تغییرات غیرساختاری بیش‌تر باشد، تردید هم بالاتر است [یوسفی و کامکارروحانی، ۱۳۸۹].

عدم قطعیت‌های موجود در قسمت نقص‌های مدیریتی عموماً در شرایط ناکافی بودن اطلاعات در هریک از مراحل بررسی‌های زمین‌شناسی به وجود می‌آیند و بسیار متغیر هستند. این عدم قطعیت‌ها را می‌توان ناشی از عواملی نظیر فقدان نمونه‌برداری معرف، عدم کاربرد روش‌های مناسب مدل‌سازی ریاضی و محدودیت‌های مالی، زمانی و غیره دانست. در موارد بسیاری ویژگی‌های زمین‌شناسی قابل اندازه‌گیری نیستند، بلکه تنها قابل مشاهده بوده و می‌توان آن‌ها را توصیف نمود. این خصوصیاتِ

غیرقابل اندازه‌گیری را متغیرهای کیفی می‌نامند که در مدل‌سازی پتانسیل معدنی، این متغیرهای کیفی عموماً باید به داده‌های کمی تبدیل شوند. در مواردی نیز عدم‌قطعیت در اثر به تصویر کشیدن اشتباه و نادرست فرآیندها و محیط‌های زمین‌شناسی به وجود می‌آید. به عنوان مثال وقتی در مراحل اولیه اکتشاف، هدف شناسایی و تعیین مناطق امید بخش است، عموماً ازنقشه‌های زمین‌شناسی کوچک‌مقیاس استفاده می‌شود که طبیعتاً با توجه به مقیاس، در موارد بسیاری دارای خطا بوده و ممکن است بسیاری از واحدهای سنگ‌شناسی با گسترش کم و تغییرات محلی برداشت نشود. این مورد در برداشت‌های ژئوشیمیایی، ژئوفیزیکی و سایر روش‌های اکتشافی و همچنین تعیین منشأ و ترکیب کانی‌شناسی، بافت و ... نیز به همین صورت است. انواع دیگر تردیدهای ناشی از تصمیم‌گیری‌های بشری، محدودیت‌های دانش و اگاهی محققین و همچنین ساده‌سازی‌های تعمدی توسط پژوهشگر می‌باشند. میزان جزئیات مدل‌های زمین‌شناسی می‌تواند بسته به پیچیدگی سیستم زمین‌شناسیِ مطالعه شده و اهداف بررسی متفاوت باشد. البته باید توجه داشت که این مدل‌ها با افزایش مقدار جزئیات، پیچیده‌تر شده و میزان عدم‌قطعیت هم افزایش می‌یابد. علاوه بر موارد فوق، کافی نبودن چگالی اکتشافات، از منابع دیگر تردید در مدل‌ها می‌باشد [Bardossy and Fodor, 2004]. با توجه به تمام انواع عدم‌قطعیت‌های ذکر شده در فوق، پیدا کردن یک مدل ریاضی مناسب، کار ساده‌ای نیست. چون با توجه به تنوع شرایط طبیعی حاکم، نتایج مشابه نخواهد بود. انتخاب روش‌های مدل‌سازی ممکن است عدم‌قطعیت نتایج بررسی‌های زمین‌شناسی را کمتر یا بیشتر کند. عدم‌قطعیت بیشتر در مدل‌سازی‌های ریاضی بدین علت است که روابط میان متغیرهای موردمطالعه، شناخته شده نبوده یا به درستی مشخص نمی‌باشند. همچنین برخی از فرآیندهای زمین‌شناسی خیلی پیچیده هستند و مدل‌سازی ریاضی برای آنها تقریباً غیر ممکن می‌باشد [یوسفی و کامکارروحانی، ۱۳۸۹].

۲-۳- سیستم‌های اطلاعات جغرافیایی

سیستم اطلاعات جغرافیایی که از این پس در متن در برخی موارد از مخفف آن یعنی GIS استفاده خواهد شد، یک سیستم رایانه‌ای برای مدیریت داده‌های مکانی است. داده‌های مکانی داده‌هایی هستند که پارامترهایی از یک موقعیت خاص بر روی زمین را با مختصات خاص خود نشان می‌دهند. GIS توانایی جمع‌آوری، ذخیره‌سازی، بازیابی، مدیریت، پردازش، اصلاح، ترکیب، جستجو، تجزیه و تحلیل و نمایش داده‌های مکانی را دارد. بنابراین به منظور استفاده از قابلیت‌های GIS، داده‌هایی که به آن وارد می‌شوند، بایستی شامل اطلاعات مختصات یک پدیده همراه با خصیصه‌های مربوطه باشند. این سیستم متشکل از اجزای سخت‌افزار، بسته نرم‌افزاری متشکل از برنامه‌های رایانه‌ای مختلف، پایگاه داده و کاربران می‌باشد که دست‌یابی به یک سری عملیات ویژه را فراهم می‌آورد. GIS ابزارهایی را برای کار با نقشه‌ها، تصاویر رقومی، جداول و داده‌های مختلف فراهم می‌کند. توانایی برای پاسخ‌گویی به جستجوهای مکانی، GIS را از سیستم‌های دیگر متمایز می‌سازد. اختلاف GIS با نقشه را می‌توان چنین بیان نمود: نقشه با استفاده از علائم، اطلاعات مقایسه‌ای را در اختیار قرار می‌دهد و فقط بعضی از اطلاعات کمی را می‌توان از نقشه استخراج نمود، در حالی که GIS عوارض مکانی را به شکل عددی و رقمی ثبت می‌نماید. در یک نقشه، عوارض مختلف به صورت ترکیب شده قرار دارند در حالی که GIS این عوارض را به صورت جداگانه ذخیره‌سازی نموده و می‌تواند آن‌ها را به صورت جداگانه و یا ترکیبی نمایش دهد. نقشه، ثابت بوده و به‌هنگام‌سازی آن مشکل می‌باشد. در حالی که یک لایه داده‌ای GIS را به‌راحتی می‌توان بازسازی و اصلاح کرد. نقشه به خودیِ خود یک محصول نهایی می‌باشد، در حالی‌که محصول نهایی یک تحلیل در محیط GIS ممکن است نقشه و یا جداول اطلاعاتی باشد. GIS تحول چشم‌گیری در بسیاری از رشته‌های کاربردی پدید آورده است، زیرا اجازه پردازش و تجزیه و تحلیل لایه‌های مجزایی از داده‌های مکانی را فراهم نموده و همچنین دارای ابزارهایی برای مدل‌سازی و تجزیه و تحلیل لایه‌های مختلف می‌باشد. برای مثال، اکتشاف یک ذخیره معدنی مستلزم در نظر گرفتن و تأیید هم زمان چندین نوع داده مکانی (بررسی‌های اکتشافی با استفاده ازروش‌های

مختلف به صورت لایه‌های اطلاعاتی)، نظیر زمین‌شناسی، زمین‌شناسی ساختمانی، ویژگی‌های ژئوشیمیایی و ژئوفیزیکی، تصاویر ماهواره‌ای و همچنین کارهای اکتشافی انجام شده در گذشته است. به کمک GIS می‌توان ارتباط بین انواع اطلاعات را برقرار کرد و با استفاده از انطباق این داده‌ها و مدل‌سازی، بهترین تصمیم را اتخاذ نمود. در پروژه‌های GIS معمولاً دو سری داده‌های خاص مورد نیاز است. نوع اول، اطلاعات مکانی می‌باشند که برای ایجاد مدل‌های جغرافیایی ضروری بوده و شامل مشخصات مربوط به موقعیت پدیده‌های جغرافیایی، ویژگی‌های هندسی و نحوه ارتباط بین آنها می‌باشند. نوع دوم اطلاعات شامل ویژگی‌ها و خصوصیات توصیفی هستند که در ارتباط با اطلاعات مکانی می‌باشند. به هرحال جمع‌آوری داده‌ها و تشکیل پایگاه اطلاعاتی وقت‌گیرترین و پرهزینه ترین قسمت هر پروژه GIS می باشد [Bonham-Carter, 1994].

۲-۴- چگونگی نمایش داده‌های مکانی

همانطور که در بالا گفته شد، GIS اطلاعات را به دو صورت مورد استفاده و نمایش قرار می‌دهد. یکی با استفاده از علائم و اَشکال که در آنها مکان‌ها و شکل پدیده‌های جغرافیایی و نحوه ارتباطات فضایی مابین پدیده‌ها در اختیار قرار می‌گیرد. دیگری اطلاعات توصیفی هستند که مربوط به پدیده‌های مکانی بوده و در جداول ویژه‌ای تحت عنوان جدول خصوصیات ذخیره می‌گردند. معمولاً بین اطلاعات مندرج در جداول و عوارض موجود در لایه‌هایی که به صورت اَشکال وعلائم هستند، ارتباط منطقی و دقیقی وجود دارد. در محیط GIS هر دو نوع اطلاعات شامل اَشکال و داده‌های توصیفی مربوط به پدیده‌های واقعی، به صورت مشخصی ذخیره و به طور جداگانه نگهداری می‌شوند. قدرت سیستم GIS در نحوه برقراری ارتباط منطقی بین ساختارهای متفاوت و چگونگی بیان همبستگی‌های فضایی در بین داده‌های جغرافیایی می‌باشد [Bonham-Carter, 1994].

۲-۵- هدف GIS

هدف استفاده از GIS در واقع بهره‌گیری از قابلیت‌های گسترده آن و نیز استفاده از آن در تصمیم‌گیری بهتر می‌باشد. در ادامه در مورد هریک از قابلیت‌های GIS بحث خواهد شد.

۲-۵-۱- سازماندهی

درمواردی که حجم داده‌ها زیاد است به منظور تجزیه و تحلیل و استفاده از آن‌ها ضروریست که داده‌ها به نحو مناسبی ساماندهی شوند. جمع‌آوری مقدار زیادی داده برای استفاده به منظور هدفی خاص، اهمیت سازماندهی داده‌ها را آشکار می‌کند. داده‌ها ممکن است به روش‌های گوناگونی مرتب شوند اما اگر سازماندهی به گونه ای مناسب انجام نشود، اطلاعات مفید را نمی‌توان به آسانی به‌دست آورد. پارامتر اصلی در سازماندهی داده‌ها در GIS، موقعیت مکانی آن‌ها می‌باشد. مثلاً در اکتشافات ژئوشیمیایی اگر داده‌های حاصل از تجزیه نمونه‌ها در دست باشد، فقط می‌توان تا حدی روابط بین عناصر را به دست آورد، بدون این که بتوان این روابط را براساس موقعیت مکانی نمونه‌ها تحلیل نمود. بنابراین در دست داشتن موقعیت نمونه‌ها به منظور تفسیر و به دست آوردن روابط و الگوهای فضایی پراکندگی عناصر الزامی می‌باشد [Bonham-Carter, 1994].

۲-۵-۲- نمایش و به‌تصویر درآمدن

دریافت اطلاعات از طریق نیروی بینایی و چشم، توانایی درک روابط فضایی پیچیده را تسهیل می‌کند در حالی که همان اطلاعات اگر به‌صورت جدولی از اعداد ارائه گردند، ممکن است بسیار نامفهوم باشند. برای مثال، در شناسایی نحوه پراکندگی فضایی و تغییرات موجود در داده‌های حاصل از تجزیه شیمیایی نمونه‌ها در مطالعات ژئوشیمیایی رسوبات رودخانه‌ای، اگر فقط از داده‌های خام استفاده شود، بسیار مشکل است ولی اگر همین داده‌ها به صورت نمودارها یا نقشه‌های ژئوشیمیایی، ارائه شوند الگوهای فضایی خوبی نمایان می‌گردند. GIS از قابلیت‌های ترسیمی رایانه‌ها برای نمایش استفاده می‌کند. نمایش اطلاعات مکانی در GIS به کمک رنگ، نشانه‌ها و سایر علائم به صورت دوبُعدی و سه-بُعدی انجام می‌شود [Bonham-Carter, 1994].

۲-۵-۳- پرسش و پاسخ و جستجوی فضایی

سوال کردن درمحیط GIS شامل جستجو در بین داده‌ها و مدل‌ها به منظور دریافت پاسخ‌های موردنیاز می‌باشد. یکی ازامتیازات اصلی GIS توانایی درسوال نمودن از پایگاه‌های اطلاعاتی می‌باشد. به‌عنوان مثال پرسش و پاسخ، توانایی کشف یک اندیس معدنی ناشناخته را از طریق پیدا کردن خصوصیات (نوع و سایر ویژگی‌ها) اندیس‌های معدنی شناخته شده‌ی دیگر فراهم می‌سازد. به این منظور باید از قابلیت GIS برای پاسخ به دو سوال اساسی ۱- ویژگی‌های یک موقعیت خاص چیست؟ و ۲- درچه جاهایی این ویژگی‌ها وجود دارند؟ استفاده نمود. به کمک پاسخ به این دو سوال بسیاری از نرم‌افزارهای GIS به کاربر امکان می‌دهند تا یک جدول از ویژگی‌های انتخابی مربوط به یک موقعیت خاص (مثلاً اندیس‌های معدنی شناخته شده) را تهیه کند و یا همه موقعیت‌های روی یک نقشه را که در آن‌جا مجموعه ویژه‌ای از شرایط صدق می‌کند، جدا نماید [Bonham-Carter, 1994].

۲-۵-۴- ترکیب و تلفیق

ترکیب و تلفیق در محیط GIS به معنی هماهنگ نمودن داده‌های متفاوت از منابع مختلف است. اغلب داده‌هایی که در GIS مورد تجزیه و تحلیل قرار می‌گیرند، از منابع مختلف تهیه و در قالب‌های متفاوت ذخیره می‌شوند. در GIS امکاناتی فراهم آمده تا بتوان داده‌های متفاوتِ جمع‌آوری شده را با یکدیگر مقایسه و ترکیب نمود. به‌علاوه هنگامی که مجموعه‌ای از داده‌های مکانی از منابع گوناگون باهم آمیخته می‌شوند، درک و تفسیر پدیده‌های مکانی نیز میسر می‌گردد، در صورتی که وقتی این داده‌ها به صورت مجزا و جداگانه درنظر گرفته شوند، روابط فضایی بین آنها به آسانی آشکار نمی‌شوند. یکی از ویژگی‌های قدرتمند GIS توانایی ترکیب و تلفیق چندین نقشه به کمک عبارات جبری و ریاضی ساده یا پیچیده می‌باشد [Bonham-Carter, 1994].

۲-۵-۵- تجزیه و تحلیل

GIS توانایی تجزیه و تحلیل بر روی داده‌های مکانی را دارد. در محیط GIS، تجزیه و تحلیل شامل بررسی، اندازه‌گیری و محاسبات آماری بر روی داده‌ها و اطلاعات جمع‌آوری شده می‌باشد. در این

مرحله با شناخت روابط موجود بین داده‌های مکانی و پدیده‌های مربوطه، مدل‌های متنوعی ساخته می‌شوند که از آن‌ها می‌توان در بررسی و تحلیل پدیده‌های مکانی به نحو مطلوبی بهره برد [Bonham-Carter, 1994].

۲-۵-۶- پیش‌بینی

یکی از هدف‌های مطالعه به کمک GIS، پیش‌بینی و تصمیم‌گیری برمبنای آن است. پیش‌بینی عبارت از تشخیص و ردیابی با استفاده از الگوهای موجود در داده‌ها است. به‌عنوان مثال تعدادی از لایه‌های اطلاعاتی نشان‌دهنده‌ی اندیس‌های یک ماده معدنی می‌توانند به منظور پیش‌بینی مکان‌های احتمالی وقوع این اندیس، به صورت یک نقشه جدید برای مراحل بعدیِ اکتشاف مورد استفاده قرار گیرند. به‌طور کلی ابزارهای مدل‌سازی در GIS وسایلی را برای به‌کارگیری داده‌های مکانی به منظور تحلیل مسائل فراهم می‌آورند. در محیط GIS این امکان وجود دارد که با توجه به وجود همبستگی‌ها در بین متغیرها و عناصر مکانی، شرایط موجود، مدل‌سازی شده و سپس با استفاده از مدل‌های ساخته شده امکان تشخیص بهترین مکان برای منظور خاص، بررسی و پیش‌بینی شود. در این محیط این امکان نیز وجود دارد که با استفاده از روابط شناخته شده بتوان یک سری از شرایط خاص جغرافیایی را مدل‌سازی نمود. بهترین مثال در این زمینه، عبارت است از تشخیص مکانی خاص که در آن شرایط ویژه‌ای صدق کند [Bonham-Carter, 1994].

۲-۶- نحوه ذخیره و مدل‌سازی داده‌ها در GIS

در GIS دو روش کلی شبکه‌ای و برداری برای مدل‌سازی داده‌ها وجود دارد؛ در مدل شبکه‌ای عوارض به صورت یک شبکه دوبعدی و به صورت ماتریسی از سلول‌ها مدل می‌شوند و هر سلول دارای یک مقدار و یا ارزش می‌باشد ولی در مدل برداری عوارض براساس شکل هندسی که دارا می‌باشند به صورت نقطه، خط و چند ضلعی ذخیره و برای مدل‌سازی داده‌های فضایی استفاده می‌شوند. تلفیق نقشه‌های مختلف در مدل شبکه‌ای بسیار ساده بود ولی نیاز به حافظه زیاد دارد. اما در مدل‌های برداری تجزیه و تحلیل مشکل بوده و نیاز به حافظه کمتری دارد. نوع و ماهیت داده‌ها و هدف از

مدل‌سازی مهمترین دلایل انتخاب یک مدل می‌باشند. به‌علاوه هرکدام از مدل‌ها در شرایط خاصی ممکن است بتواند انعکاس مناسب‌تری از پدیده‌های مکانی داشته باشد. برای مثال، تصاویر ماهواره‌ای با مدل شبکه انطباق بهتری دارند. اما زمانی که هدف نمایش پدیده‌های خطی مانند گسل باشد، مدل برداری با دقت بیشتری می‌تواند مورد استفاده قرار گیرد. البته لازم به ذکر است که با استفاده از نرم‌افزارهای GIS می‌توان یک مدل را به مدل دیگر تبدیل نمود. با استفاده از این قابلیت می‌توان از نقاط قوت هر دو مدل برداری و شبکه‌ای استفاده کرد [Bonham-Carter, 1994].

۲-۷- کاربرد GIS در علوم زمین

امروزه GIS در بیشتر علوم به‌کار برده می‌شود. جستجو برای انواع منابع زمین‌شناسی، ارزیابی خطرات، مسائل زیست‌محیطی و بررسی برای یافتن محل مناسب به منظوری خاص که همگی نیاز به جمع-آوری داده‌های مکانی ازچندین منبع دارند، از کاربردهای GIS می‌باشند. برخی دیگر از کاربردهای GIS در علوم زمین به شرح زیر است [Bonham-Carter, 1994]:

۱- تهیه نقشه‌های حوادث و بلایای طبیعی، پایداری شیب‌ها، زمین لرزه‌ها، منطقه‌بندی خسارت زمین‌لرزه، فوران‌های آتشفشانی، خسارت ناشی از طغیان رودخانه‌ها و امواج غول‌پیکر، فرسایش ساحلی، خطرات آلودگی ناشی از فعالیت‌های معدنی یا صنعتی.

۲- انتخاب محل مناسب برای اجرای پروژه‌های مهندسی نظیر دفع مواد زائد، خط لوله، جاده و مسیر راه آهن، سدها، گسترش و توسعه ساختمان‌سازی

۳- ارزیابی منابع زمینی و زیرزمینی مانند آب، شن و ماسه‌سنگ ساختمانی، نفت خام، گاز طبیعی، زغال‌سنگ، انرژی زمین‌گرمایی و سایر منابع معدنی

۴- تحقیق و یافتن ارتباط میان داده‌های زیست‌محیطی و سایر داده‌ها

۵- بررسی‌های اکتشافی برای درک روابط فضایی میان داده‌های مختلف اطلاعاتی نظیر شناسایی آنومالی‌های ژئوفیزیکی همراه با ذخایر معدنی، تلفیق آنومالی‌های ژئوشیمایی با سایر داده‌های اکتشافی در یک منطقه و انطباق با وضعیت سنگ‌شناسی، تهیه مدل پتانسیل معدنی و معرفی بهترین مناطق امیدبخش و غیره [یوسفی و کامکارروحانی، ۱۳۸۹].

۲-۸- تهیه نقشه پتانسیل معدنی با استفاده از سیستم اطلاعات جغرافیایی

با استفاده از GIS می‌توان بهترین مناطقی را که از نظر داشتن خصوصیات لازم برای وجود کانی‌سازی مناسب می‌باشند، شناسایی نمود تا در مراحل بعدی و تفصیلی‌تر، عملیات اکتشافی بر روی آنها متمرکز گشته، در زمان و هزینه صرفه‌جویی شده و در ضمن از ریسک عملیات اکتشافی نیزکاسته شود. روش‌های مختلف اکتشافی وجود دارند که هر روش ممکن است تعدادی نواحی امیدبخش معرفی کند ولی به دلیل محدودیت مالی و زمانی فقط تعدادی از این مناطق به عنوان اولویت اکتشافی انتخاب می‌شوند. در نتیجه در انتخاب این مناطق باید حداکثر دقت درنظر گرفته شود. پس اگر به جای بررسی جداگانه هر روش اکتشافی، روش‌های مختلف در ارتباط با یکدیگر مورد بررسی قرار گیرند و خصوصیات روش‌های مختلف در یک چارچوب وابسته به هم تجزیه و تحلیل شوند، انتخاب بهترین نواحی برای تمرکز عملیات اکتشافی با دقت بیشتر و ریسک کمتر صورت خواهد گرفت [یوسفی و خالوکاکایی، ۱۳۸۵]. یکی از روش‌هایی که می‌توان به کمک آن بهترین مناطق مساعد را شناسایی نمود، استفاده از سیستم اطلاعات جغرافیایی و قابلیت‌های مربوطه، جهت بررسی و ترکیب اطلاعات و نقشه‌های مختلف به منظور جستجو و دست‌یابی به هدف می‌باشد. اکتشاف معدن یک فعالیت چند مرحله‌ای است که در مقیاس کوچک و در منطقه‌ای وسیع آغاز شده و سپس به مناطق کوچک و با مقیاس بزرگ تبدیل می‌شود و سرانجام پس ازاجرای مطالعات تفصیلی به انتخاب محل‌هایی برای حفاری به منظور دست یافتن به ذخایر معدنی پنهان منجر می‌گردد تا به مطالعه سه-بُعدی کانی‌سازی، بررسی و اثبات اقتصادی یا عدم اقتصادی بودن آن امکان‌پذیر گردد. نمونه‌ای از کاربرد سیستم اطلاعات جغرافیایی در انتخاب بهترین گسل برای تمرکز و مطالعه تفصیلی روی آن به منظور اجرای عملیات حفاری توسط یوسفی ارائه شده است [یوسفی، ۱۳۸۳]. البته در این مطالعه گسل مورد نظر معرفی شده ولی نقطه دقیق حفاری باید با مطالعات بیشتر بر روی گسل موردنظر صورت گیرد. در یک مقیاس کوچک ابتدا بایستی براساس ویژگی‌های زمین‌شناسی و اطلاعات موجود، مناطق دارای پتانسیل برای وجود ذخایر معدنی تعیین شوند. در اکتشافات میان مقیاس، قسمت‌هایی

از مناطق مورد اکتشاف براساس شواهدِ حاصله ازتهیه نقشه‌های زمین شناسی و برداشت‌های ژئوفیزیکی و ژئوشیمیایی و نیز موقعیت اندیس‌های شناخته شده معدنی، برای مراحل بعدی اکتشاف انتخاب می‌شوند. با شناسایی مناطق مساعدتر می‌توان اهداف اکتشافی را به طور مستقیم انتخاب کرده یا مرحله دقیق‌تری را طراحی نمود. در نهایت، این فرایند منجر به نقشه‌ای می‌شود که نشان‌دهنده مناطق دارای پتانسیل در اولویت برای وجود ذخایر معدنی می‌باشد. البته تصمیم‌گیری برای حفاری براساس در نظر گرفتن هم زمان عوامل زیادی نظیر تأیید انواع روش‌های اکتشافی نظیر ژئوفیزیک، ژئوشیمی، دورسنجی، زمین‌شناسی، دست‌یابی فیزیکی، عوامل اقتصادی و غیره می‌باشد که لازم است مورد بررسی قرار گیرند. مراحل کار با GIS برای تهیه نقشه‌های پتانسیل معدنی می‌تواند به سه مرحله اصلی تقسیم گردد. در نخستین مرحله کلیه داده‌های مناسب جمع‌آوری گشته و به صورت یک بانک اطلاعاتی در می‌آید. دومین مرحله، تجزیه و تحلیل داده‌ها برای استنتاج الگوهای فضایی مربوط به اهداف طرح است و سومین مرحله نیز ترکیب نشانه‌های به‌دست آمده به منظور پیش‌بینی نقاط دارای پتانسیل معدنی می‌باشد. هدف اغلب پروژه‌های GIS، ترکیب و تلفیق داده‌های مکانی ازمنابع گوناگون است. استفاده از GIS برای پیدا کردن محل، در واقع یافتن مکان‌ها یا مناطقی است که یک سری معیارها و ملاک‌ها در آن صدق می‌کند. این مکان‌ها بر روی یک نقشه خروجی مشخص خواهند شد. پیش‌بینی مکان قرارگیری توده‌های معدنی، بیشتر براساس روابط تجربیِ به دست آمده از مدل‌های توصیفی ذخایر شناخته شده می‌باشد. مدل توصیفی یک نوع ذخیره معدنی، که براساس خصوصیات تعدادی ذخایرشناخته شده مشابه به وجود آمده راهنمایی، برای یافتن ذخایر جدید از همان نوع محسوب می‌شود. دراستفاده از GIS برای تهیه نقشه‌های پتانسیل معدنی، مدل‌های توصیفیِ ذخایر، نقش مهمی را در انتخاب و اقتباس نقشه‌های پیش‌بینی کننده و تخصیص وزن به آنها ایفا می‌کنند. همان‌طور که در قسمت‌های قبل تشریح گردید، یکی از قابلیت‌های سیستم اطلاعاتی جغرافیایی استفاده از عملگرهای مختلف و اِعمال آن‌ها بر روی نقشه‌ها و داده‌ها می‌باشد. برخی از این عملگرها که در مدل‌سازی پتانسیل معدنی استفاده می‌شوند، شامل طبقه‌بندی، طبقه‌بندی مجدد و همچنین

هم‌پوشانی می‌باشند. برخی ازعملگرها مربوط به نمایش شواهد فضایی (معیارهای شاهد اکتشافی) هستند و عملیات هم‌پوشانی، مربوط به تلفیق شواهد فضایی است. در این حالت وقتی که معیارهای شناسایی به وسیله داده‌های ورودی از نوع پیوسته مانند فاصله از گسل‌ها ارائه می‌شوند، نتیجه عملیات طبقه‌بندی یک نقشه شاهد دوتایی یا چندکلاسه از نوع گسسته خواهد بود. وقتی که معیارهای شناسایی به‌صورت نقشه‌های ورودی از نوع گسسته به عنوان مثال داده‌های به‌دست آمده از برداشت‌های ژئوشیمیایی باشند، نتیجه عملیات طبقه‌بندی مجدد یک نقشه شاهد دوتایی یا چند کلاسه خواهد بود (دامنه‌های مختلف غلظت عناصر). امتیاز و وزن هر کلاس و الگوی پیش‌گو از هر نقشه، در جدول خصوصیات همراه هر نقشه شاهد وارد خواهد شد. نحوه تخصیص وزن به هر نقشه شاهد و همچنین میزان ارزش هر الگوی پیش‌گو و همچنین روش تلفیق نقشه‌های شاهد، مختلف بوده و وابسته به روش مدل‌سازیِ به‌کاررفته می‌باشد [یوسفی و کامکارروحانی، ۱۳۸۹].

۲-۹- مدل‌سازی پتانسیل معدنی

در اکتشافات مقدماتی و اولیه، شناسایی مناطقی که باید در مراحل بعدی مورد توجه قرار گیرند با استفاده از مدل‌سازیِ پتانسیل معدنی صورت می‌گیرد. مدل‌سازی پتانسیل معدنی در واقع یافتن مکان‌ها یا مناطقی است که یک سری معیارها و ملاک‌ها برای حضور ذخیره در آن‌ها صدق می‌کند.

فعالیت اکتشافی ذخایر معدنی، به‌خصوص برای یافتن تمرکز با ارزش اقتصادی از کانی‌ها و فلزات، دارای ۴ مرحله شامل انتخاب منطقه، شناسایی هدف، ارزیابی منبع و تعیین ذخیره می‌باشد. انتخاب منطقه اکتشافی، در واقع انتخاب منطقه امیدبخش (عموماً وسیع) و نواحی که احتمال حضور ذخایر معدنی مورد پی جویی وجود دارند، می‌باشد. این انتخاب براساس شناخت از ذخیره و محیط آن در نزدیک سطح زمین و در مکان‌هایی که فرایندهای زمین‌شناسی و ساختاری برای کانی‌سازی مناسب هستند، صورت می‌گیرد. [Singer, 1993]. به عنوان مثال اگر قرار باشد عملیات اکتشافی برای شناسایی مواد معدنی بر روی یک نقشه ۱/۱۰۰۰۰۰ زمین‌شناسی و به وسعت آن (تقریباً ۲۵۰۰ کیلومتر مربعی) صورت گیرد، این که کدام ورقه ۱/۱۰۰۰۰۰ انتخاب شود، در واقع جزء مرحله اول

می‌باشد. البته اگر یک ورقه ۱/۲۵۰۰۰۰ یا حتی یک استان نیز انتخاب شود، باز هم جزء مرحله اول طبقه‌بندی می‌گردد. به عنوان مثال اگر هدف نهایی، اکتشاف فلورین باشد با مطالعات اولیه روشن خواهد شد که برخی از مهمترین ذخایر فلورین کشور ایران در جنوب استان مازندران قرار دارد [یوسفی و همکاران، ۱۳۸۷]. بنابراین اگر این منطقه به عنوان منطقه‌ای انتخاب شود که باید در آن مطالعات اکتشافی بعدی صورت گیرد، در واقع مرحله اول از چهار مرحله فوق انجام شده است.

شناسایی هدف، مرحله‌ای است که در آن مناطقی معرفی می‌شوند که باید برای مطالعات اکتشافی بیشتر و تفصیلی‌تر با استفاده از روش‌های اکتشافی موجود، مورد جستجو قرار گیرند. این مناطق در واقع قسمتی یا سطحی کوچکتر از منطقه انتخاب شده اولیه می‌باشند. عملیات اکتشافی در این مناطق به منظور کشف کانی‌سازی‌های جدید، براساس مدل‌های اکتشافی ذخایر مورد جستجو و داده‌های مناسب از قبیل زمین‌شناسی، ژئوشیمی، ژئوفیزیک و غیره صورت می‌گیرد. مرحله ارزیابی منبع شامل تخمین عیار، تناژ و میزان کانه‌ها (و یا کانی‌ها) و فلزات خاص در ذخیره کشف شده است که تا حدود زیادی براساس اطلاعات حفاری سیستماتیک صورت می‌گیرد. تعیین ذخیره در واقع کانی‌سازی کشف شده را به بخش‌های مختلف ذخیره معدنی (قطعی، احتمالی و ممکن) و یا منابع معدنی (اندازه گیری شده، نشان دار و استنباطی) براساس روش‌ها و تحلیل‌های امکان‌پذیری و بررسی‌های فنی و اقتصادی تقسیم بندی می‌کند. شناسایی مناطق هدف خود یک فعالیت اکتشافی چند مرحله‌ای است که از مقیاس ناحیه‌ای (کوچک مقیاس) شروع شده و تا مقیاس محلی (بزرگ مقیاس) ادامه می‌یابد. در هر یک از مراحل فوق (مقیاس‌های فوق) شناسایی و تولید مناطقی که باید به عنوان هدف مورد توجه قرار گیرند، شامل جمع‌آوری، تجزیه و تحلیل و تلفیق انواع داده‌های مرتبط و مناسب می‌باشد که به منظور استخراج و استنتاج قسمت‌هایی از داده‌های فضایی الگو و شاهد کانی-سازی، یعنی آنومالی‌های زمین‌شناسی، آنومالی‌های ژئوشیمیایی و یا ژئوفیزیکی همراه با ذخایر مورد پی‌جویی، صورت می‌گیرد. به عنوان مثال دگرسانی گرمابی، گرچه ممکن است همراه با هیچ کانی-سازی نباشد ولی یک آنومالی زمین‌شناسی محسوب می‌شود. یک آنومالی ژئوفیزیکی از نوع

مغناطیسی اختلاف بین مقدار مغناطیس اندازه‌گیری شده و مغناطیس نرمال (زمینه) است و همچنین یک آنومالی ژئوشیمایی در واقع انحراف معیار یک عنصر از میزان پراکندگی نرمال (زمینه) در یک ناحیه می‌باشد. مجموعه فرآیندهای شامل تجزیه و تحلیل داده‌های اکتشافی مختلف، استخراج الگوهای شاهد پیش‌گوی کانی‌سازی و در نهایت ترکیب و تلفیق شواهد فضایی، به منظور شناسایی مناطق هدف و امیدبخش در اکتشاف کانی‌سازی‌های ناشناخته، مدل‌سازی پتانسیل معدنی نامیده می‌شود. خروجی مدل پتانسیل معدنی، نقشه‌ای خواهد بود که در آن محل حضور احتمالی ذخایر شناخته نشده مورد پیش‌بینی قرار گرفته است.

استفاده از داده‌ها و اطلاعات مربوط به سیستم‌های طبیعیِ پیچیده‌ی دنیای واقعی (کانی سازی) که به طور مستقیم قابل مشاهده نیستند و همچنین انجام تحلیل‌های مناسب روی آن‌ها، توصیف، ارائه یا پیش‌گویی رفتار این سیستم‌ها رابه عنوان متغیر هدف، ممکن می‌سازد. فرآیند فوق شامل یک متغیر هدف و همچنین تعدادی از متغیرهای پیش‌گو می‌باشد. متغیر هدف معمولاً رفتار (حضور یا عدم حضور) قابل مشاهده (به صورت غیرمستقیم) یک سیستم پیچیده از دنیای واقعی مثل کانی‌سازی است. متغیرهای پیش‌گو و اکتشافی، خصوصیاتی هستند که مستقیماً قابل مشاهده و اندازه‌گیری بوده و تقریباً به خوبیِ سیستم طبیعی، با هم ارتباط آشکار یا پنهان دارند. بنابر این مدل‌های پیش‌بینی براساس وابستگی‌های پنهان بین متغیرهای پیش‌گویی کننده که می‌توانند الگوهای وابسته به متغیرهای هدف را آشکار کنند و همچنین وابستگی بین اهداف و متغیرهای پیش‌گو، بنا شده‌اند.

برای مدل‌سازی و همچنین سنجش اعتبار مدل باید تعدادی داده کمّی که مستقیماً با متغیرهای هدف ارتباط دارند، در دسترس باشد. مدل پیش‌بینی، الگوی موقتی، سریع و اولیه از یک سیستم مورد جستجو است [Carranza, 2008] در واقع تلفیق دانش به کار برده شده و مجموعه داده‌های مورد استفاده، به صورت مدل تجلی می‌یابد و براساس داده‌ها (در هر زمان که در دسترس قرار گرفتند)، تجربیات جدید و یا اطلاعات مربوط به مدل به‌روز شود. بنابراین هر ارائه و نمایشی به صورت نقشه که سیستم‌های پیچیده دنیای واقعی را به صورت غیرمستقیم قابل مشاهده کند، یک مدل پیش‌گو است.

واژه‌های پیش‌گو و نمایش (ارائه دهنده) معادل نقشه‌برداری (به نقشه درآوردن) هستند که تجسمی از نتایج تحلیل و تفسیر انواع داده‌های مربوط به مجموعه اطلاعات فضایی علوم زمین را به منظور رسیدن به فرضیه‌ها و پیش‌بینی‌هایی در مورد مناطق هدف و مورد پی‌جویی در اختیار می‌گذارند. بنابراین یک مدل پیش‌گو در واقع نقشه‌ای است که محل‌های حضور احتمالی کانی‌سازی را پیش‌بینی می‌کند. بنابراین حضور یا عدم‌حضور یک کانی‌سازی در یک محل، به طور غیرمستقیم از طریق یافتن ارتباط بین این کانی‌سازی با الگوهای شاهد و خصوصیات قابل اندازه‌گیری متغیرهای پیش‌گوی اکتشافی (زمین‌شناسی، ژئوشیمی، ژئوفیزیک و غیره) قابل ارزیابی است.

۲-۱۰- روش ساخت مدل پیش‌گو

دو روش برای ساخت مدل‌های پیش گو وجود دارد، از جزء به کل و از کل به جزء. از جزء به کل فرآیندی است که در آن از طریق تعمیم شواهد یا الگوهای خاص استنتاج شده حاصل از مطالعه یک گروه از مجموعه داده‌های تجربی و مشاهده‌ای مدلی ساخته وارائه می‌شود. از کل به جزء عکس روش قبلی است. در این روش از مدل تولید شده براساس تعمیم الگوهای خاص مشاهده شده در یک مجموعه از داده‌ها، برای پیش‌بینی استفاده می‌گردد و در واقع از مدل به دست آمده در روش قبل برای پیش‌بینی استفاده می‌شود [Carranaza, 2008]. تأیید الگوها و شواهد ویژه از طریق آزمون مدل در مقابل داده‌های مشاهده شده صورت می‌گیرد. به‌عنوان مثال اگر یک مجموعه از داده‌های متغیر یک وابسته نسبت به چند متغیر مستقل موجود باشد و با استفاده از رگرسیون بین این متغیرها یک رابطه برقرار گردد، در واقع مدل‌سازی از جزء به کل صورت گرفته است. درحالی‌که اگر از مدل ساخته شده و معادله رگسیون برای محاسبه یک مقدار مجهول (متغیر وابسته) استفاده شود، عکس حالت فوق یعنی از کل به جزء استفاده شده است.

۲-۱۱- انواع مدل‌های پیش‌گو

به‌طور کلی طبقه‌بندی جامع قابل قبولی برای انواع مدل‌های پیش‌گوی مربوط به سیستم‌های زمین-شناسی و اکتشافیِ پی‌جویی ذخایر معدنی وجود ندارد. ولی براساس وابستگی‌های داخلی بین

متغیرهای پیش‌گو و همچنین وابستگی‌های مابین متغیرهای پیش‌گو و اهداف، انواع مدل‌های پیش گوی ماشینی، تجربی و همچنین مدل‌های ترکیبی می‌توانند تشریح و تعریف شوند [Carranza, 2008]. مدل‌سازی ماشینی از علوم پایه و نظری مربوط به هریک از متغیرهای پیش‌گو و فعل و انفعالات فرآیندهای کنترل‌کننده رفتار سیستم‌های موردنظر استفاده می‌کنند. آن‌ها از قوانین فیزیکی مربوطه استفاده کرده و اغلب بر اساس مطالعات آزمایشگاهی، مشاهدات و تجربه‌های صحرایی و مدل‌های فیزیکی بنا شده‌اند. حل معادلات نظری در مدل‌های ماشینی می‌تواند پیچیده باشد. بنابراین نیاز به خلاصه‌سازی، کلی‌نگری و اِعمال فرضیات ساده احساس می‌شود (هندسه ساده، همگنی، شرایط اولیه ایده‌آل و شرایط مرزی). با توجه به توضیحات فوق مدل‌های ماشینی از طریق تحلیل‌های عدم-قطعیت در شرایط احتمالی و بررسی حساسیت آن‌ها نسبت به یک یا چند متغیر پیش‌گو یا یک سری فرضیات، قابل تعیین و بهبود است. مدل‌های ماشینی به دو زیرمجموعه شامل مدل‌های قطعی و احتمالی طبقه‌بندی می‌شوند. مدل‌های قطعی از معادلات ریاضی مثل معادلات دیفرانسیل برای ارائه فرآیندهای کنترل‌کننده رفتار سیستم‌های طبیعی استفاده می‌کنند. این مدل‌ها بدون در نظر گرفتن هیچ پارامتر احتمالی در معادلات ریاضی، پیش‌گویی قطعی از متغیرهای کمی (به عنوان مثال تمرکز فلزات) را انجام می‌دهند. مدل‌های احتمالی نیز معادلات ریاضی را برای نمایش فرآیندهای کنترل کننده رفتار سیستم استفاده می‌کنند. اما در این مدل‌ها یک یا چند متغیر پیش‌گو و یا متغیر هدف که دارای توزیع تصادفی بوده نیز در مدل وارد می‌شوند. بنابراین مدل‌های احتمالی تخمین یکسان و منحصر به فردی را از متغیر هدف ارائه نمی‌دهند، بلکه تخمین به صورت یک توزیع احتمالی (که حاصل تعداد دفعات زیادی از شبیه سازی است) خواهد بود و بازتابی از توزیع تصادفی و غیرقطعی پیش‌گوها و متغیرهای هدف است. اگرچه مدل‌های پیش‌گوی احتمالات در مطالعات آزمایشگاهی ساختاری ذخایر معدنی و همچنین در ارزیابی منابع، تعیین ذخیره مواد معدنی [Carranza, 2008] و بررسی فنی و اقتصادی معادن [یوسفی و غلامی، ۱۳۸۹] به‌کار گرفته شده‌اند، ولی به‌طور کلی به‌ندرت

در انتخاب مناطق هدف، به‌منظور اکتشاف مواد معدنی و شناسایی مناطق امیدبخش مورد استفاده قرار گرفته‌اند [Carranza, 2008].

روش‌های مدل‌سازی تجربی، همانند مدل‌های ماشینی، فرآیندها را به‌صورت ریاضی مدل نمی‌کند، بلکه آن‌ها خصوصیات یا کمیت‌های موثر حاصل از یک یا چند فرآیند را روی رفتار سیستمِ مورد پی-جویی (کانی سازی) از طریق معادلات تجربی، مدل و ارائه می‌کنند. بنابراین مدل‌های تجربی معادل مدل‌های نمادین هستند و عموماً از روش مقایسه‌ای و استنتاجی پیروی می‌کنند. معادلات در مدل‌های تجربی به منظور تعیین ارتباط بین متغیر هدف و تعدادی پارامترهای پیش‌گو ایجاد می‌گردند. پارامترهای پیش‌گو، الگوهایی را به منظور تشریح و نمایش رفتار (مشاهده یا پیش‌بینی شده) سیستم موردنظر نمایش می‌دهند. مدل‌های تجربی به مجموعه داده‌های معتبر و قابل قبولی برای کمّی نمودن دقیق‌تر وابستگی‌های بین متغیرهای پیش‌گو و متغیرهای هدف نیاز دارند. در صورتی که داده‌ها و اطلاعات مربوط به متغیرهای هدف، کافی و مناسب باشد، دو زیرمجموعه از مدل‌های تجربی شامل مدل‌های تجربی کمّی و کیفی قابل طبقه‌بندی است. مدل‌های تجربی نوع کمّی، وقتی مناسب هستند که داده‌های کافی از متغیرهای هدف در دسترس و به طور آماری نتایج مناسبی را ارائه می‌دهد. داده‌های متغیرهای هدف، عموماً به عنوان نمونه‌های آموزشی و همچنین برای تعیین الگو و آزمون اعتبارسنجی استفاده می‌شوند. براساس مجموعه الگوهای آموزشی، وابستگی بین اهداف و متغیرهای پیش‌گو تعیین و کمّی می‌شود و سپس برای پیش‌بینی استفاده می‌گردد. روش‌های کمّی‌سازی در مدل‌های تجربی می‌تواند به صورت آماری، احتمالی و ریاضی باشد. کیفیت یک مدل تجربی کمّی، به وسیله توانایی پیش‌بینی داده‌های آموزشی در مقابل مجموعه داده‌هایی که مورد آزمون و اعتبارسنجی مدل قرار می‌گیرند، تشریح می‌شود. در به نقشه درآوردن نواحی امیدبخش، مدل‌های تجربی از نوع کمّی عموماً به عنوان روش‌های داده‌محور شناخته می‌شوند. در مقابلِ روش‌های کمّی، روش‌های کیفی (براساس قضاوت کارشناسی و ابتکاری) وقتی مناسب هستند، که داده‌های مربوط به متغیرهای هدف کافی نبوده یا حضور ندارند. در مدل‌سازی‌های کیفی، وابستگی

بین متغیرهای هدف و الگوهای پیش‌بینی کننده از طریق تجربه و نظر کارشناس تعیین می‌شود. بنابراین به نظر می‌رسد که مدل‌های کیفی به روش از کل جزء رسیدن عمل می‌کنند. کیفیت مدل‌های کیفی می‌تواند از طریق توانایی پیش‌گویی آنها در شناسایی متغیرهای (اگرچه غیرکافی) تعیین شود. در به نقشه درآوردن نواحی امیدبخش، مدل‌های تجربی از نوع کیفی، عموماً به‌عنوان روش‌های دانش‌محور شناخته می‌شوند.

با توجه به مباحث فوق فرق بین مدل‌سازی ماشینی و تجربی می‌تواند به صورت زیر بیان شود. مدل‌های ماشینی سعی دارند اصول و یا تئوری فرآیندهای کنترل کننده رفتار سیستم طبیعی مورد نظر را توصیف و تشریح کنند. درحالی‌که هدف مدل‌های تجربی به نقشه درآوردن و نمایش کمّی تأثیر فرآیندهای کنترل کننده، روی رفتار سیستم‌ها می‌باشد. بنابراین مدل‌های ماشینی در واقع مدل‌های ایده‌آل بوده در حالی که مدل‌های تجربی سعی می‌کنند تا تخمین و تقریبی را از مدل‌های پیش گوی احتمالی به‌دست دهند.

۲-۱۲- روش‌های دانش‌محور مدل‌سازی پتانسیل معدنی

۲-۱۲-۱- اصول روش‌های دانش‌محور

در مدل‌سازی پتانسیل معدنی در شرایطی که در منطقه مورد مطالعه تعداد اندیس‌های شناخته شده کم بوده و یا هیچ اندیس شناخته شده‌ای وجود ندارد، از روش‌های دانش‌محور استفاده می‌شود. روش های دانش‌محور مدل‌سازی پتانسیل معدنی در شروع عملیات اکتشاف در مناطقی که از لحاظ زمین شناسی مناسب بوده ولی در آن کار اکتشافی کم صورت گرفته، مناسب هستند. این روش‌ها عموماً در مناطقی که در آن‌جا هیچ ذخیره شناخته شده‌ای وجود ندارد یا تعداد ذخایر شناخته شده اندک است به کار می‌روند. تجربه اجرای عملیات اکتشاف و بررسی ارتباط و وابستگی بین ذخایر معدنی شناخته شده و الگوهای زمین‌شناسی در نواحی که در آن‌ها اکتشاف در حد خوب و متوسط صورت گرفته، به عنوان اساس روش دانش‌محور در تهیه مدل پتانسیل معدنی می‌باشد [Carranza, 2008]. بنابراین در این روش از مدل مفهومی ذخایر مورد پی‌جویی در مناطقی که عملیات اکتشاف در آن‌جا خوب صورت

گرفته، برای تهیه مدل پتانسیل معدنی در نواحی جدید استفاده می‌شود. در واقع مدل مفهومی به عنوان ملاکی برای انتخاب و شناسایی معیارهای اکتشافی و الگوهای شاهد، تولید نقشه‌های پیش گو، تخصیص وزن به نقشه‌ها و الگوهای شاهد و در نهایت تلفیق نقشه‌های شاهد به منظور معرفی مناطق امیدبخش برای ذخیره مورد جستجو استفاده می‌شود. بنابراین واژه دانش‌محور اشاره به ارزیابی کیفی[۱] یا وزن دادن[۲] به شواهد براساس مقایسه و قضاوت کارشناسی می‌باشد. تخمین وزن هر نقشه‌ی شاهد و همچنین تخمین امتیاز و ارزش هر الگو (کلاس) از هر نقشه‌ی شاهد براساس قضاوت کارشناسی و تخصصی روی همراهی فضایی بین ذخایر مورد جستجو و هر مجموعه از منظرهای زمین‌شناسی شاخص[۳] (نشانه و راهنما) صورت می‌گیرد. از این رو روش دانش‌محور به نام روش تجربه‌محور[۴] مدل سازی پتانسیل معدنی نیز شناخته شده است. تجربه‌ای که در روش دانش‌محور تهیه مدل پتانسیل معدنی استفاده می‌شود، از طریق عملیات و مشاهدات صحرایی اکتشاف مواد معدنی و همچنین از طریق تجربه‌های کاربرد روش‌های مختلف تحلیل و وابستگی فضایی بین منظرها و الگوهای زمین شناسی مشخص، با پراکندگی ذخایر شناخته شده مشابه مواد معدنی مورد جستجو، به‌دست می‌آید. همچنین ممکن است برای یک کارشناس که تجربه زیادی[5] در اکتشاف ذخایر معدنی از نوع مورد جستجو دارد، دانش از تجربه استنتاج[۶] شود. روش دانش‌محور مدل‌سازی پتانسیل معدنی ممکن است نقشه‌های شاهد دوتایی یا چند کلاسه را براساس میزان اطلاعات و تجربه به دست آمده از نواحی خوب اکتشاف شده قبلی و یا با توجه به میزان دقت داده‌های اکتشافی در دسترس در مناطق مناسب (به لحاظ زمین‌شناسی) برای اکتشاف، به کار گیرد. اگر میزان یک یا هر دو عامل فوق یعنی اطلاعات حاصل از عملیات صحرایی و همچنین تجربه حاصل از مطالعه اندیس‌های شناخته شده مشابه ذخایر

[1]. Qualitative
[2]. Weighting
[3]. Indicative
[4]. Expert driven
[5]. Profound
[6]. Elicit

مورد جستجو بالا باشد، استفاده از نقشه‌های شاهد چند کلاسه برای مدل‌سازی پتانسیل معدنی مناسب می‌باشد، در غیر این‌صورت باید از نقشه‌های شاهد دوتایی استفاده گردد [Carranza, 2008].

۲-۱۲-۲- مدل‌سازی دانش‌محور با استفاده از نقشه‌های شاهد دوتایی

در این روش مدل‌سازی، نقشه‌های شاهدِ نشان‌دهنده‌ی معیارهای شناسایی، فقط شامل دو الگوی شاهد، با امتیاز حداکثر و حداقل می‌باشند. حداکثر امتیاز به الگوی فضایی داده می‌شود که نشان دهنده حضور یک منظر زمین‌شناسی شاخص و راهنما بوده و همراهی فضایی مثبت و محقق شده‌ای با کانی‌سازی‌های مشابه ذخایر مورد جستجو دارد. حداقل امتیاز به الگوی فضایی تخصیص می‌یابد که نشان‌دهنده عدم‌حضور یک منظر زمین‌شناسی شاخص و راهنما بوده و هیچ‌گونه همراهی فضایی محقق شده و معنی‌داری با کانی‌سازی‌های مشابه ذخایر مورد جستجو ندارد. در روش دوتاییِ مدل سازی، هیچ‌گونه امتیاز حد واسطی بین این دو مقدار حداکثر و حداقل وجود ندارد. بنابراین این روش با حالات طبیعی و دنیای واقعی مغایرت دارد. به عنوان مثال ذخایر معینی ممکن است عملاً با گسل های مشخصی همراه باشند (محل‌های وقوع تعدادی از ذخایر که معمولاً در روی نقشه‌ها با محل گسل ها مطابقت دارند)، حال اگر تصویر سطحی[1] مشخصی از موقعیت آن‌ها (کانی‌سازی و گسل) در فضای سه‌بُعدی زیرسطحی در دسترس نباشد، ممکن است اشتباه صورت گیرد، زیرا محل گسل‌های نشان داده شده در نقشه‌ها ممکن است با محل واقعی کانی‌سازی فاصله داشته باشد.

۲-۱۲-۳- مدل‌سازی دانش محور با استفاده از نقشه‌های شاهد چندکلاسه

در این نوع از مدل‌سازی پتانسیل معدنی، نقشه‌های شاهد نشان‌دهنده معیارهای پی‌جویی دارای بیش از دو کلاس می‌باشند. در این روش مدل‌سازی فرض می‌شود که الگوهای مختلف نقشه‌های شاهد دارای درجه اهمیت متفاوت از نظر میزان وابستگی به کانی‌سازی بوده و بنابراین دارای ارزش‌های وزنی مختلفی براساس روش به‌کار رفته در مدل‌سازی داده‌های فضایی، خواهند بود. بالاترین امتیاز به الگوهایی تخصیص می‌یابد که حضور منظرهای زمین‌شناسی دلالت‌کننده کانی‌سازی را به تصویر می

---
[1]. Surface projections

کشند. البته مقدار این امتیازها که همراهی مثبت و امیدبخش الگوهای زمین‌شناسی را با ذخایر مورد جستجو نشان می‌دهند، متفاوت می‌باشد. همچنین پایین‌ترین امتیاز به الگوهایی تخصیص می‌یابد که نشان‌دهنده عدم حضور شواهد مناسب و دلالت‌کننده حضور کانی‌سازی بوده و همراهی مثبت و معنی داری بین منظرهای زمین‌شناسی و ذخایر مورد جستجو وجود ندارد. بنابراین دامنه پیوسته‌ای از حداقل تا حداکثر امتیاز در مدل‌سازی با استفاده از نقشه‌های شاهد چند کلاسه وجود دارد. این روشِ دانش‌محور ممکن است واقعیت را کم‌تر یا بیش‌تر از حالت طبیعی به نمایش گذارد.

۲-۱۲-۴- روش منطق بولی

روش منطق بولین یا به اختصار منطق بولی، یک روش مدل‌سازی دانش‌محور با استفاده از نقشه‌های شاهد دوتایی می‌باشد. در کاربرد منطق بولی برای مدل‌سازی پتانسیل معدنی، خصوصیات و یا قسمت هایی (الگوها و کلاس‌هایی) از داده‌های فضایی که با یک معیار شناسایی مناسب مطابقت دارند، یعنی شرط حضور یک معیار اکتشاف امیدبخش در آنها صدق می‌کند، با ارزش درست و عموماً با امتیاز ۱، طبقه‌بندی و ذخیره می‌شوند. در غیر این صورت با امتیاز ۰ نشان داده می‌شود و به معنی ارزش نادرست از نظر حضور ذخیره (یا وجود منطقه امیدبخش اکتشافی) می‌باشد. بنابراین یک نقشه شاهد بولی فقط شامل دو کلاس طبقه‌بندی شده با ارزش‌های ۰ به معنی نادرستی و ۱ به معنی درستی است. در مدل‌سازی با استفاده از منطق بولی، کلیه نقشه‌های شاهد، وزنی معادل دارند، زیرا در ماهیتِ منطق بولی مفهومی تحت عنوان مثلاً ۲ ضرب در درست وجود ندارد. بنابراین امتیازهای ۰ و ۱ در نقشه‌های شاهد بولی فقط به صورت نمادین بوده و به عنوان ارزش عددی در محاسبات منظور نمی شود. نقشه‌های شاهد بولی مرحله به مرحله با استفاده از عملگرهای منطقی با هم ترکیب می‌شوند. هر یک از نقشه‌های شاهد بولی در واقع به عنوان یک شرط، انعکاسی از حضور یا عدم‌حضور فرآیندهای کنترل‌کننده کانی‌سازی و ارتباط بین آن‌ها و الگوهای فضایی را در اختیار می‌گذارند. در هر مرحله حداقل دو نقشه شاهد بولی با هم ترکیب می‌شوند و یک وابستگی بین دو مجموعه از فرآیندهای کنترل‌کننده وقوع کانی‌سازی و الگوهای فضایی دلالت‌کننده حضور کانی‌سازی را نمایش می‌گذارند.

در هر یک از مراحل مختلف ترکیب نقشه‌های شاهد بولی ممکن است از عملگرهای مختلفی، به عنوان مثال به صورت عملگرهای AND (اشتراک[1]) و OR (اجتماع[2]) استفاده شود.

عملگر AND وقتی استفاده می‌شود که حداقل باید دو مجموعه از شواهد فضایی با هم و هم‌زمان به منظور محقق شدن هدف، حضور داشته باشند. عملگر OR وقتی استفاده می‌شود که یکی از حداقل دو گروه از شواهد فضایی به منظور محقق شدنِ هدف، کافی است. علاوه بر دو عملگر فوق عملگرهای دیگری نظیر NOT و غیره نیز در منطق بولی وجود دارند که کم‌تر در مدل‌سازی دانش‌محور پتانسیل معدنی استفاده شده است. خروجی ترکیب نقشه‌های شاهد با استفاده از منطق بولی نیز نقشه‌ای دارای دو کلاس می‌باشد. یک کلاس (کلاس با امتیاز ۱) نشان‌دهنده محل‌هایی است که تمام یا اکثر معیارهای شناسایی در آن حضور دارند و کلاس دیگر (کلاس با امتیاز ۰) نشان‌دهنده نقاطی است که در آن‌ها معیارهای شناسایی حضور ندارند.

مثال‌هایی از کاربرد این روش در مدل‌سازی پتانسیل معدنی در منابعی مانند [Bonham-Carter, 1994; ، Thiart and De Wit, 2000; ، Harris et al., 2001] آورده شده‌اند.

۲-۱۲-۵- مدل‌سازی با روش هم‌پوشانی شاخص دوتایی

روش هم‌پوشانی شاخص دوتایی[3] نیز همان‌طور که از اسم آن مشخص است یک روش مدل‌سازی دانش‌محور با استفاده از نقشه‌های شاهد دوتایی می‌باشد. در مدل‌سازی هم‌پوشانی شاخص دوتایی خصوصیات یا کلاس‌هایی از داده‌های فضایی که نشان‌دهنده یک معیار مناسب و امیدبخش برای شناسایی کانی‌سازی هستند، به صورت یک کلاس با ارزش ۱ ذخیره می‌شوند، در حالی‌که دیگر قسمت‌های نقشه دارای ارزش ۰ هستند. بنابراین یک نقشه دوتایی شبیه نقشه‌های بولی به وجود می آید، با این تفاوت که ارزش‌های شواهد می‌تواند به صورت عددی در نظر گرفته شود. بنابراین نقشه شاخص دوتایی را می‌توان به عنوان یک نقشه که اجرای عملیات محاسباتی روی آن ممکن است، در

[1]. Intersection
[2]. Union
[3]. Binary index overlay

نظر گرفت. در نتیجه هر نقشه شاهد دوتایی B_i (i می‌تواند از ۱ تا n تغییر کند) می‌تواند یک وزن عددی W_i را به خود اختصاص دهد یا در آن ضرب شود. این وزن براساس قضاوت و نظر کارشناسی و همچنین تجربه‌ای که در مورد اهمیت هر مجموعه از داده‌های فضایی و الگوهای زمین‌شناسی مرتبط با کانی‌سازی وجود دارد، تخصیص می‌یابد. در این حالت عموماً الگوهای زمین‌شناسی دلالت کننده کانی‌سازی به صورت نقشه‌های شاهدی هستند که تحت بررسی قرار می‌گیرند. این نقشه‌های شاهد دوتایی وزن‌دار با استفاده از معادله (۲-۱) ترکیب می‌شوند. در این معادله امتیاز S برای هر محل (یا در واقع هر سلول واحد از منطقه مورد مطالعه) محاسبه می‌شود [Bonham-Carter, 1994].

رابطه (۲-۱)

$$S = \frac{\sum_{i}^{n} W_i R_i}{\sum_{i}^{n} W_i}$$

در معادله (۳-۱)، W_i وزن هر نقشه شاهد دوتایی B_i (i می‌تواند از ۱ تا n تغییر کند) می‌باشد. در نقشه خروجی، هر محل یا سلول دارای یک مقدار S بین ۰ یعنی کاملاً بدون ارزشِ اکتشافی و ۱ یعنی کاملاً امیدبخش و دارای ارزش اکتشافی حداکثر است. بنابراین اگرچه در این روش نقشه‌های ورودی فقط دارای دو کلاس و طبقه‌بندی می‌باشند، اما خروجی می‌تواند مقادیر ارزش اکتشافی حد واسط بین ۰ و ۱ را داشته باشد، که این حالت بیش‌تر از خروجی مدل‌سازی بولی واقعیت را منعکس می‌کند. در این خصوص نیز مثال‌هایی با استفاده از کاربرد روش مدل‌سازی هم‌پوشانی شاخص دوتایی در تهیه مدل پتانسیل معدنی توسط [Bonham-Carter, 1994; Carranza et al., 1999; Thiart and De Wit, 2000; Carranza, 2002] ارائه شده است. تعیین و تخصیص وزن مناسب برای هر یک از نقشه‌های شاهد خاص تا حد زیادی به صورت درک و قضاوت کیفی وزن‌دهنده اجرا می‌شود و حتی در حالتی که دانش و تجربه کافی نیز وجود دارد، ممکن است شامل مراحل سعی و خطا[1] باشد [Carranza, 2008].

[1]. Trial-and-error

۲-۱۲-۶- مدل‌سازی با روش هم‌پوشانی شاخص چندکلاسه

این روش در واقع نوع بسط داده شده روش مدل‌سازی هم‌پوشانی شاخص دوتایی است. هر یک از j امین الگوها (کلاس‌ها) از نقشه شاهد iاُم دارای یک وزن S_{ij} به منظور نمایش میزان وابستگی به ذخایر معدنی می‌باشد. امتیاز تخصیص یافته به الگوها می‌تواند یک عدد صحیح یا حقیقی مثبت باشد. هیچ محدودیتی برای دامنه امتیاز تخصیص وزن به الگوها وجود ندارد، به جز این‌که دامنه امتیاز تخصیص یافته به الگوها در همه نقشه‌های شاهد باید سازگار[1] و هماهنگی داشته باشند. یعنی دارای مقادیر حداقل و حداکثر یکسان باشند. در واقع کنترل برتری‌های نسبی در نقشه‌های شاهد در حالت در نظر گرفتن دامنه تغییرات متفاوت وزن‌ها برای یک نقشه شاهد نسبت به دیگر نقشه‌های شاهد عملی نیست [Carranza, 2008]. اهمیت نسبی یک نقشه شاهد در مقایسه با دیگر نقشه‌های شاهد به وسیله تخصیص وزن‌های W_i کنترل می‌شود. این امتیاز معمولاً عدد صحیح مثبت است. نقشه‌های شاهد وزن‌دار سپس با استفاده از معادله (۲-۲) با هم ترکیب می‌شوند که در واقع میانگین وزن‌ها را برای هر محل محاسبه می‌کنند [Bonham-Carter 1994].

$$\bar{S} = \frac{\sum_{i}^{n} S_{ij} W_i}{\sum_{i}^{n} W_i}$$

رابطه (۲-۲)

مقدار خروجی $\bar{S}$ برای هر محل، برابر مجموع حاصل‌ضرب S_{ij} و W_i در هر نقشه شاهد تقسیم بر مجموعه W_iها برای هر نقشه شاهد می‌باشد. مثال‌هایی از مدل‌سازی به روش هم‌پوشانی شاخص چندکلاسه توسط [Chico-Olmo et al., 2002; ،De Araujo & Macedo, 2002;،Harris et al., 2001; Billa et al., 2004;] ارائه شده است. بنابراین علاوه بر انعطاف‌پذیری در تخصیص وزن به الگوهای شاهد، مزیت روش هم‌پوشانی شاخص چندکلاسه در مقایسه با مدل‌سازی به روش هم‌پوشانی شاخص دوتایی این است که عدم‌قطعیت را نیز در نظر گرفته و در پیش‌بینی دخالت می‌دهد. بنابراین به کارگیری هم‌زمان هر دو روش دوتایی و چندکلاسه به جای به‌کارگیری یکی از آن‌ها بهتر است. ضعف

[1]. Compatible

این روش‌ها نیز در تلفیق خطی شواهد است که باعث می‌شود نقش فرآیندهای مؤثر در کانی‌سازی مستقیماً در نظر گرفته نشود [یوسفی و کامکارروحانی، ۱۳۸۹].

۲-۱۲-۷- روش منطق فازی

مدل‌سازی به روش منطق فازی[1] براساس تئوری مجموعه‌های فازی [Zadeh, 1965] بنا شده است. مثال‌هایی از کاربرد منطق فازی در نقشه‌برداری و مدل‌سازی پتانسیل معدنی توسط [D'Ercole et al., 2000; Knox-Robinson, 2000; Porwal & Sides, 2000; Venkararaman et al., 2000 ; Carranza & Hale, 2001; Carranza, 2002; Porwal et al., 2003; Tangestani & Moore, 2003; Ranjbar & Honarmand, 2004; Eddy et al., 2006; Harris & Sanborn-Barrie, 2006; Rogge et al., 2006; Nykanen et al., 2008] ارائه شده است. به‌طور کلی کاربرد منطق فازی در مدل‌سازی پتانسیل معدنی شامل سه مرحله اصلی است. مرحله اول شامل فازی‌سازی[2] داده‌های مربوط به شواهد، مرحله دوم ترکیب منطقی نقشه‌های شاهد فازی با کمک شبکه‌ای از مجموعه عملگرهای مناسب فازی و مرحله سوم قطعی‌سازی و خروج از حالت فازی[3] به منظور کمک به تفسیر بهتر می‌باشد.

---
1. Fuzzy logic modeling
2. Fuzzification
3. Defuzzification

۲-۱۲-۸- روش توابع برآورد

روش توابع برآورد یا تخمین میزان اعتبار شواهد نیز یکی از روش‌های مدل‌سازی پتانسیل معدنی می-باشد. مفهوم ارزیابی و تعیین میزان احتمال و درجه معرف بودن مجموعه‌ای از شواهد پیشگو توسط تئوری دمپستر- شیفر بیان می‌گردد. کاربرد دانش‌محور این روش در مدل‌سازی پتانسیل معدنی را در فصل دوم مورد بررسی قرار خواهیم داد.

۲-۱۳- روش‌های داده‌محور مدل‌سازی پتانسیل معدنی

۲-۱۳-۱- اصول روش‌های داده‌محور

روش‌های داده‌محور مدل‌سازی پتانسیل معدنی در مناطقی که عملیات اکتشافی و مطالعات قبلی در حد متوسط تا خوب انجام گرفته است، مناسب می‌باشند. در این مناطق، هدف تعیین حدود نواحی با وسعت کمتر می‌باشد که باید برای اکتشافات بیشتر مورد توجه قرار گیرند. به این منظور ابتدا باید اندیس‌های شناخته شده موجود در منطقه مطالعه گردند که این مطالعه بر اساس اصول زیر صورت می گیرد [Carranza 2008]:

۱ ـ در هر منطقه مورد مطالعه، محل وقوع ذخایر شناخته شده، مجموع نمونه‌هایی با شباهت بالا به محل وقوع کانی‌سازی‌های ناشناخته هستند.

۲ ـ این نمونه‌ها مجموعه اطلاعات زمین‌شناسی با ارزشی از منظرها و الگوهای شاهد فضایی مانند آنومالی‌های ژئوشیمیایی، گسل‌ها، آنومالی‌های ژئوفیزیکی، سنگ میزبان کانی‌سازی و غیره را فراهم می‌کنند که همراه با ذخایر شناخته شده و در محل آنها حضور دارند.

۳ ـ این مجموعه از اطلاعات زمین‌شناسی، می‌توانند یک مدل مفهومی از معیارهای پی‌جویی را برای محل ذخایر کشف نشده ارائه نمایند.

به‌علاوه باید گفت که مدل مفهومی به دست آمده از اندیس‌های شناخته شده در یک منطقه، میزان وقوع و وابستگی ذخایر معدنی را به صورت تابعی از حضور یا عدم حضور معیارهای اکتشافی و شواهد فضایی مهم بیان می‌کند. بنابراین با توجه به توضیحات فوق اگر در یک ناحیه، الگوها و شواهد مهم با

تعداد بیشتر نسبت به سایر نواحی حضور داشته باشند، این ناحیه احتمال امیدبخشی بیشتری را نسبت به سایر نقاط دارد. مدل مفهومی، چارچوبی را برای کمّی نمودن همراهی فضایی بین یک مجموعه از ذخایر شناخته شده با مجموعه شواهد و معیارهای اکتشافی، در منطقه مورد مطالعه، فراهم می‌آورد. کمّی نمودن همراهی فضایی بین ذخایر شناخته شده و مجموعه داده‌های شاهد و الگوهای فضایی خاص، شاخص‌هایی را آشکار می‌سازند که وابسته به وقوع ذخایر می‌باشند. این شاخص‌ها عموماً به صورت نقشه‌های پیشگو، تصویر و توصیف می‌شوند. این نقشه‌های پیشگو در نهایت به منظور مشخص نمودن حدود نواحی هدف در اکتشافات بعدی برای شناسایی محل ذخایر کشف نشده، تلفیق می‌شوند. در هر منطقه مورد مطالعه، برای تعیین شاخص حضور کانی‌سازی (P_D) برای یک ذخیره هدف (D) بر اساس محل ذخایر شناخته شده از نوع مورد جستجو (D)، می‌توان یک تابع به صورت f تعریف نمود که از تعدادی شاهد فضایی X_i (i از ۱ تا n، یعنی متغیرهای پیشگوی اکتشافی) تشکیل شده است. این تابع می‌تواند به صورت رابطه (۲-۳) بیان شود [Carranza,2008]:

رابطه (۲ـ۳)
$$P_D = f(X_i) = f\,(X_1, \dots, X_n)$$

برای یک منطقه مورد مطالعه، نقشه پراکندگی اندیس‌های شناخته شده از نوع D و دیگر نقشه‌های مربوط به متغیرهای پیشگو، به سلول‌هایی با اندازه مساوی و معمولاً مربع شکل تقسیم می‌شوند. شاخص حضور کانی‌سازی (P_D)، میزان شباهت[1] هر سلول واحد از منطقه را به محل یک ذخیره معین و شناخته شده نشان می‌دهد. هر کدام از نقشه‌های مربوط به شاهدهای فضایی X_i، خود به تعدادی کلاس و الگوی C_{ij} تقسیم می‌شوند که در آن j از ۱ تا m تغییر می‌کند و به معنی کلاس‌های مختلف یک نقشه شاهد است. برای هر سلول واحد در یک منطقه مورد مطالعه، P_D می‌تواند به صورت رابطه (۲-۴) نیز تعیین شود [Carranza,2008]:

[1]. Likehood

رابطه (۲-۴) $P_D = f(wC_{ji})_{i=1,\dots,n}^{j=1,\dots,m} = f\ (C_{11}, \dots, wC_{mn})$

در رابطه (۱ـ۴) wC_{ji} نشان‌دهنده وزن jاُمین الگو از iاُمین نقشه شاهد برای حضور ذخیره D است. در واقع این وزن نشان‌دهنده میزان همراهی فضایی الگوی j از نقشه شاهد معین X_i یعنی C_{ji} با ذخیره D است. وزن‌ها وابسته به میزان انطباق[1] یا همراهی بین ذخیره D و هر C_{ji} (هر الگو و در واقع هر کلاس) در هر یک از نقشه‌های شاهد X_i است. در نقشه‌های شاهد X، سلول‌های واحدی که به وسیله مقادیر بالای wC_{ji} مشخص می‌شوند در بیشتر مواقع خصوصیت زمین‌شناسی مشابه با سلول‌های دارای ذخایر شناخته شده، از نوع D را دارند. بنابراین دو معادله فوق مجموعاً شامل تحلیل‌های درون‌یابی و برون-یابی سلول‌های واحدی می‌باشند که احتمالاً شامل محل‌های ذخایر ناشناخته و کشف نشده از نوع D هستند. این تحلیل‌ها بر اساس همراهی و همبستگی فضایی بین الگوهای C_{ji} از نقشه‌های شاهد X_i با سلول‌های واحد دارای ذخایر شناخته شده از نوع D صورت می‌گیرد. روش‌های کمّی نمودن همراهی فضایی بین نقاط دارای کانی‌سازی و نقشه‌های شاهد مشخص به منظور تعیین وزن (W) هر الگو (C_{ji}) از هر نقشه شاهد (X_i) متفاوت است. بر این اساس روش‌های مختلف داده‌محور، انواع روش‌های تعیین وزن الگوهای شاهد و تولید نقشه‌های پیشگو و در نهایت ترکیب و تلفیق این نقشه‌های پیشگو، از طریق تابع f، برای تولید مدل پتانسیل معدنی یعنی در واقع به نقشه درآوردن شاخص حضور کانی-سازی (P_D) توسعه پیدا کرده است.

بنابراین به طور خلاصه در انواع مختلف روش‌های داده‌محور، با توجه به وجود اندیس‌های معدنی شناخته شده در یک منطقه و همچنین با توجه به این که شناخت مشخصات یک تیپ کانسار خاص در یک محیط زمین‌شناسی معلوم، بزرگ‌ترین راهنمای برنامه‌ریزان اکتشافی برای دستیابی به کانسارهای مشابه است، می‌توان اندیس‌های دیگری مشابه ذخایر شناخته شده را جستجو نمود. در بخش عمده ای از عملیات اکتشافی عوامل زمین‌شناسی مؤثر در اکتشاف در کنترل طراح پروژه نیستند. از جمله این عوامل می‌توان مشخصات کانسار مورد پی‌جویی را نام برد. این مشخصات را می-

[1]. Coincidence

توان از مطالعه اندیس‌های شناخته شده مشابه در یک منطقه به دست آورد و به اصطلاح مدل کانسارهای منطقه را مشخص نمود و سپس با یک طرح مناسب و چند مرحله‌ای به دنبال مناطقی گشت که دارای خصوصیاتی مشابه مدل به دست آمده باشند و آن مناطق را به عنوان اولویت اکتشافی در نظر گرفت.

۲-۱۳-۲- تحلیل جداسازی

تحلیل جداسازی یا تفکیک، مدت زیادی است که در اکتشافات ژئوشیمیایی استفاده می‌شود. عمده-ترین هدف استفاده از روش تحلیل جداسازی در اکتشافات ژئوشیمایی و در مدل‌سازی پتانسیل معدنی، طبقه‌بندی کلیه محل‌های منطقه مورد مطالعه به دو قسمت آنومالی یا کانی‌سازی، بر اساس مجموعه نمونه‌های آموزشی از انواع ذخایر شناخته شده، محل‌های فاقد ذخیره شناخته شده و همچنین وضعیت حضور یا عدم حضور مجموعه داده‌های دارای متغیرهای تفکیک‌کننده (پیشگوها) در محل مورد نظر می‌باشد. پرکاربردترین روش تحلیل جداسازی، اجرای تحلیل جداسازی خطی[۱] در سیستم اطلاعات جغرافیایی به‌منظور مدل‌سازی پتانسیل معدنی است.

تحلیل جداسازی خطی یک روش طبقه‌بندی نظارت شده[۲] برای حل مسائل طبقه‌بندی می‌باشد [Alpaydm, 2004]. در این روش تابع تفکیک (جداساز)[۳] می‌تواند یک بردار x را به عنوان ورودی دریافت نموده و آن را جزء یکی از k گروه (کلاس C_k) مورد نظر طبقه بندی کند (Bishop, 2006). به عبارت دیگر اگر یک گروه از متغیرهای مستقل وجود داشته باشند، تحلیل جداسازی می تواند ترکیب های خطی از متغیرها را پیدا کند که به بهترین حالت، گروه های مختلف را طبقه بندی و جدا می کنند. این توابع جدا کننده که ترکیب خطی از متغیرهای پیشگو می باشند، تابع تفکیک نامیده می شوند. عموما حداکثر تعداد توابع تفکیک کننده که می توانند برای طبقه بندی گروه هایی از داده

[1] . Linear discriminant analysis (LDA)
[2] . Supervised classification
[3] . Discriminant functions

ها استنتاج شوند و یا معادل تعداد گروه ها منهای ۱ است یا معادل تعداد متغیرهای پیشگو [Carranza, 2008].

به منظور مدل سازی پتانسیل معدنی، در محیط سیستم اطلاعات جغرافیایی با استفاده از روش تحلیل جداسازی خطی، از آنجایی که این روش یک تحلیل آماری است، باید نقشه های ورودی متغیرهای پیشگو و همچنین نقشه پراکندگی اندیس های شناخته شده به عنوان مناطق هدف، به صورت جدولی از اعداد تبدیل شوند. کاربرد این روش در مدل سازی پتانسیل معدنی مختلفی ارائه شده است، از جمله: Bonham-Carter and Chung (1983), Harris and Pan (1999), Harris et al. (2003), Pan and Harris (2006).

۲-۱۳-۳- رگرسیون لجستیکی

بی‌تردید تشکیل هر تیپ ذخیره معدنیِ مشخص، به فرآیندها و ساختارهای زمین‌شناسی مشخصی وابسته است. مطالعه تفصیلی و کمّی فرآیندهایی که در آنها یک متغیر وابسته (کانی‌سازی) بوسیله تعدادی متغیر مستقل (مثل گسل‌ها و توده‌های نفوذی) کنترل می‌شود، با استفاده از رگرسیون لجستیکی قابل اجرا است [Kendall and Buckland, 1982]. اساس روش رگرسیون لجستیکی همان رگرسیون چندمتغیره معمولی است. مدل‌های رگرسیون چندمتغیره می‌توانند در نقشه‌برداری پتانسیل معدنی برای شناسایی همراهی احتمالی نقاط دارای ذخایر معدنی، از نوع مشخص، به کار برده شوند. در روش رگرسیون وزن‌ها و میزان اهمیت الگوهای مختلف نقشه‌های شاهد بر اساس توزیع فضایی نمونه‌های آموزشی (نه قضاوت شخصی) در جاهایی که مجموعه نقاط آموزشی در دسترس هستند، محاسبه می‌شود [Daneshfar et al., 2006].

مسئله‌ای که در رگرسیون چندمتغیره معمولی وجود دارد این است که متغیر جواب، پیوسته بوده و بدون حد و مرز می‌باشد. بنابراین رگرسیون چندمتغیره معمولی روش مناسبی برای پیش‌بینی احتمال وقوع یک رویداد دوتایی (یعنی حضور یا عدم حضور کانی‌سازی) نیست. برای حل این مشکل می‌توان

از لگاریتم نسبت وقوع یک پیشامد، که لجیت[1] نامیده می‌شود، استفاده نمود و تابع لجستیکی (p) را تعریف نمود. به این ترتیب، در نهایت احتمال تجربی وقوع یا عدم وقوع کانی‌زایی به صورت Logit زیر قابل محاسبه خواهد بود [Daneshfar et al., 2006]:

رابطه (۲-۵)

$$P=\frac{e^{(b_0+b_1x_1+b_2x_2+\cdots+b_nx_n)}}{1+e^{(b_0+b_1x_1+b_2x_2+b_nx_n)}}$$

در این معادله p احتمال حضور یک پدیده برای یک سلول مشخص از یک نقشه می‌باشد. همچنین X_i ها شواهد فضایی و b_i ها ارزش و وزن هر شاهد فضایی می‌باشند. در این حالت p یک عدد احتمالی بین ۰ و ۱ خواهد بود که با استفاده از آن یک معیار خوب و احتمالی برای سنجش میزان احتمال حضور یک نوع کانی‌سازی خاص بر اساس شواهد مختلف قابل محاسبه می‌باشد. این مقدار می‌تواند به نقشه تبدیل شده و برای شناسایی مناطق امیدبخش مورد استفاده قرار گیرد. در مورد کاربرد روش رگرسیون لجستیکی در مدل‌سازی پتانسیل معدنی و شناسایی مناطق امید بخش مثال‌هایی در منابع زیر ارائه شده است: Chung and Agterberg (1980,1988), Bonham-Catrer and Chung (1983), Pan and Harris (2000), Carranza and Hale (2001b), Harris et al (2001, 2003, 2006), Daneshfar et al (2006)

۲-۱۳-۴- روش وزن‌های نشانگر

روش وزن‌های نشانگر[2] متداول‌ترین روش مدل‌سازی دومتغیره می‌باشد. این روش که اولین بار توسط Bonham-Carter (1989) ارائه گردید، احتمال کشف یک اندیس معدنی مانند D را در حضور شاهدی مانند B (آنومالی ژئوفیزیکی یا ژئوشیمیایی یا غیره) بر اساس تئوری احتمالات بیزین محاسبه می‌نماید. به منظور اجرای مدل‌سازی پتانسیل معدنی با استفاده از روش وزن‌های نشانگر، ابتدا جدولی تحت عنوان پارامترهای وزن نشانگر تولید می‌شود. سپس قسمت‌هایی از هر نقشه شاهد که شامل الگوهای دارای بالاترین تباین می‌باشند به عنوان نقاط مناسب جدا شده و این مکان‌ها بر روی یک نقشه خروجی دوتایی مشخص می‌گردند. زیرا در این حالت هر موقعیت یا مناسب است و یا مناسب

---

[1]. Logit

[2]. Weight of Evidence

نیست. در نهایت پس از انجام مراحل فوق و به دست آوردن کلیه نقشه‌های دوتایی حاصل از مطالعه وزن‌های نشانگر روی معیارها و روش‌های مختلف اکتشافی (زمین‌شناسی، گسل‌ها و غیره)، توزیع احتمال متأخر وجود یک اندیس معدنی در هر سلول از ناحیه مورد مطالعه به شرط وجود شواهد مختلف (نقشه‌های دوتایی)، به نقشه تبدیل شده و به عنوان خروجی این روش محسوب می‌گردد. پس از مطالعه بر روی این نقشه و انتخاب نقاط دارای بالاترین احتمال کانی‌سازی، می‌توان بهترین نقاط را برای متمرکز شدن بر روی آن‌ها و انجام عملیات اکتشافی تفصیلی مشخص نمود. کاربرد این روش در مدل‌سازی پتانسیل معدنی در منابع مختلفی ارائه شده است از جمله: Bonham Carter and Ageterber (1990), Ageterberg and Cheng (2002), Yousefi and Kamkar-Rounhani (2005), Porwal et al. (2003, 2006a), Coolbough and Bedell (2006).

۲-۱۳-۵- روش وزن‌های نشانگر مبسوط

همان‌طور که در قسمت قبل تشریح شد، در روش وزن‌های نشانگر برای هر معیار اکتشافی، ابتدا داده-های فضایی و نقشه‌هایی که عموماً چندکلاسه هستند، به نقشه‌های دوتایی پیشگو تبدیل می‌شوند. تبدیل نقشه‌های چندکلاسه به نقشه‌های دوتایی، ممکن است باعث از دست رفتن مقداری از اطلاعات با ارزش شود. بنابراین مدل‌سازی به روش وزن‌های نشانگر مبسوط[1] که از نقشه‌های شاهد چندتایی (چندکلاسه) استفاده می‌کند، به روش وزن‌های نشانگر دوتایی ترجیح داده می‌شود [Porwal et al., 2003]. پیشنهاد استفاده از روش وزن‌های مبسوط توسط Pan در سال ۱۹۹۶ میلادی مطرح شد (Pan, 1996). سپس در موارد مختلف توسط محققین مورد توسعه، کاربرد و استفاده قرار گرفت [Bonham–Carter and Agterberg, 1999; Porwal and Hale, 2000; Bolenus et al., 2001]. در این روش با در نظر گرفتن نقشه‌های شاهد M_i (i از ۱ تا n) که هر یک دارای k الگو (k کلاس) می‌باشند، می‌توان احتمال متأخر حضور یک نقطه کانی‌سازی از نوع مشخص D، در یک سلول واحد از منطقه مورد مطالعه را بر اساس قوانین احتمالات شرطی بیزین پیش‌بینی نمود.

[1]. Expanded Weight of Evidence

۲-۱۳-۶- شبکه‌های عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی مصنوعی یکی از روش‌های هوش مصنوعی و برگرفته از شبکه‌های عصبی طبیعی مغز انسان بوده و به طور وسیعی در علوم مهندسی برای الگوبرداری و تقلید از نحوه فکر و رفتار مغز انسان، در مواردی که نیاز به استفاده از هوش می‌باشد، به کار گرفته شده است [Nykanen, 2008]. استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی امکان توصیف و تشریح روابط غیرخطی موجود در بین متغیرهای محیط‌های طبیعی پیچیده، که فرآیندهای فیزیکی آنها مستقیماً قابل مشاهده نیست، طبقه‌بندی داده‌ها با استفاده از فرآیند آموزش و همچنین بررسی عدم قطعیت مربوط به داده‌های ورودی را فراهم می‌آورد [Zadeh,1997].

در اکتشاف مواد معدنی و شناسایی مناطق هدف اکتشاف، نحوه آرایش و ساختار ذخایر معدنی و همچنین محل وقوع آن‌ها، حاصل فعل و انفعالات پیچیده فرآیندهای مختلف زمین‌شناسی می‌باشد. اثرات این فرآیندها به طور غیرمستقیم در خصوصیات و شاهد زمین‌شناسی همراه ذخایر معدنی تجلی پیدا می‌کند [porwal et al., 2003]. توصیف وابستگی‌های بین متغیرهای پیشگو و ذخایر معدنی با توجه به تنوع شرایط طبیعی حاکم بر کانی‌سازی، پیچیده بوده و مدل‌سازی آن‌ها با استفاده از روش‌های خطی مشکل است. بنابراین با توجه به قابلیت شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌توان از آن‌ها در مدل‌سازی پتانسیل معدنی به نحو مطلوبی استفاده نمود [porwal et al., 2003].

باید توجه داشت که در شبکه‌های عصبی، داده‌های ورودی باید به صورت عددی باشند و در صورتی که دامنه تغییرات آنها کم باشد، عملکرد شبکه بهتر خواهد بود. بنابراین در مواردی که داده‌های ورودی کیفی بوده و یا در دامنه مناسبی قرار ندارند، باعث مشکل خواهند شد (porwal, 2006). این در حالیست که، در محیط طبیعی و به خصوص در مورد اطلاعات زمین‌شناسی، اغلب داده‌ها غیرعددی بوده و در قسمت‌هایی حتی داده وجود ندارد. نقشه‌های پیشگوی کیفی (غیرعددی) می‌توانند با استفاده از کدگذاری به نقشه‌های پیشگوی عددی تبدیل شوند. این کار می‌تواند با تبدیل نقشه‌های پیشگوی چندکلاسه دارای n الگو، به n نقشه پیشگو دوتایی انجام شود [porwal, 2006]. پس از

کدگذاری و تبدیل کلیه نقشه‌های پیشگو به داده‌های عددی باید فضای برداری ویژه ساخته شود. در مدل‌سازی پتانسیل معدنی هر الگوی پیشگو (هر خصوصیت و در واقع هر معیار اکتشافی واحد) می‌تواند به عنوان یک مؤلفه از یک بردار ویژه پیشگو (به طور خلاصه بردار ویژه) در نظر گرفته شود. بنابراین هر نقشه پیشگوی ورودی دوتایی می‌تواند به عنوان یک مؤلفه بردار ویژه که به صورت نقشه می‌باشد، تلقی گردد. مؤلفه‌های فضای برداری ویژه بر اساس خصوصیات در نظر گرفته شده برای هر بردار ویژه تعریف می‌شوند. یعنی در یک فضای برداری ویژه دارای N بردار، هر محل به وسیله مقادیر عددی یک بردار ویژه ورودی دارای n مؤلفه مشخص می‌گردد. هر خصو صیت در هر محل دارای یک مقدار عددی بوده که ترکیب کلیه این مقادیر در هر محل، مشخصه محل مورد نظر در فضای برداری ویژه خواهد بود [porwal, 2006]. در مورد بردارهای هدف (مقادیر هدف)، مقادیر متناظر مربوط به آن‌ها در بردارهای ویژه ورودی نیز باید تعریف و مشخص گردد تا شبکه از آن‌ها به عنوان نمونه‌های آموزشی استفاده کند. در مدل‌سازی پتانسیل معدنی محل اندیس‌های شناخته شده و محل‌های فاقد ذخیره بردارهای هدف می‌باشند که دارای مقادیر ۱ برای نشان دادن حضور ذخیره معدنی و مقادیر ۰ برای نمایش عدم حضور آن می‌باشند. محل‌های عدم وجود ذخیره عموماً مناطقی هستند که در خروجی سایر روش‌ها به عنوان مناطق دارای حداقل احتمال کانی‌سازی طبقه‌بندی شده‌اند. پس از مشخص شدن مقادیر بردارهای هدف، ماتریسی از بردارهای ویژه ورودی و خروجی (همان فضای برداری ویژه) تشکیل می‌شود که برای اجرای تجزیه و تحلیل مورد استفاده قرار می‌گیرد. لازم به ذکر است که در روش شبکه عصبی باید تعدادی نمونه (بردار هدف) نیز برای اعتبارسنجی در نظر گرفته شوند.

به هر حال پس از آماده‌سازی جدول بردارهای ویژه، مقادیر ستون‌های کلیه شاهدها به عنوان متغیرهای ورودی و مقادیر ستون (یا ستون‌های) متغیر هدف به عنوان خروجی به شبکه عصبی مصنوعی معرفی خواهد شد. با اجرای شبکه، برای هر بردار ویژه ورودی که در ماتریس آموزش قرار دارد، یک مقدار خروجی تولید می‌گردد. این مقدار به دست آمده با متغیر هدف مقایسه شده تا خطای

مربوطه محاسبه شود. سپس شبکه سعی می‌کند تا با تغییر پارامترهای خود خطا را به حداقل برساند. پس از به حداقل رسیدن خطا، همچنین آموزش و اعتبارسنجی شبکه، باید مقادیر سایر بردارهای مجهول، مورد تخمین و پیش‌بینی قرار گیرد و در نهایت مقادیر به دست آمده به نقشه تبدیل شود تا مدل پتانسیل معدنی تولید گردد. شبکه‌های عصبی مصنوعی در مدل‌سازی پتانسیل معدنی کاربردهای فراوانی داشته‌اند از جمله در منابع زیر: Rigol-Sanchez et al. (2003), Porwal et al. (2003, 2004), Harris et al., (2003), Skabar (2005, 2007), Porwal (2006), Harris and Sanborn-Barrie (2006), Nykanen (2008), Oh and Lee (2010)

۲-۱۳-۷- مدل‌های شبکه‌ای بیزین

روش شبکه‌ای بیزین[1] از تئوری احتمالات (قانون بیزین) در تصمیم‌گیری در شرایط عدم قطعیت و برای محاسبه احتمال وقوع رخدادها استفاده می‌کند و با توجه به این‌که کانی‌سازی یک متغیر و رخداد تصادفی است، می‌توان آن را با استفاده از مدل‌سازی به صورت فرآیند تصادفی بررسی نمود. البته ممکن است فرآیندی قطعی باشد ولی چون دسترسی به اطلاعات و دانش مربوطه به طور کامل (به‌خصوص در محیط‌های طبیعی) وجود ندارد، با استفاده از تئوری احتمالات می‌توان چنین سیستم-هایی را تحلیل نمود.

اصول شبکه‌های بیزین این است که یک سیستم پیچیده می‌تواند به تعدادی واحد تجزیه شود و هرم تغییر در این سیستم دارای تعدادی والدین و فرزند می باشد. والدین و فرزندان تمام متغیرها می‌توانند به هم مرتبط شوند تا نمایش جامعی از سیستم مدل شده ارائه دهند. همانند شبکه عصبی، داده‌های ورودی در شبکه بیزین نیز باید به صورت ماتریسی از بردارهای ویژه باشد. طبقه‌بندی با استفاده از مدل‌های شبکه‌ای بیزین شامل نوع خاصی از شبکه بیزین می‌باشد که فقط دارای یک متغیر برای طبقه‌بندی بوده و کلیه متغیرهای دیگر به عنوان خصوصیات و مشخصات توصیف کننده این متغیر طبقه‌بندی می‌شوند. متغیرطبقه‌بندی به عنوان مبدأ و ریشه شبکه بوده، بنابراین هیچ متغیر والدی ندارد در حالی‌که هر یک از سایر متغیرها حداقل یک متغیر والد دارند. یعنی ممکن است که برای یک

[1]. Bayesian Network

متغیر توصیف‌کننده، تعدادی متغیر توصیف‌کننده دیگر به عنوان والد باشند. یک متغیر هدف طبقه-بندی، می‌تواند دارای ۲ یا چند حالت باشد که هر حالت نشان‌دهنده یک گروه (طبقه یا تقسیم‌بندی) خاص برای آن است. همچنین یک متغیر توصیف‌کننده نیز می‌تواند دارای ۲ یا چند حالت باشد. وظیفه روش طبقه‌بندی شبکه‌ای بیزین این است که هر یک از بردارهای ویژه ورودی را که شامل حالت‌ها و مؤلفه‌هایی از خصوصیات هستند، در یک گروه خاص از متغیر طبقه‌بندی قرار دهد. به این منظور ابتدا شبکه باید بر اساس یک گروه از بردارهای ویژه طبقه‌بندی شده آموزش ببیند. در این حالت، شبکه قانون بیزین را برای محاسبه احتمالات متأخر تمام حالت‌های متغیر هدف طبقه‌بندی، بر اساس متغیرهای توصیف‌کننده در بردار ویژه، به کار برده و حالت کلاس (گروه) مورد نظر را پیش‌بینی می‌کند. در مدل‌سازی پتانسیل معدنی نیز برای هر واحد فضایی[1] (هر قسمت از ناحیه مورد مطالعه یا هر بردار ویژه دارای خصوصیات واحد)[2] که در آن ترکیب واحدی از الگوهای پیشگوی منحصر به فرد بر هم منطبق هستند، تخمین و پیش‌بینی طبقه‌ای که هر یک از بردارهای ویژه به آن تعلق دارند، به روش شبکه بیزین قابل اجراست. این پیش‌بینی برای تخصیص بردارهای ویژه به یکی از دو گروه کانی‌سازی (کانساردار) یا فاقد کانی‌سازی (عقیم)، با توجه به نوع کانی‌سازی مورد جستجو، صورت می‌گیرد. در مدل‌سازی پتانسیل معدنی اگر متغیر هدف طبقه‌بندی، یک متغیر دوتایی یعنی دارای کانی‌سازی یا فاقد کانی‌سازی در نظر گرفته شود، در آن صورت الگوها و شواهد پیشگو، به عنوان متغیرهای توصیف‌کننده متغیر هدف، خواهند بود و هر واحد فضایی نیز که دارای خصوصیات یکسانی در تمام سطح تحت پوشش خود است، به عنوان یک بردار ویژه در نظر گرفته می‌شود. سپس شبکه بیزین می‌تواند با توجه به بردارهای ویژه‌ای که طبقه آن‌ها از قبل مشخص است، مانند محل‌های دارای بردارهای ویژه شامل ذخیره شناخته شده و محل‌های فاقد ذخیره، آموزش ببیند و در نهایت تخمین و

---

[1]. Spatial unit

[2]. Unique conditions

پیش‌بینی لازم در مورد بردارهای ویژه‌ای که طبقه‌بندی نشده‌اند، صورت گرفته و نتایج به نقشه تبدیل گردد.

۲-۱۳-۸- ماشین برداری پشتیبان

روش ماشین برداری پشتیبان[1] (SVM) مانند شبکه عصبی مصنوعی و طبقه‌بندی شبکه‌ای بیزین یکی از روش‌های هوش مصنوعی است که بوسیله Vapnik (۱۹۹۵) ارائه شده و در موارد زیادی برای طبقه-بندی، رگرسیون و تخمین مورد استفاده قرار گرفته است. موارد کاربرد این روش بیشتر در رشته‌های مهندسی برق، الکترونیک و رایانه بوده و به طور محدودی در سنجش از دور (منابعی همچون Yang et al., 2007; Ernandeza et al., 2007; Chen and Ho, 2008)، تخمین ذخایر زغال [Lin et al., 2008]، مطالعات پوشش سطح زمین [Kavzoglu and Colkesen, 2009] و زمین‌شناسی مهندسی و ژئوتکنیک [Goh, 2007] و برخی موارد اندک دیگر به کار رفته است.

۲-۱۳-۹- روش توابع برآورد

روش توابع برآورد یا تخمین میزان اعتبار شواهد نیز یکی از روش‌های مدل‌سازی می‌باشد که بصورت داده‌محور در مدل‌سازی پتانسیل معدنی نیز بکار گرفته شده است. کاربرد دانش‌محور و داده‌محور این روش در مدل‌سازی پتانسیل معدنی را بصورت تفصیلی‌تر در فصل دوم مورد بحث قرار خواهیم داد.

۲-۱۴- تخمین دانش‌محور توابع برآورد

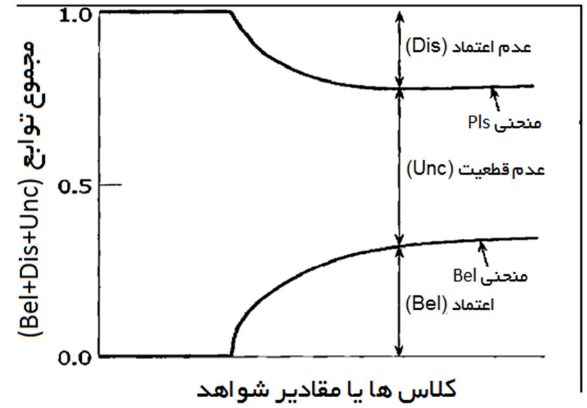
مفهوم ارزیابی و تعیین میزان احتمال و درجه معرف بودن مجموعه‌ای از شواهد پیش‌گو توسط تئوری دمپستر- شیفر[2] بیان می‌گردد. این تئوری ابتدا براساس تعمیم قانون احتمالات بیزین[3] به وجود آمد و اساس تئوری برآورد توابع مربوط به میزان اعتبار شواهد شواهد (EBF)[4]، شکل گرفت [Dempster, 1967, 1968]. سپس با تعریف دو تابع دیگر به نام‌های تابع اعتماد[5] و تابع باور یا معقول بودن[1]

---
[1]. Support Vector Machine
[2]. Dempster-Shafer
[3]. Baysian
[4]. Evidential Belief Functions (EBF)
[5]. Belief

[Shafer, 1976] به ترتیب حدود پایین و بالا احتمالات تعریف شده و از آن پس در موارد مختلف توسط افراد مختلف توسعه پیدا کرد و در تلفیق داده‌ها و اطلاعات برای مدل‌سازی و شناسایی مناطق امیدبخش در اکتشاف مواد معدنی استفاده گردید. براساس این روش (روش برآورد توابع مربوط به میزان اعتبار و اهمیت شواهد که از این پس در متن به اختصار به آن توابع برآورد اطلاق می‌گردد) برای یک الگوی شاهد فضایی، که در ارزیابی میزان اهمیت یک موقعیت در مدل‌سازی پتانسیل معدنی استفاده می‌شود، چهار مقدار (توابع برآورد) در فاصله بین ۰ و ۱ براساس میزان شاهد بودن الگوی مورد نظر تعیین می‌گردد. این مقادیر شامل اعتماد (Bel)، عدم اعتماد[۲] (Dis)، عدم قطعیت[۳] (Unc) و باور (Pls) می‌باشند. توابع اعتماد و باور به ترتیب نشان‌دهنده حد پایین و بالای میزان معرف بودن یک شاهد فضایی در یک موقعیت پیشنهاد شده برای مطالعات اکتشافی می‌باشند. بنابراین توابع باور و اعتماد مجموعاً نشان‌دهنده میزان مبهم بودن[۴] و غیر قطعی بودن ارزیابی هستند. تابع عدم قطعیت (Unc) نشان‌دهنده عدم شناخت[۵] یا تردید[۶] در مورد یک شاهد فضایی، در یک موقعیت برای پی‌جویی یک ذخیره خاص می‌باشد. مقدار تابع عدم قطعیت از اختلاف بین تابع اعتماد و تابع باور به دست می آید. تابع عدم اعتماد (Dis) نشان‌دهنده میزان عدم معرف بودن یک شاهد فضایی در یک موقعیت برای پی‌جویی یک ذخیره خاص می‌باشد. در شکل (۲-۲) روابط بین توابع برآورد نشان داده شده است.

---

[1]. Plausibility
[2]. Disbelief
[3]. Uncertainty
[4]. Vague
[5]. Ignorance
[6]. Doubt



شکل (۲-۲): روابط بین توابع برآورد [Carranza, 2008]

مجموع مقادیر توابع اعتماد، عدم قطعیت و عدم اعتماد برای یک شاهد فضایی برابر ۱ است. همچنین مجموع توابع باور و عدم اعتماد نیز برابر ۱ است. بنابراین روابط $Unc = Plc - Bel$ ، $Pls = Bel + Unc$ و $Bel = Pls + Unc$ برقرار است. میزان تابع عدم قطعیت تحت تأثیر نسبت بین تابع اعتماد و تابع عدم اعتماد است (Bel و Dis). اگر تابع عدم قطعیت برابر ۰ باشد، یعنی اطلاعات و دانش کافی و کامل در مورد شاهد فضایی وجود دارد، در این صورت $Bel + Dis = ۱$ و نسبت بین Bel و Dis برای یک شاهد، دارای حالتی دوتایی است یعنی طبق تئوری احتمالات $Dis = ۱ - Bel$ یا $Bel = ۱ - Dis$ است. حال اگر عدم قطعیت برابر ۱ باشد، یعنی هیچ اطلاعات و دانشی در مورد شاهد فضایی وجود نداشته و عدم شناخت و ابهام به طور کامل وجود دارد. در این صورت توابع Bel و Dis برای یک شاهد مشخص برابر ۰ می‌باشند. بنابراین در حالت عدم قطعیت کامل، تابع اعتماد و تابع عدم اعتماد وجود ندارند. البته در حالات طبیعی معمولاً عدم قطعیت نه برابر ۰ و نه برابر ۱ است بنابراین $۰ < Unc < ۱$ و در نتیجه $Dis = ۱ - Bel - Unc$ یا $Bel = ۱ - Dis - Unc$ می‌باشد. با توجه به این که عدم قطعیت معمولاً حضور دارد، نسبت بین Bel و Dis برای یک شاهد مشخص معمولاً دوتایی نیست و بنابراین برای یک شاهد مورد استفاده در محاسبات مدل‌سازی، نه تنها مقدار Bel بلکه مقادیر Dis و Unc نیز باید تخمین زده شوند. در کاربرد روش دمپستر- شیفر در مدل‌سازی و نقشه‌برداری پتانسیل معدنی، معمولاً دو تا از سه تابع Bel، Dis و Unc به منظور تعیین میزان تأیید یا عدم تأیید یک شاهد فضایی در معرف بودن یک تیپ کانی‌سازی مورد جستجو و همچنین میزان عدم قطعیت آن شاهد

فضایی در ابتدا تخمین زده می‌شوند. سپس تابع Pls به سادگی با استفاده از دو تابع دیگر محاسبه می گردد. تابع Pls در قانون تلفیق دمپستر استفاده نمی‌شود. تخمین هم‌زمان Bel و Dis معمولاً مشکل است، زیرا وابستگی دوتایی بین این توابع باعث نادیده گرفتن Unc می‌شود. تخمین با هم Dis و Unc نیز مشکل است، زیرا عدم اعتماد و تردید با هم تداخل دارند. بنابراین تخمین با هم Bel و Unc معمولاً آسان‌تر و راحت‌تر[1] است. در حالتی که $0 < Unc < 1$ است، Bel معمولاً کمتر یا معادل ۰/۵ برآورد می‌شود اما هرگز برابر ۰ نیست. ضمناً مقدار Unc از روش‌های زیر تخمین زده می‌شود.

- مقدار $Pls = Bel + Unc$ بیشتر از ۰/۵ بوده امام برابر ۱ نیست.
- مقادیر تخمینی Bel و Unc به طور معکوسی متغیر می‌باشند، یعنی وقتی یکی بیش‌تر شود، دیگری کمتر می‌گردد و برعکس.
- مقادیر تخمینی Dis نیز با تخمین مقادیر Bel و Unc به طور معکوس تغییر می‌کند.

سه شرط فوق برای ارائه وابستگی‌ها و روابط واقع‌بینانه در حالت $0 < Unc < 1$ مهم هستند. در مرحله اول عدم قطعیت بالاتر، اعتماد پایین‌تر را منجر می‌شود یا برعکس. در مرحله دوم اعتماد بالاتر، عدم اعتماد پایین‌تر را منجر خواهد شد و برعکس. بنابراین در حالت معمول یعنی در حالت $0 < Unc < 1$، تخمین‌های Bel به سمت ۰ میل می‌کنند، در حالی که $Pls = Bel + Unc$ به سمت ۱ می‌رود. شرایط فوق برای تخمین دانش‌محور Bel و Unc در حالتی که برای ارتباط بین شاهد فضایی و کانی‌سازی، عدم قطعیت کامل وجود دارد (یعنی $Unc = 1$) یا اطلاعات و دانش به‌طور کامل وجود دارد (یعنی $Unc = 0$) به کار نمی‌رود. مثالی از عدم قطعیت کامل ($Unc = 1$) در نقشه‌برداری پتانسیل معدنی، وقتی است که داده فضایی وجود ندارد. همچنین هیچ حالت قطعیت کامل ($Unc = 0$) در مدل‌سازی پتانسیل معدنی وجود ندارد زیرا اگر Unc برابر ۰ باشد، اصلاً نیازی به مدل‌سازی پتانسیل معدنی نخواهد بود. پس از تخمین Bel و Unc در حالت $0 < Unc < 1$، دو تابع باقی‌مانده یعنی Dis و Pls به‌سادگی براساس روابط بین توابع برآورد که قبلاً بیان گردید و در شکل (۲-۲) نیز نشان داده شد،

---

[1]. Convenient

برآورد می‌شوند. در عمل پارامترهای تخمین زده شده در روش توابع برآورد، در جدول خصوصیات همراه با نقشه‌های شاهد داده‌های فضایی مورد استفاده در مدل‌سازی پتانسیل معدنی، وارد می‌شوند. تخمین Bel شبیه تخمین امتیاز الگوهای شاهد مختلف در نقشه‌های چندکلاسه و همچنین تعیین امتیاز توابع عضویت فازی می‌باشد.

نقشه اعتماد دارای احتمالات جمع شده برای فرضیهٔ مکان درست است و حداقل احتمال برای فرضیهٔ مکان درست را نشان می‌دهد و در مکان‌هایی که شواهد مورد نظر در آن وجود دارند، میزان اعتقاد بالاتر است. از سوی دیگر، نقشه مقبولیت مناطق گسترده‌تری را نشان می‌دهد که احتمال بالاتری دارند. این نقشه برای فرضیهٔ درست، بالاترین احتمال ممکن را نشان می‌دهد. نقشه فواصل اعتقاد احتمال بالقوه را نشان می‌دهد؛ این تصویر همچنین به ارزشمندبودن جمع‌آوری اطلاعات بیشتر دلالت دارد که منجر می‌شود منطقه برای تحقیقات آینده دارای ارزش بالقوهٔ بیشتری باشد [سلمان‌ماهینی و کامیاب، ۱۳۹۰].

پس از تخمین کلیه توابع برآورد، باید این توابع که برای نقشه‌های شاهد مختلف برآورد شده‌اند، با هم تلفیق شوند تا امتیاز هر سلول واحد از منطقه مورد مطالعه به‌دست آید. در این حال به منظور تلفیق برای هر نقشه شاهد فضایی X_i (i از ۱ تا n)، چهار نقشه خصوصیت نشان‌دهنده توابع Bel، Dis، Pls و Unc تولید می‌شود. نقشه‌های توابع برآورد تولید شده برای نقشه شاهد $X_۱$ می‌توانند با نقشه‌های توابع برآورد تولید شده برای نقشه شاهد $X_۲$، براساس قانون دمپستر تلفیق شوند. این تلفیق می‌تواند به‌وسیله کاربرد عملگرهای AND و OR اجرا گردد. معادلات تلفیق نقشه‌های توابع برآورد تولید شده مربوط به دو نقشه شاهد فضایی $X_۱$ و $X_۲$ با استفاده از عملگر AND به صورت روابط (۲-۶) تا (۲-۸) بیان می‌گردد [Carranza, 2008]:

رابطه (۲-۶)

$$Bel_{X_1X_2} = \frac{Bel_{X_1} Bel_{X_2}}{\beta}$$

رابطه (۲-۷)

$$Dis_{X_1X_2} = \frac{Dis_{X_1} Dis_{X_2}}{\beta}$$

رابطه (۲-۸)

$$Unc_{X_1X_2} = \frac{Unc_{X_1} Unc_{X_2} + Bel_{X_1} Unc_{X_2} + Bel_{X_2} Unc_{X_1} + Dis_{X_1} Unc_{X_2} + Dis_{X_2} Unc_{X_1}}{\beta}$$

در معادلات، β از رابطه (۲-۹) به صورت زیر به دست می‌آید:

رابطه (۲-۹)

$$\beta = 1 - Bel_{X_1} Dis_{X_2} - Dis_{X_1} Bel_{X_2}$$

β یک عامل نرمال‌کننده جهت اطمینان از حالت $Bel + Unc + Dis = 1$ است. معادلات (۲-۱) و (۲-۲) افزاینده[1] هستند. بنابراین نتیجه کاربرد عملگر AND در تلفیق نقشه‌های Bel و همچنین در تلفیق نقشه‌های Dis، نقشه‌هایی است که در آن مقادیر خروجی به ترتیب نمایش دهنده میزان اعتماد و عدم اعتماد است. این نقشه‌ها برای یک موقعیت، که توسط شواهد فضایی ارزیابی شده، با استفاده از دو نقشه ورودی دارای انطباق فضایی تولید می‌شوند. در معادله (۲-۳) هر دو مورد جابه‌جایی[2] و اجماع پذیری[3] (شرکت‌پذیری) وجود دارد. بنابراین نتیجه کاربرد عملگر AND در تلفیق دو نقشه Unc، نقشه ای است که در آن مقادیر خروجی به وسیله شواهد فضایی با عدم قطعیت زیاد در هر یک از دو نقشه ورودی کنترل می‌گردد. بنابراین عملگر AND در ترکیب دو شاهد فضایی مکمل[4] هم X_1 و X_2، به منظور ارزیابی یک موقعیت در مدل‌سازی پتانسیل معدنی مناسب است. به عنوان مثال در اکتشافات

1. Multiplicative
2. Commutative
3. Associative
4. Supplementary

مواد معدنی فاصله از گسل (مجاورت با گسل) و همچنین آنومالی‌های ژئوشیمیایی رسوبات آبراهه‌ای می‌توانند دو مجموعه از شواهد فضایی مکمل هم برای وقوع ذخایر معدنی تلقی گردند. زیرا انواعی از ذخایر معدنی مثلاً ذخایر طلای اپی‌ترمال در امتداد گسل‌ها بوده و همچنین اگر در سطح باشند، می توانند عناصر فلزی را آزاد ساخته و در سیستم آبراهه‌ها باعث تمرکز فلزات در حد آنومالی در رسوبات گردند. بنابراین کاربرد عملگر AND در ترکیب دو شاهد، خروجی را در بر دارد که در آن مناطق معرفی شده توسط هر دو شاهد تأیید شده است. بعد از به کار بردن معادلات (۲-۱۰) تا (۲-۱۲)، مقدار $Pls_{X_1X_2}$ با استفاده از روابط موجود، قابل محاسبه است. تلفیق نقشه‌های توابع برآورد ایجاد شده مربوط به دو نقشه شاهد فضایی X_1 و X_2 با استفاده از عملگر OR به صورت روابط (۲-۵) تا (۲-۷) بیان می‌گردد [Carranza, 2008]:

رابطه (۲-۱۰)

$$Bel_{X_1X_2} = \frac{Bel_{X_1}Bel_{X_2} + Bel_{X_1}Unc_{X_2} + Bel_{X_2}Unc_{X_1}}{\beta}$$

رابطه (۲-۱۱)

$$Dis_{X_1X_2} = \frac{Dis_{X_1}Did_{X_2} + Dis_{X_1}Unc_{X_2} + Dis_{X_2}Unc_{X_1}}{\beta}$$

رابطه (۲-۱۲)

$$Unc_{X_1X_2} = \frac{Unc_{X_1}Unc_{X_2}}{\beta}$$

در معادلات (۲-۵) تا (۲-۷)، مقدار β از همان معادله (۲-۴) محاسبه می شود. روابط (۲-۵) و (۲-۶) هم جابه‌جا پذیر و هم اجماع‌پذیر هستند. بنابراین نتیجه کاربرد عملگر OR در تلفیق نقشه‌های Bel و همچنین در تلفیق نقشه‌های Dis، نقشه‌هایی است که در آن‌ها مقادیر خروجی به وسیله شواهد فضایی به ترتیب با میزان اعتماد زیاد و عدم اعتماد بالا در هر یک از دو نقشه ورودی کنترل می‌شوند. با توجه به این‌که معادله (۲-۹) افزاینده می‌باشد، بنابراین نتیجه کاربرد عملگر OR در تلفیق دو نقشه Unc، نقشه‌ای است که در آن مقادیر خروجی به وسیله شواهد فضایی با عدم قطعیت پایین در هر یک از دو نقشه ورودی کنترل می‌گردد. بنابراین عملگر OR در ترکیب دو نقشه شاهد فضایی مکمل هم

X_1 و X_2، به منظور ارزیابی یک موقعیت در مدل‌سازی پتانسیل معدنی مناسب است و خروجی ترکیب دو شاهد، مناطقی را معرفی می‌کند که در آن‌ها محل حضور حداقل یکی از دو شاهد تأیید شده است. همان‌طور که قبلاً گفته شد، در اکتشافات مواد معدنی فاصله از گسل (مجاورت با گسل) و همچنین آنومالی‌های ژئوشیمیایی می‌توانند دو مجموعه از شواهد فضایی مکملِ هم برای وقوع ذخایر معدنی تلقی گردند. در حالت تلفیق با عملگر OR تمام مناطق در مجاور گسل و همچنین محل تمام آنومالی‌های ژئوشیمیایی لزوماً منطبق با محل حضور کانی‌سازی نیستند.

بعد از به کار بردن ۳ معادله (۲-۵)، (۲-۶) و (۲-۷)، مقدار $Pls_{X_1X_2}$، با استفاده از روابط موجود، قابل محاسبه است. طبق قانون تلفیق دمپستر در هر زمان فقط دو نقشه از شواهد فضاییِ توابع برآورد، قابل ترکیب می‌باشند، بنابراین برای تلفیق نقشه‌های شاهد X_2 تا X_n باید نقشه‌ها را یکی پس از دیگری با به کار بردن مناسب معادلات (۲-۱) تا (۲-۷) تلفیق نمود. در نهایت مقدار نهایی Bel به عنوان شاخصی برای کانی‌سازی در نظر گرفته می‌شود. به علاوه با توجه به این‌که معادلات (۲-۱) افزاینده است، در حالی که معادله (۲-۵) اجماع‌پذیر و جابه‌جا پذیر است، نقشه خروجی تلفیقی Bel که از معادله (۲-۱) استنتاج شده خیلی مشابه نتایج تلفیق با معادله (۲-۵) نیست. یعنی این‌که مقادیر تلفیقی حاصل از توابع برآورد مختلف نباید به صورت مطلق و جداگانه تفسیر شوند، بلکه باید نسبت به هم مقایسه و تفسیر گردند. بنابراین در مدل‌سازی پتانسیل معدنی، مقادیر تلفیق Bel نشان‌دهنده میزان نسبی احتمال وقوع ذخایر معدنی می‌باشد. همانند مدل‌سازی پتانسیل معدنی به روش منطق بولی و منطق فازی، تلفیق توابع برآورد با استفاده از عملگرهای منطق بولی نیز می‌تواند در مدل‌سازی مفید باشد.

۲-۱۵- تخمین داده‌محور توابع برآورد

همان‌طور که پیش از این بیان شد، برآورد توابع شاهد (EBF) که بر اساس تئوری ارزش‌دهی به شواهد و تعیین میزان مورد اعتماد بون آنها (Dempster 1967; Shafer,1976) بنا شده است، عموماً برای مدل‌سازی دانش‌محور پتانسیل معدنی به کار می‌رود. ولی نوع تعدیل‌شده این روش می‌تواند برای

مدل‌سازی داده‌محور پتانسیل معدنی نیز به کار رود. ویژگی روش داده‌محور آن است که برخلاف روش دانش‌محور، توابع برآورد به صورت تخمینی و بر اساس شناخت و تجربه محقق تعیین نمی‌گردند، بلکه این توابع چهارگانه (شامل اعتماد (Bel)، عدم اعتماد (Dis)، عدم قطعیت (Unc) و باور (Pls)، برای هر یک از کلاس‌های C_{ji} (j اُمین کلاس از i اُمین نقشه شاهد) بر اساس تعداد اندیس‌های شناخته شده موجود در هر کلاس محاسبه می‌شوند.

در روش داده‌محور توابع برآورد، پس از محاسبه توابع برآورد برای کلاس‌های مختلف، نقشه‌های مربوط به هر یک از توابع برآورد برای هر یک از نقشه‌های شاهد فضایی به صورت مجزا تولید می-گردد. و نهایتاً در مرحله آخر برای تلفیق نتایج به دست آمده و تهیه نقشه‌های پیشگو از قوانین دمپستر استفاده می‌گردد که در بخش قبلی به آنها اشاره شد. در منابع زیر مثال‌هایی از کاربرد روش داده‌محور توابع برآورد برای مدل‌سازی پتانسیل معدنی وجود دارد:

Chung & Fabbri (1993), Carranza et al., (2005, 2008a, 2008v, 2008c), Carranza & sadeghi (2010), Carranza & Sadeghi (2010).

۲-۱۶- تخمین داده‌محور توابع برآورد در محیط سیستم اطلاعات جغرافیایی

بر فرض یک منطقه با مساحت T دارای تعداد سلول‌های واحد N(T) می‌باشد. در این منطقه تعدادی ذخایر شناخته شده از نوع D نیز وجود دارد که تعداد سلول‌های در برگیرنده آن‌ها N(D) می‌باشد. این منطقه فرضی در شکل (۲-۲) نشان داده شده است.

فرض تعداد i نقشه شاهد فضایی X_i (i از ۱ تا n) که هر یک دارای تعداد j اُلگو (j از ۱ تا m) می‌باشد، یعنی تعدادی کلاس C_{ji}، به عنوان معیارهای شناسایی مشخص وجود دارند. هر j اُمین الگو از i اُمین نقشه شاهد فضایی (X_i)، یعنی هر کلاس C_{ji}، دارای تعداد سلول واحد $N(C_{ji})$ می‌باشد. مجموع تعداد سلول‌های تحت پوشش کلاس‌های مختلف در هر نقشه شاهد برابر تعداد کل سلول‌های واحد یعنی N(T) می‌باشد. از طریق هم‌پوشانی یک نقشه دوتایی از ذخایر شناخته شده D (دارای دو کلاس ذخیره و فاقد ذخیره) روی هر نقشه شاهد چندکلاسه، تعداد سلول‌های تحت پوشش هر کلاس یعنی

تعداد سلول‌های C_{ji}، (یا $N(C_{ji})$)، که با سلول‌های تحت پوشش ذخایر شناخته شده از نوع D تطابق دارند، یعنی $N(C_{ji} \cap D)$ تعیین می‌شود. بنابراین تعداد سلول‌های C_{ji} که با سلول‌های تحت پوشش ذخایر شناخته شده D تطابق ندارند، یعنی $N(C_{ji}) - N(C_{ji} \cap D)$ نیز قابل اندازه‌گیری است. در این حالت مقادیر N(T)، N(D)، $N(C_{ji})$ و $N(C_{ji} \cap D)$ در روش داده‌محور تخمین توابع برآورد استفاده می‌شوند. میزان اعتماد به هر C_{ji} یعنی $Bel_{C_{ji}}$ برای هر الگو یا کلاس C_{ji} (j از ۱ تا m) در هر نقشه شاهد فضایی X_i (i از ۱ تا n) با در نظر گرفتن ذخیره شناخته شده از نوع مشخص D، به صورت رابطه (۲ـ۱۳) محاسبه می‌شود. (Carranza et al., 2005):

رابطه (۲-۱۳)

$$Bel_{Cji} = \frac{N(C_{ji} \cap D)}{N(C_{ji})}$$

میزان عدم اعتماد به هر C_{ji} (j از ۱ تا m)، یعنی Dis_{Cji} برای هر الگو یا کلاس در هر نقشه شاهد فضایی X_i (i از ۱ تا n) با در نظرگرفتن ذخیره شناخته شده از نوع مشخص D، به صورت رابطه (۲ـ۱۴) محاسبه می‌شود (Carranza et al., 2005):

رابطه (۲-۱۴)

$$Dis_{Cji} = \frac{N(C_{ji}) - N(C_{ji} \cap D)}{N(C_{ji})}$$

در مرحله بعد میزان عدم قطعیت، یعنی Unc_{Cji}، برای هر الگو یا کلاس C_{ji} (j از ۱ تا m) در هر نقشه شاهد فضایی X_i (i از ۱ تا n) با در نظر گرفتن ذخیره شناخته شده از نوع مشخص D، بر اساس روابط بین توابع برآورد با استفاده از رابطه (۲ـ۱۵) به صورت زیر محاسبه می‌گردد (Carranza et al., 2005):

رابطه (۲-۱۵)

$$Unc_{Cji} = 1 - \frac{N(C_{ji} \cap D)}{N(C_{ji})} - \frac{N(C_{ji}) - N(C_{ji} \cap D)}{N(C_{ji})} = 1 - Bel_{Cji} - Dis_{Cji}$$

میزان تابع باور یعنی Pls_{Cji} نیز برای هر الگو یا کلاس C_{ji} (j از ۱ تا m) در هر نقشه شاهد فضایی X_i (i از ۱ تا n) با در نظر گرفتن ذخیره شناخته شده از نوع مشخص D، بر اساس روابط بین توابع برآورد از طریق کاربرد رابطه (۲-۱۶) به صورت زیر محاسبه می‌شود:

رابطه (۲-۱۶)
$$Pls_{Cji} = Bel_{Cji} - Dis_{Cji}$$

در کاربرد روابط (۲ـ۸) تا (۲ـ۱۰) دو مسئله وجود دارد. اول این که چون $N(C_{ji}) = N(C_{ji} \cap D) + [N(C_{ji}) - N(C_{ji} \cap D)]$ است، بنابراین Unc_{Cji} در رابطه (۲ـ۱۰) برابر ۰ خواهد بود، در حالی‌که همیشه عدم‌قطعیت وجود دارد. مسئله دوم این است که روابط (۲ـ۱۳) و (۲ـ۱۴) به ترتیب، احتمال شرطیِ وجود یا عدم‌وجود یک ذخیره از نوع مورد جستجو را نشان می‌دهند. بنابراین تخمین هر دو تابع Bel_{Cji} و Dis_{Cji} در روابط (۲ـ۱۳) و (۲ـ۱۴) فقط میزان وابستگی بین j اُمین کلاس یعنی C_{ji} از i اُمین نقشه شاهد فضایی X_i را با ذخیره از نوع D نشان می‌دهند اما وابستگی بین j اُمین کلاس (C_{ji}) با m اُمین کلاس (C_{ji}) را در i اُمین نقشه شاهد فضایی (X_i) ارائه نمی‌دهند. اثبات شده که وابستگی‌های بین کلاس‌ها در یک نقشه شاهد، صرف نظر از وابستگی آن‌ها به ذخایر شناخته شده (D)، باید به صورت روابط ریاضی در تابع f در نظر گرفته شده و برای ترکیب نقشه‌های پیش‌گو در مدل‌سازی پتانسیل معدنی استفاده شود (Chung and Fabbri, 1993). بنابراین روابط (۲ـ۱۳) تا (۲ـ۱۵) تعدیل شده و این روابط تعدیل شده که در ادامه بیان می‌گردند، می‌توانند برای حل مشکل فوق مورد استفاده قرار گیرند.

Bel_{Cji} برای هر الگو یا کلاس C_{ji} (j از ۱ تا m) در هر نقشه شاهد فضایی X_i (i از ۱ تا n) با در نظر گرفتن ذخیره شناخته شده از نوع مشخص D، می‌تواند با استفاده از روابط (۲-۱۷) و (۲-۱۸) به صورت زیر محاسبه شود (Carranza et al., 2005):

رابطه (۲-۱۷)
$$Bel_{Cji} = \frac{W_{C_{ji}D}}{\sum_{j=-1}^{m} W_{C_{ji}D}}$$

رابطه (۲-۱۸)

$$W_{C_{ji}D} = \frac{\frac{N(C_{ji} \cap D)}{N(C_{ji})}}{\frac{N(D) - N(C_{ji} \cap D)}{N(T) - N(C_{ji})}}$$

صورت کسر در رابطه (۲ـ۱۸) احتمال شرطی حضور ذخیره D در حالت حضور الگوی (کلاس) C_{ji} می باشد، یعنی ذخیره هدف و مورد جستجو در داخل الگوی شاهد C_{ji} حضور دارد. مخرج کسر در رابطه (۲ـ۱۳) نشان دهنده احتمال شرطی حضور ذخیره D در حالت عدم حضور الگوی شاهد C_{ji} است، یعنی ذخیره هدف و مورد جستجو در خارج از الگوی شاهد C_{ji} حضور دارد. بنابراین $W_{C_{ji}D}$ وزن نسبی هر C_{ji} برای حضور D است و درمقایسه با حالتی که به طور شانسی مناطق انتخاب شوند، احتمال حضور ذخیره با بیش‌تر شدن این وزن افزایش می‌یابد. از این رو Bel_{Cji} در رابطه (۲ـ۱۷) میزان شدت نسبی همراهی بین j اُمین کلاس در i اُمین نقشه شاهد فضاییX_i یعنی C_{ji} را با ذخیره D ارائه می-دهد که قابل مقایسه با شدت همراهی فضایی بین m اُمین کلاس i اُمین نقشه شاهد فضایی X_i یعنیC_{mi} با ذخیره D است.

Dis_{Cji} برای هر الگو یا کلاس C_{ji} (j از ۱ تا m) در هر نقشه شاهد فضایی X_i (i از ۱ تا n) با در نظرگرفتن ذخیره شناخته شده از نوع D، می تواند به صورت روابط (۲ـ۱۹) و (۲ـ ۲۰) محاسبه شود (Carranza et al., 2005):

رابطه (۲-۱۹)

$$Dis_{Cji} = \frac{W_{C_{ji}\bar{D}}}{\sum_{j=-1}^{m} W_{C_{ji}\bar{D}}}$$

رابطه (۲-۲۰)

$$W_{C_{ji}\bar{D}} = \frac{\frac{N(C_{ji}) - N(C_{ji} \cap D)}{N(C_{ji})}}{\frac{N(T) - N(D) - [N(C_{ji}) - N(C_{ji} \cap D)]}{N(T) - N(C_{ji})}}$$

در روابط فوق $\bar{D}$ یعنی که سلول مورد نظر دارای ذخیره از نوع D نیست (شناخته نشده است). صورت کسر در رابطه (۲-۲۰) احتمال شرطی عدم حضور ذخیره D در حالت عدم حضور الگوی شاهد C_{ji} است. یعنی ذخیره هدف و مورد جستجو در خارج از الگوی شاهد C_{ji} حضور دارد. مخرج کسر در

رابطه (۲ـ۱۵) احتمال شرطی عدم حضور ذخیره D در حالت عدم حضور الگوی شاهد C_{ji} است. یعنی ذخیره هدف و مورد جستجو در داخل الگوی شاهد C_{ji} حضور دارد. بنابراین $W_{C_{ji}\bar{D}}$ وزن نسبی هر C_{ji} برای حضور D است و باحضور C_{ji}، احتمال عدم حضور ذخیره بیش‌تر از احتمال حضور ذخیره است. برعکس $W_{C_{ji}\bar{D}}$ وزن نسبی هر C_{ji} برای حالت $\bar{D}$ (عدم حضور D) خواهد بود و در این حالت احتمال حضور ذخیره با عدم حضور C_{ji} افزایش می‌یابد. به‌طور خلاصه، یعنی با افزایش مقدار $W_{C_{ji}\bar{D}}$ ، C_{ji} برای حضور ذخیره نوع D شاهد مناسبی نیست. از این رو اگر $W_{C_{ji}\bar{D}}$ برای کلاس‌های مختلف یک نقشه شاهد محاسبه شود، مقدار آن در رابطه (۲ـ۱۹) میزان شدت نسبی همراهی بین j اُمین کلاس در i اُمین نقشه شاهد فضایی X_iیعنی C_{ji} را با $\bar{D}$ (با عدم حضور ذخیرهD) ارائه می‌دهد که قابل مقایسه با شدت همراهی فضایی بین m اُمین کلاس در i اُمین نقشه شاهد فضایی یعنی با $\bar{D}$ می باشد. بنابراین در این حالت میزان اهمیت دو کلاس مختلف قابل ارزیابی و مقایسه است.

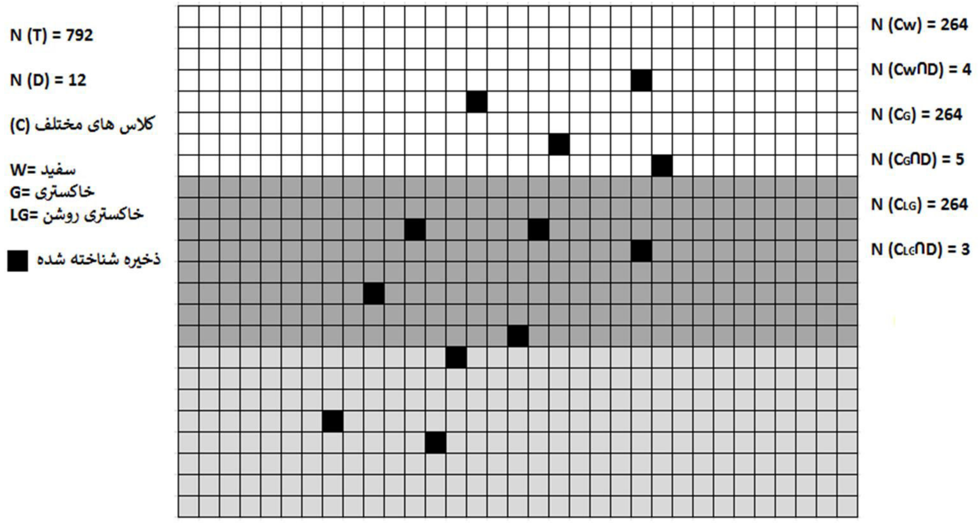
وقتی شدت نسبی همراهی فضایی j اُمین کلاس C_{ji} در i اُمین نقشه شاهد فضایی X_i با D و $\bar{D}$ در نظر گرفته می‌شود، دو نتیجه حاصل می‌گردد: اول این که برای هر j اُمین کلاس در i اُمین نقشه شاهد فضایی X_i یعنی C_{ji} ، دو مقدار Bel_{Cji} و Dis_{Cji} به ترتیب بر اساس روابط (۲ـ۱۷) و (۲ـ۱۹) در فاصله بین ۰ و ۱ تخمین زده می‌شود که بر طبق مفهوم احتمال می‌باشند. دوم این که برای هر j اُمین کلاس در i اُمین نقشه شاهد فضایی X_i یعنی C_{ji} ، مجموع مقادیر Bel_{Cji} و Dis_{Cji} کم‌تر از ۱ است که باعث می‌شود عدم قطعیت (Unc_{Cji}) نیز به صورت رابطه (۲ـ۲۱) پیش‌بینی و مدل گردد (Carranza et al., 2005):

رابطه (۲-۲۱)

$$Unc_{Cji} = 1 - \frac{W_{C_{ji}D}}{\sum_{j=-1}^{m} W_{C_{ji}D}} - \frac{W_{C_{ji}\bar{D}}}{\sum_{j=-1}^{m} W_{C_{ji}\bar{D}}} = 1 - Bel_{C_{ji}} - Dis_{C_{ji}}$$

بنابراین در مدل‌سازی پتانسیل معدنی داده‌محور، تعیین مقادیر Bel، Dis و Unc برای هر یک از کلاس‌های نقشه‌های شاهد، در واقع میزان همراهی فضایی بین محل ذخایر هم‌نوع ذخایر مورد جستجو را با کلاس‌های (الگوهای) مختلف شواهد فضایی در نقشه‌های شاهد مشخص می‌کند.

همچنین تعیین این مقادیر مشخص کننده وزن نسبی کلاس‌های مختلف و مقدار وابستگی آن‌ها در هر نقشه شاهد با در نظر گرفتن D و $\overline{D}$ خواهد بود. کاربرد روابط (۲-۱۷)، (۲-۱۹) و (۲-۲۱) برای یک سری داده‌های فرضی در شکل (۲-۳) آمده است.



شکل (۲-۳): منطقه فرضی با ۱۲ اندیس شناخته شده و محاسبه داده‌محور توابع برآورد [Carranza, 2008]

تخمین $\mathrm{Bel}_{\mathrm{C_{ji}}}$ $\mathrm{Bel}_{\mathrm{C_w}} = 0.322\ \mathrm{Bel}_{\mathrm{C_G}} = 0.467\ \mathrm{Bel}_{\mathrm{C_{LG}}} = 0.210$

تخمین $\mathrm{Dis}_{\mathrm{C_{ji}}}$ $\mathrm{Dis}_{\mathrm{C_w}} = 0.333\ \mathrm{Dis}_{\mathrm{C_G}} = 0.332\ \mathrm{Dis}_{\mathrm{C_{LG}}} = 0.334$

تخمین $\mathrm{Unc}_{\mathrm{C_{ji}}}$ $\mathrm{Unc}_{\mathrm{C_w}} = 0.345\ \mathrm{Unc}_{\mathrm{C_G}} = 0.201\ \mathrm{Unc}_{\mathrm{C_{LG}}} = 0.456$

در مورد این داده‌های فرضی، مقادیر اعتماد (Bel) با استفاده از روابط (۲-۱۷) و (۲-۱۸) با طی مراحل زیر محاسبه شده‌اند:

$$\mathrm{Bel}_{Cw} = \frac{W_{C_w}}{W_{C_w} + W_{C_G} + W_{C_{LG}}}$$

$$\mathrm{Bel}_{Cw} = \frac{W_{C_G}}{W_{C_w} + W_{C_G} + W_{C_{LG}}}$$

$$\mathrm{Bel}_{Cw} = \frac{W_{C_{LG}}}{W_{C_w} + W_{C_G} + W_{C_{LG}}}$$

$$W_{C_w} = \frac{\dfrac{\text{تعداد سلول های دارای اندیس که در کلاس سفید واقع شده اند}}{\text{تعداد کل سلول های کلاس سفید رنگ}}}{\dfrac{\text{تعداد سلول های دارای اندیس که در کلاس سفید واقع شده اند} - \text{تعداد کل سلول های اندیس های منطقه در کل محدوده مورد بررسی}}{\text{تعداد کل سلول های کلاس سفید رنگ} - \text{تعداد کل سلول های محدوده مورد بررسی}}}$$

$$W_{C_w} = \frac{\dfrac{4}{264}}{\dfrac{(12-4)}{(792-264)}} = 1$$

$$W_{C_G} = \frac{\dfrac{5}{264}}{\dfrac{(12-5)}{(792-264)}} = 1.43$$

$$W_{C_{LG}} = \frac{\dfrac{3}{264}}{\dfrac{(12-3)}{(792-264)}} = 0.67$$

$$\mathrm{Bel}_{Cw} = \frac{1}{3.1} = 0.322$$

$$\mathrm{Bel}_{Cw} = \frac{1.43}{3.1} = 0.467$$

$$\mathrm{Bel}_{Cw} = \frac{0.67}{3.1} = 0.210$$

همچنین در مورد این داده‌های فرضی، مقادیر عدم‌اعتماد (Dis) با استفاده از روابط (۲-۱۹) و (۲-۲۰) با طی مراحل زیر محاسبه شده‌اند:

$$\mathrm{Dis_{CW}} = \frac{\mathrm{W_{C\overline{w}}}}{\mathrm{W_{C\overline{w}}} + \mathrm{W_{C\overline{G}}} + \mathrm{W_{C\overline{LG}}}}$$

$$\mathrm{Dis_{CG}} = \frac{\mathrm{W_{C\overline{G}}}}{\mathrm{W_{C\overline{w}}} + \mathrm{W_{C\overline{G}}} + \mathrm{W_{C\overline{LG}}}}$$

$$\mathrm{Dis_{CLG}} = \frac{\mathrm{W_{C\overline{LG}}}}{\mathrm{W_{C\overline{w}}} + \mathrm{W_{C\overline{G}}} + \mathrm{W_{C\overline{LG}}}}$$

$$\mathrm{W_{C\overline{w}}} = \frac{\dfrac{\text{تعداد سلول های دارای اندیس که در کلاس سفید واقع شده اند} - \text{تعداد کل سلول های کلاس سفید رنگ}}{\text{تعداد کل سلول های کلاس سفید رنگ}}}{\dfrac{\text{تعداد سلول های دارای اندیس که در کلاس سفید واقع شده اند} - \text{تعداد کل سلول های کلاس سفید رنگ} - \text{تعداد کل سلول های اندیس های منطقه در کل محدوده مورد بررسی} - \text{تعداد کل سلول های منطقه مورد بررسی}}{\text{تعداد کل سلول های کلاس سفید رنگ} - \text{تعداد کل سلول های محدوده مورد بررسی}}}$$

$$\mathrm{W_{C\overline{w}}} = \frac{\dfrac{264-4}{264}}{\dfrac{792-12-264-4}{792-264}} = 1.00$$

$$\mathrm{W_{C\overline{G}}} = \frac{\dfrac{264-5}{264}}{\dfrac{792-12-264-5}{792-264}} = 0.99$$

$$\mathrm{W_{C\overline{LG}}} = \frac{\dfrac{264-3}{264}}{\dfrac{792-12-264-3}{792-264}} = 1.01$$

$$\mathrm{Dis_{CW}} = \frac{1.00}{1.00+0.99+1.01} = 0.333$$

$$\mathrm{Dis_{CG}} = \frac{0.99}{1.00+0.99+1.01} = 0.332$$

$$\mathrm{Dis_{CLG}} = \frac{1.01}{1.00+0.99+1.01} = 0.334$$

در پایان با یک محاسبه ساده و با استفاده از رابطه (۲-۲۱) مقادیر عدم‌قطعیت (Unc) محاسبه می‌گردد.

شکل (۲ـ۳) نشان‌دهنده این است که کلاس‌هایی از شواهد که دارای بیش‌ترین چگالی ذخایر می‌باشند، دارای بالاترین مقدار $\mathrm{Bel_{C_j}}$ و حداقل مقدار $\mathrm{Dis_{C_j}}$ و $\mathrm{Unc_{C_j}}$ می‌باشند. مثال فرضی همچنین نشان می‌دهد که کلاس‌هایی از شواهد فضایی با کم‌ترین چگالی ذخایر دارای حداقل مقدار و بالاترین مقادیر $\mathrm{Dis_{C_j}}$ می‌باشند. علاوه بر این، تخمین داده‌محور توابع برآورد بر اساس داده‌های ساختگی شکل (۲ـ۳) نشان می‌دهد که مقدار Bel مقیاسی برای اندازه‌گیری شدت نسبی همراهی فضایی بین ذخایر هدف و مورد جستجو با الگوهای (کلاس های) مختلف شواهد فضایی است و هر دو پارامتر Dis و

Unc نشان دهنده شدت نسبی عدم همراهی فضایی بین ذخایر هدف مورد جستجو با الگوهای (کلاس‌های) شواهد فضایی می‌باشند.

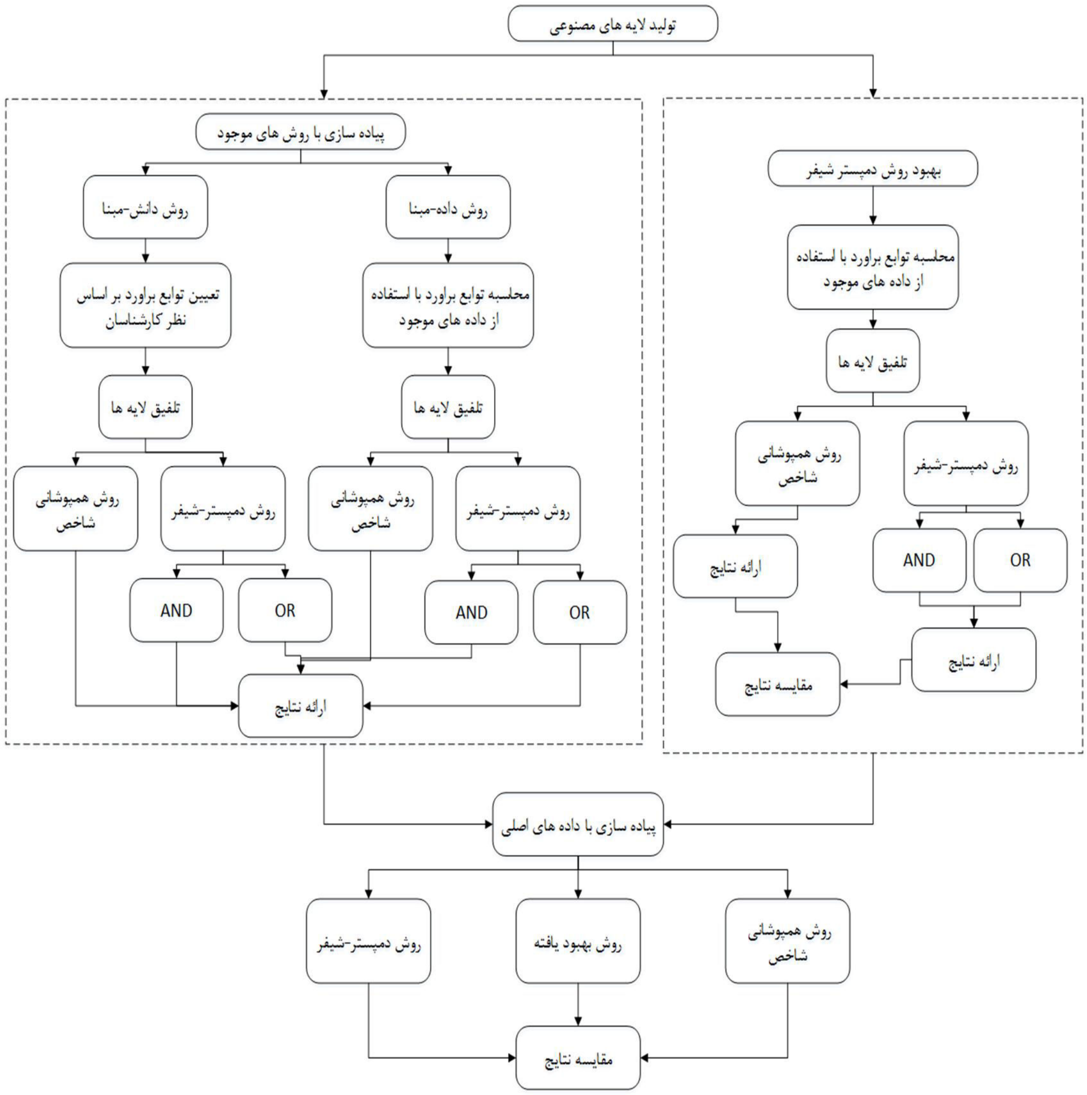
درکاربرد روابط (۲-۱۷) تا (۲-۲۰) به منظور تخمین داده‌محور توابع برآورد، در محیط سیستم اطلاعات جغرافیایی، برای مدل‌سازی پتانسیل معدنی، نکته‌ای که باید در نتایج مورد توجه قرار گیرد در حالت $W_{C_{ji}D} = 0$ در رابطه (۲-۱۸) است. این حالت یعنی این‌که $N(C_{ji} \cap D) = 0$ و در نتیجه در رابطه (۲ـ۱۲)، $Bel_{C_{ji}} = 0$ خواهد بود. اگر $W_{C_{ji}\bar{D}} = 0$ باشد، تخمین مشابهی برای $W_{C_{ji}\bar{D}}$ نیاز نیست و باید به جای $W_{C_{ji}\bar{D}}$ مقدار ۰ را جاگذاری نمود. البته عملاً مقدار $W_{C_{ji}\bar{D}}$ برابر ۰ نیست زیرا در رابطه (۲-۲۰) مقدار $N(C_{ji}) - [N(C_{ji} \cap D)]$ برابر ۰ نخواهد بود. با انجام این‌کار در رابطه (۲-۱۹)، $Dis_{C_{ji}} = 0$ و در رابطه (۲-۲۱)، $Unc_{C_{ji}} = 1$ خواهد بود. منطق مورد فوق این‌است که اگر هیچ مقدار مشخصی برای اعتماد (Bel) وجود نداشته باشد، طبیعتاً هیچ مقدار مشخصی برای عدم اعتماد (Dis) نیز قابل محاسبه نیست و فقط عدم قطعیت (Unc) به طور کامل حضور دارد.

۳

پیاده‌سازی روش‌های پیشنهادی با داده‌های مصنوعی

۳-۱- تولید لایه‌های مصنوعی

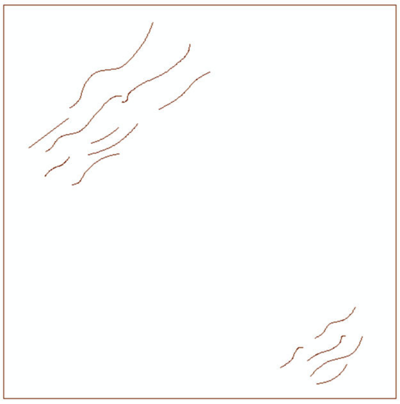
مراحل پیاده‌سازی روش‌های پیشنهاد شده‌ی تحقیق برای داده‌های مصنوعی در قسمت بالایی شکل (۳-۱) نمایش داده شده است که در ادامه، جزئیات پیاده‌سازی هر مرحله تشریح می‌گردد.



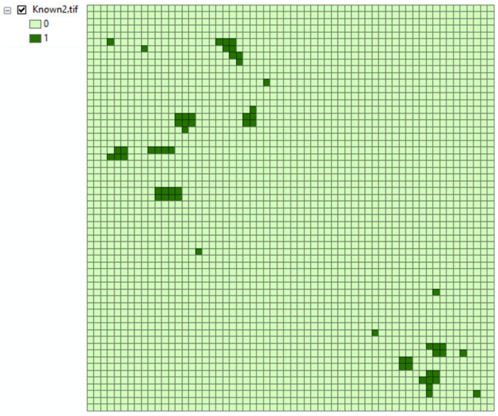
شکل (۳-۱): مراحل پیاده‌سازی مسئله

بمنظور آزمایش روش‌های پیشنهادی در پژوهش، قبل از پیاده‌سازی روش‌ها با داده‌های اصلی، یک سری داده مصنوعی تولید گردید. بدین منظور چهار لایه مصنوعی تراکم خطواره (Linear_Dens)، بافر خطواره (Linear_Feat)، نسبت باندی (Band_Ratio) و ترکیب باندی (Band_integ) در محیط ArcGIS ایجاد شد. لایه‌ی اولیه خطواره، برای تولید دو لایه تراکم خطواره و بافر خطواره در قسمت

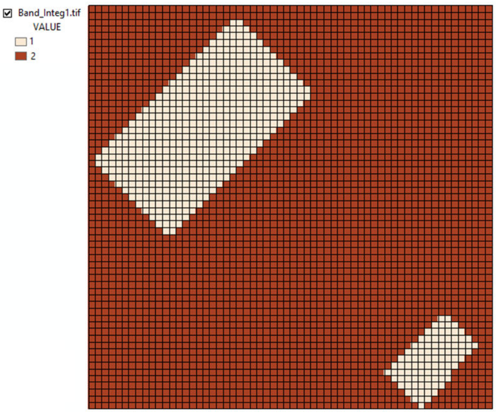
الف از شکل (۳-۲) مشاهده می‌شود. همچنین یک رستر برای پیکسل‌های شناخته شده، که فرض بر این است که در آنها سنگ آهن یافت شده است، نیز ایجاد گردید (Known layer). چهار لایه اطلاعاتی ترکیب باندی، نسبت باندی، بافر خطواره و تراکم خطواره به ترتیب در قسمت های "ج"، "د"، "ه" و "ز" در شکل (۳-۲) نمایش داده شده است.



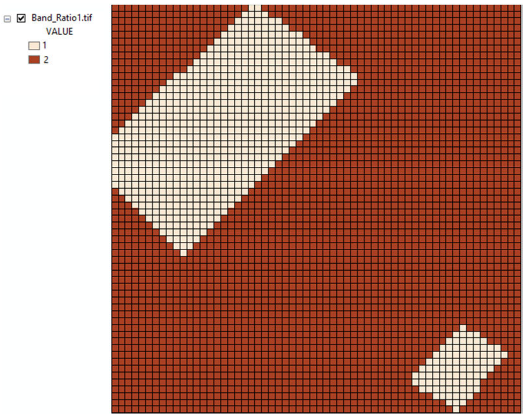
الف. خطواره



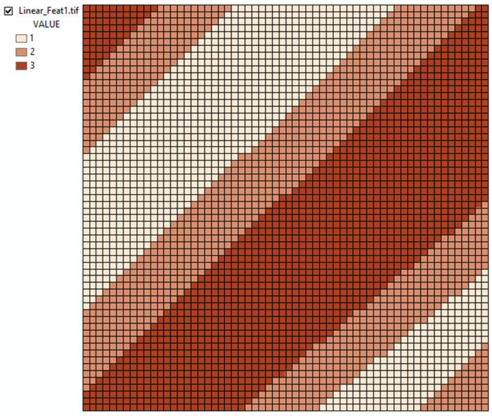
ب. پیکسل‌های شناخته شده حاوی سنگ آهن



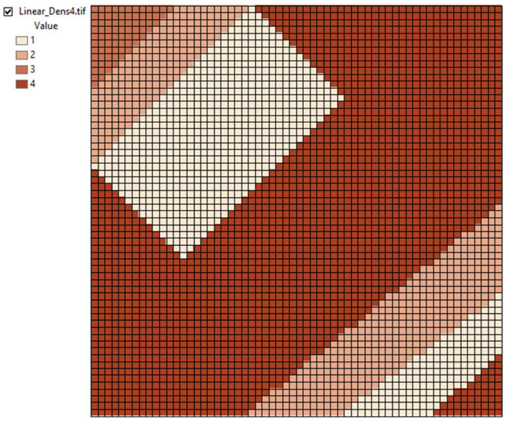
ج. ترکیب باندی



د. نسبت باندی



ه. بافر خطواره



و. تراکم خطواره

شکل(۳-۲): لایه‌های مصنوعی ایجاد شده

۳-۲- محاسبه توابع برآورد به روش داده-مبنا

برای محاسبه توابع برآورد با استفاده از داده‌های موجود از زبان برنامه‌نویسی جاوا استفاده شده است. **الگوریتم ۱** موجود در پیوست الف به ترتیب مراحل اجرای برنامه را نمایش می‌دهد. ورودی این برنامه تعداد پیکسل در کل لایه، تعداد پیکسل در کلاس مورد نظر، تعداد کل پیکسل‌های شناخته شده و تعداد پیکسل‌های شناخته شده در کلاس مورد نظر می‌باشد که در یک فایل Excel برای هر لایه ذخیره شده است. مقادیر تعداد پیکسل در کل لایه، تعداد پیکسل در کلاس مورد نظر و تعداد کل پیکسل‌های شناخته شده از جداول توصیفی رسترها در ArcGIS استخراج شده‌اند.

جدول (۳-۱) فایل ورودی برنامه به همراه Header و ترتیب قرار دادن مقادیر مورد نیاز نشان می‌دهد (ستون اول: مقدار کلاس، ستون دوم: تعداد کل پیکسل‌ها در لایه مورد نظر، ستون سوم: تعداد کل پیکسل‌ها در کلاس مورد نظر، ستون چهارم: تعداد پیکسل‌های شناخته شده در کلاس مورد نظر، ستون پنجم: تعداد کل پیکسل‌های شناخته شده). خروجی این برنامه در جدول (۳-۲) نمایش داده شده است که مقادیر محاسبه شده توابع برآورد برای چهار لایه ورودی می‌باشد.

جدول(۳-۱): ساختار اکسل ورودی به برنامه برای محاسبه توابع برآورد مربوط به هر لایه

مجموع پیکسل شناخته شده	تعداد پیکسل شناخته شده در کلاس	تعدا پیکسل در کلاس	تعداد پیکسل در لایه	کلاس	لایه
61	55	589	3600	1	ترکیب باندی
61	6	3011	3600	2	
61	55	768	3600	1	نسبت باندی
61	6	2832	3600	2	
61	38	635	3600	1	چگالی خطواره
61	3	571	3600	2	
61	18	244	3600	3	
61	2	2150	3600	4	
61	55	1022	3600	1	بافر خطواره
61	5	1166	3600	2	
61	1	1412	3600	3	

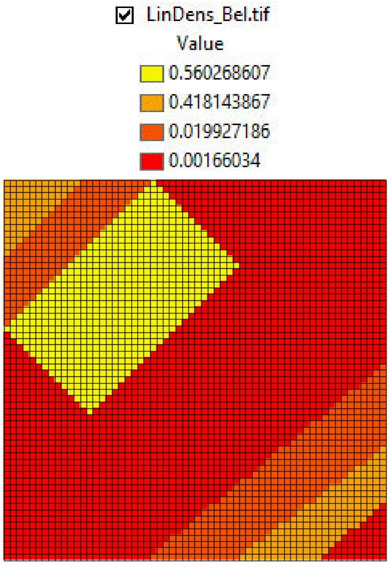
جدول (۳-۲): مقادیر توابع برآورد برای لایه‌های ورودی

باور	عدم قطعیت	عدم اعتماد	اعتماد	کلاس	نام لایه
0.547416	-0.45167	0.452129	0.999545	1	ترکیب باندی
-0.54742	0.451674	0.547871	0.000455	2	
0.535157	-0.46309	0.463969	0.999126	1	نسبت باندی
-0.53516	0.463094	0.536031	0.000874	2	
0.319868	0.199331	0.240401	0.560269	1	چگالی خطواره
-0.23739	0.72276	0.257313	0.019927	2	
0.180092	0.343804	0.238052	0.418144	3	
-0.26257	0.734105	0.264234	0.00166	4	
0.67425	-0.30756	0.316656	0.990906	1	بافر خطواره
-0.3323	0.651728	0.340285	0.007987	2	
-0.34195	0.655835	0.343059	0.001107	3	

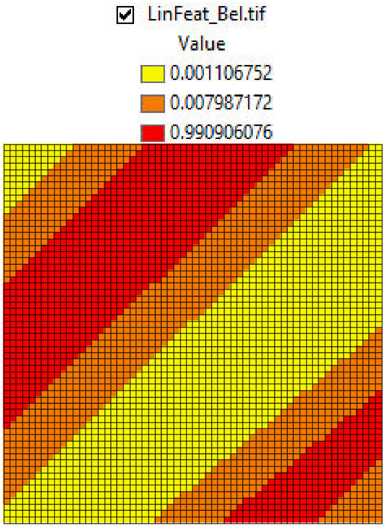
با کمی دقت در نتایج بدست آمده در خصوص میزان عدم قطعیت محاسبه شده در برخی کلاس‌های لایه‌ها مشاهده می‌گردد، مقادیر محاسبه شده برای عدم قطعیت، منفی بدست آمده است، که این موضوع از نظر منطقی صحیح نمی‌باشد. مقادیر محاسبه شده برای توابع برآورد (اعتماد، عدم اعتماد، عدم قطعیت و باور) با استفاده از روابط ارائه شده توسط دمپستر محاسبه گردیده است [Dempster, 1968]. در این مرحله با دریافت این موضوع مهم و شناسایی این نقیصه در اساسِ تئوری توابع برآورد درصدد ارائه راه حلی برای حل این مشکل برآمدیم. این مشکل می‌تواند به دلیل توزیع نامناسب اندیس‌های شناخته شده در کل منطقه و یا تعداد اندک اندیس‌های شناخته شده نسبت به تعداد کل پیکسل‌های هر لایه بوجود آمده باشد. برای بهبود روش دمپستر- شیفر و رفع این مشکل، بررسی‌ها و مطالعات مفصلی انجام گرفت که نتایج آن در ادامه در بخش ۳-۸ ارائه می‌گردد. برای بررسی بهتر این روش و مقایسه نتایج بدست آمده از دو حالت بهبود یافته‌ی دمپستر-شیفر و حالتی که در آن مشکل منفی شدن عدم‌قطعیت وجود داشت، این تحقیق با وجود مشکل عدم‌قطعیت‌های منفی، انجام و سپس با استفاده از روش بهبود یافته ادامه داده می‌شود.

۳-۲-۱- تبدیل مقادیر توابع برآورد به لایه‌های رستری

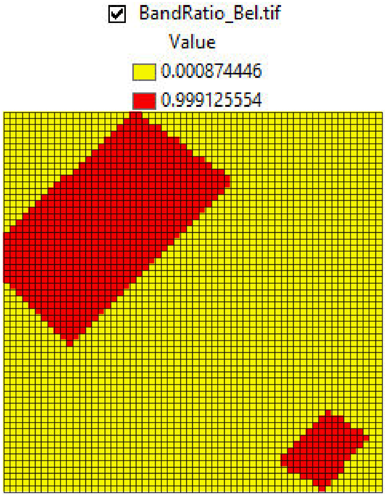
برای تبدیل مقادیر توابع برآورد به لایه‌های رستری از نرم‌افزار متلب استفاده شده است. بدین ترتیب که خروجی اکسل مربوط به توابع برآورد برای هر لایه به همراه لایه مورد نظر به عنوان ورودی برنامه استفاده شده است. با استفاده از دستور Geotiffread() در متلب، رستر ورودی خوانده شده و سپس روی پیکسل‌های رستر ورودی حرکت کرده و با توجه به مقدار هر پیکسل، مقدار توابع برآورد از فایل اکسل ورودی بازیابی شده و به پیکسل مورد نظر اختصاص داده می‌شود. در نهایت با استفاده از دستور Geotiffwrite() و بر اساس لایه رستری ورودی، چهار رستر خروجی که در آنها مقدار پیکسل‌ها برابر با توابع برآورد هستند، ایجاد می‌شود. الگوریتم ۲ موجود در پیوست الف، نحوه ایجاد لایه‌های رستری در نرم‌افزار متلب را نمایش می‌دهد. در شکل(۳-۳) تا (۳-۶) نیز لایه‌های رستری ایجاد شده مربوط به توابع برآورد برای هر لایه رستری نمایش داده شده است.



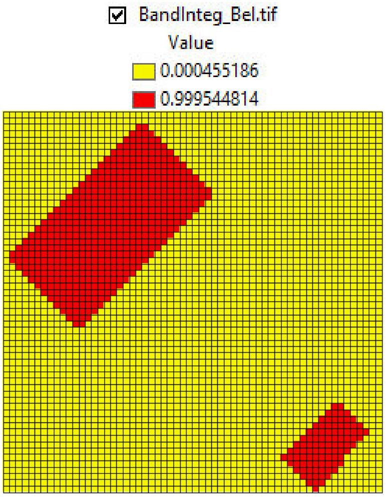
الف. لایه تراکم خطواره



ب. لایه بافر خطواره

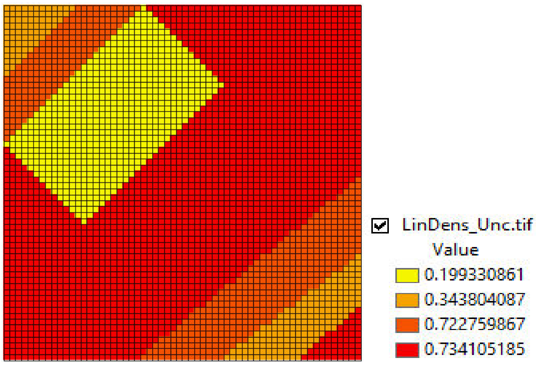


ج. لایه نسبت باندی

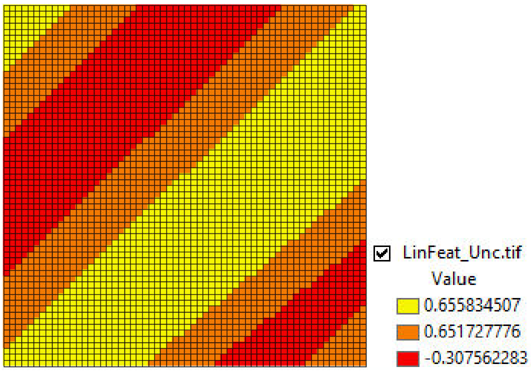


د. لایه ترکیب باندی

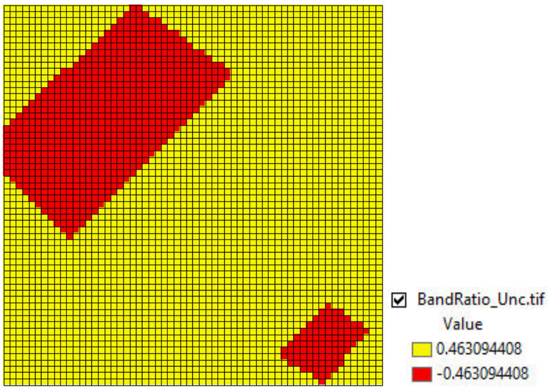
شکل(۳-۳): تابع Belief (اعتماد) برای لایه‌های مختلف



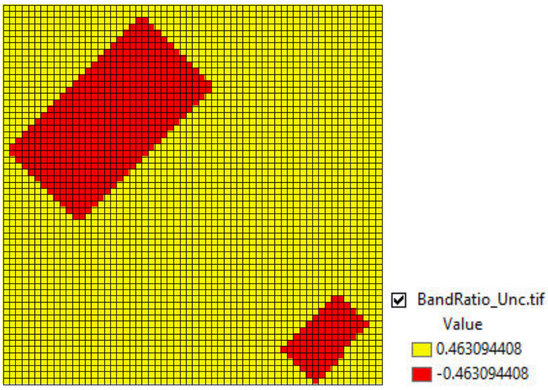
الف. لایه تراکم خطواره



ب. لایه بافر خطواره

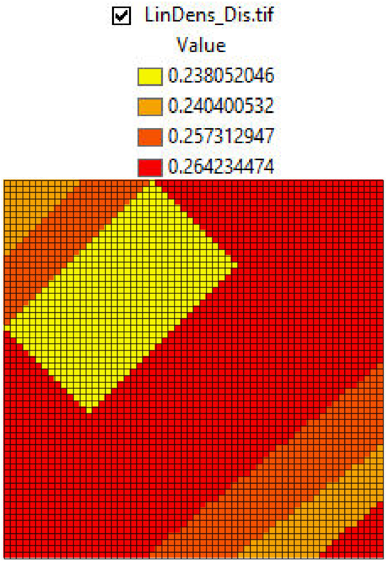


ج. لایه نسبت باندی

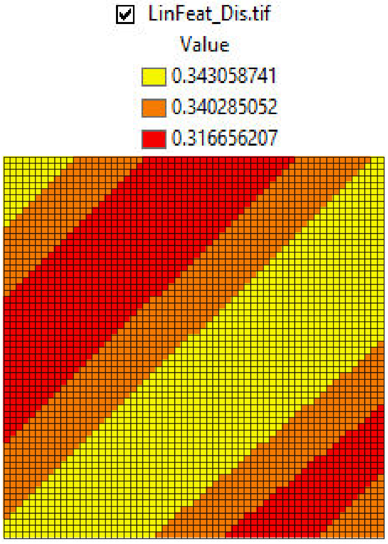


د. لایه ترکیب باندی

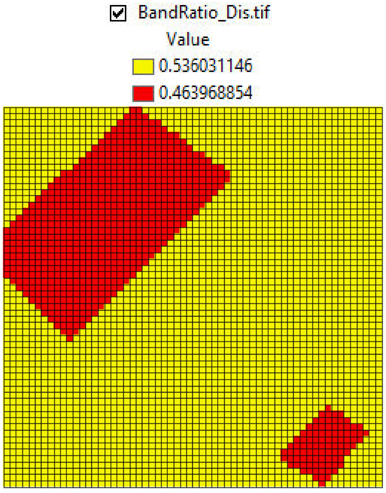
شکل (۳-۴): تابع Uncertainty (عدم‌قطعیت) برای لایه‌های مختلف



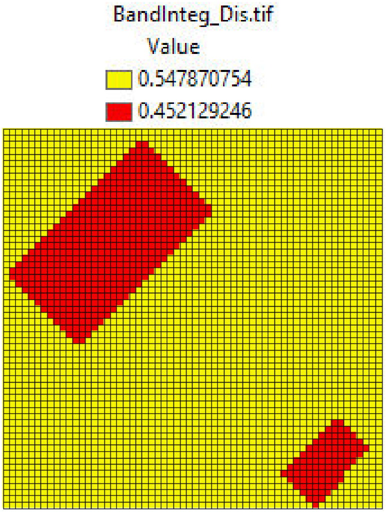
الف. لایه تراکم خطواره



ب. لایه بافر خطواره

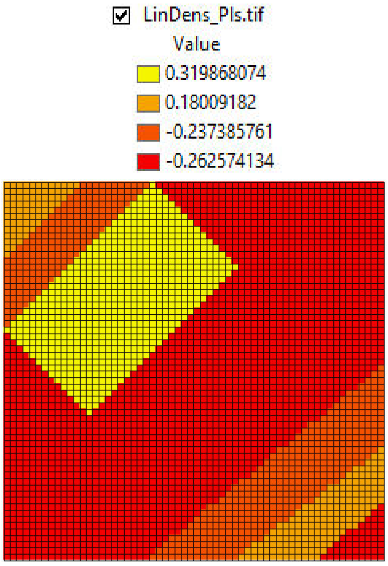


ج. لایه نسبت باندی

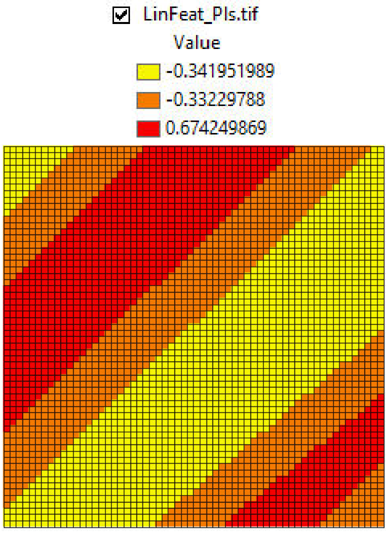


د. لایه ترکیب باندی

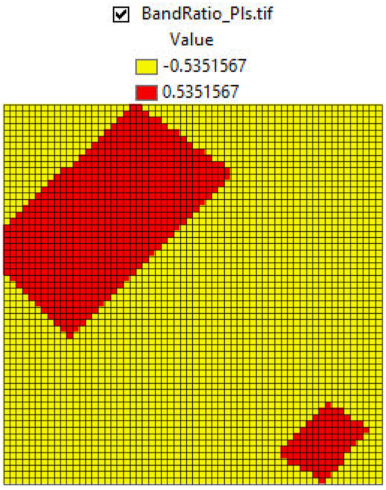
شکل (۳-۵): تابع Disbelief (عدم اعتماد) برای لایه‌های مختلف



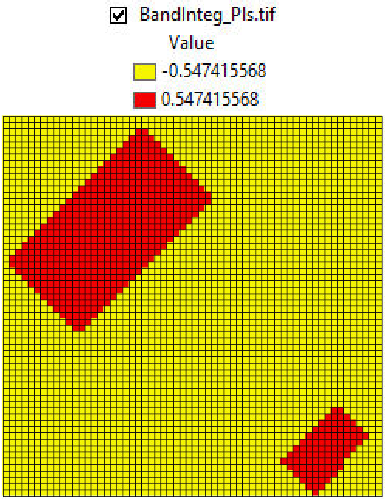
الف. لایه تراکم خطواره



ب. لایه بافر خطواره



ج. لایه نسبت باندی

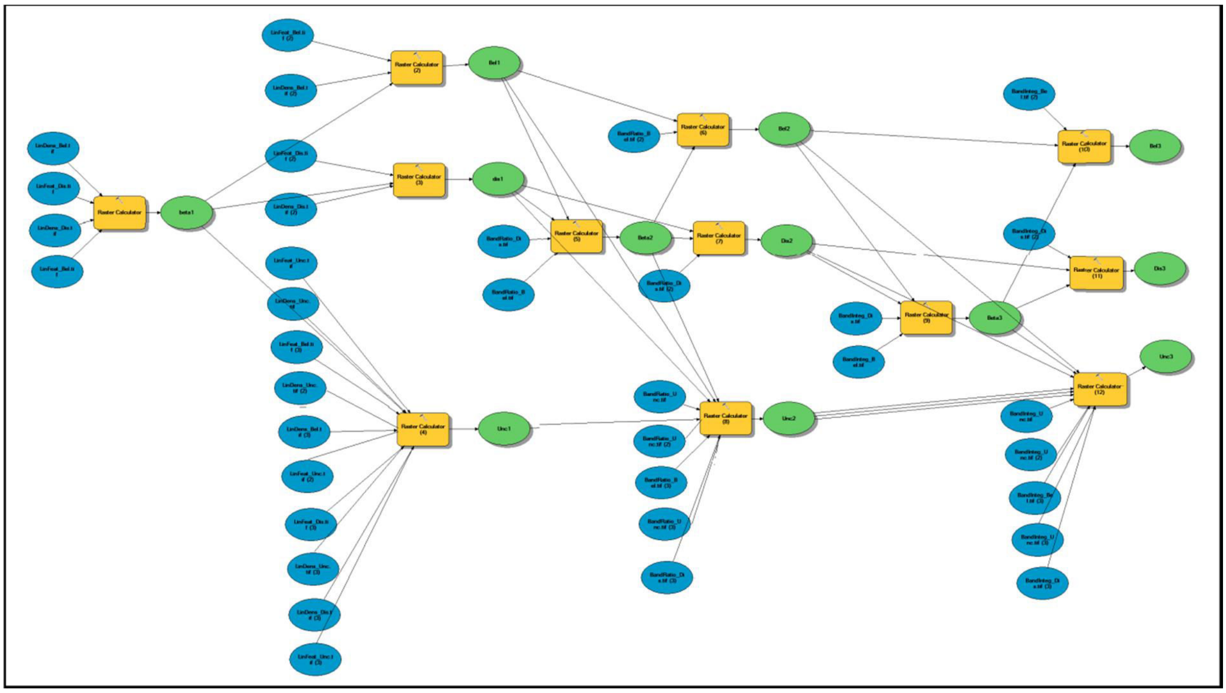


د. لایه ترکیب باندی

شکل (۳-۶): تابع Plausibility (باور) برای لایه‌های مختلف

۳-۳- تلفیق لایه‌ها به روش Dempster-Shafer

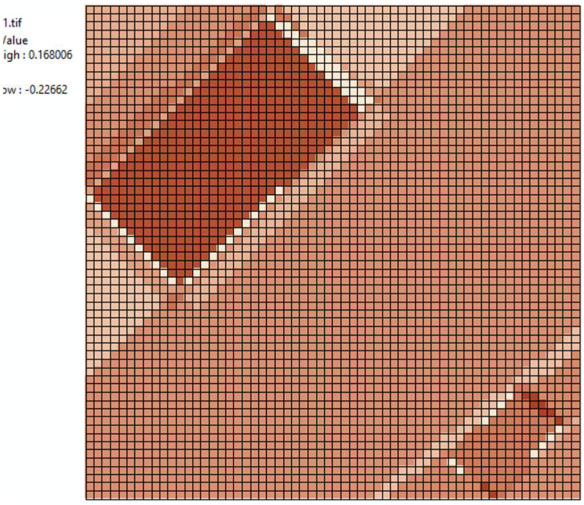
از آنجایی در روش دمپستر-شیفر، لایه‌های توابع برآورد باید دو به دو با هم ترکیب شوند و خروجی این دو نقشه مجدداً با نقشه بعدی تلفیق شود، یک عملیات باید چندین بار تکرار شود. برای سهولت کار، در محیط ArcGIS، از ابزار ModelBuilder استفاده شده است. مدل ساخته شده برای حل این مسئله در شکل(۳-۷) نمایش داده شده است.



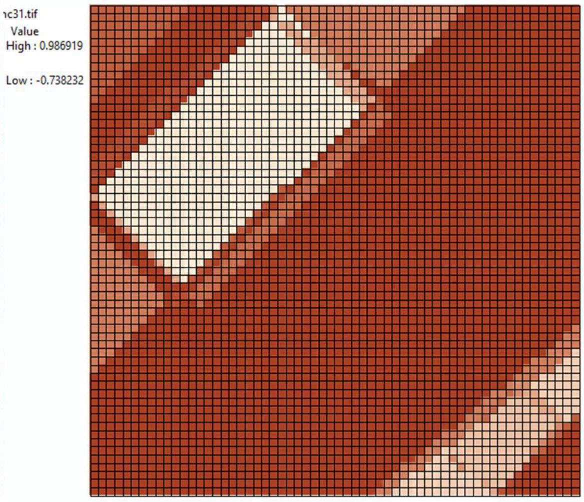
شکل (۳-۷): مدل تلفیق لایه‌های توابع برآورد به روش دمپستر-شیفر با استفاده از ابزار Model Builder

۳-۳-۱- تلفیق لایه‌ها با استفاده از عملگر AND در روش دمپستر-شیفر

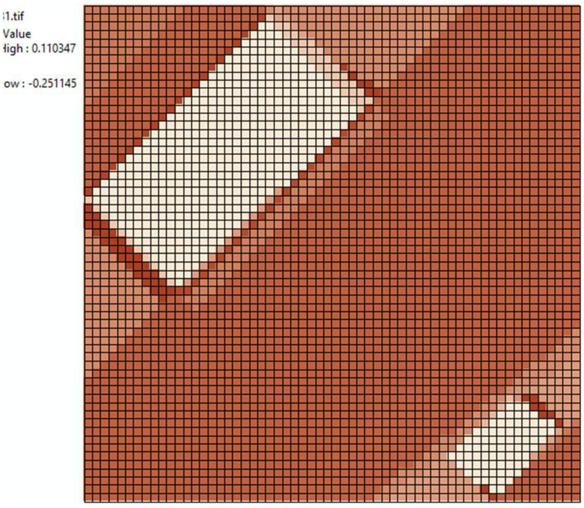
شکل (۳-۸) مقادیر خروجی حاصل از روش تلفیق دمپستر-شیفر و عملگر And را نمایش می‌دهد. مقادیر Belief در قسمت الف نمایش داده شده است، که قسمت‌های تیره‌تر مقادیر بیشتر Belief یا اعتماد را نمایش می‌دهد. همچنین در قسمت ب قسمت‌های روشن‌تر مقادیر پایین‌تر Uncertainty یا عدم قطعیت را نشان می‌دهد.



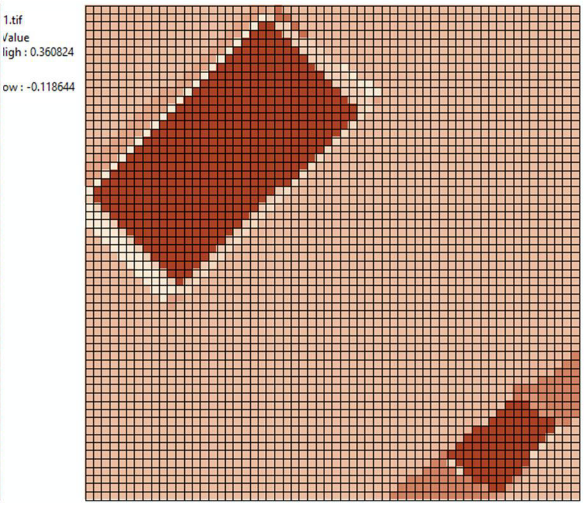
الف. مقدار Belief



ب. مقدار Uncertainty



ج. مقدار Disbelief

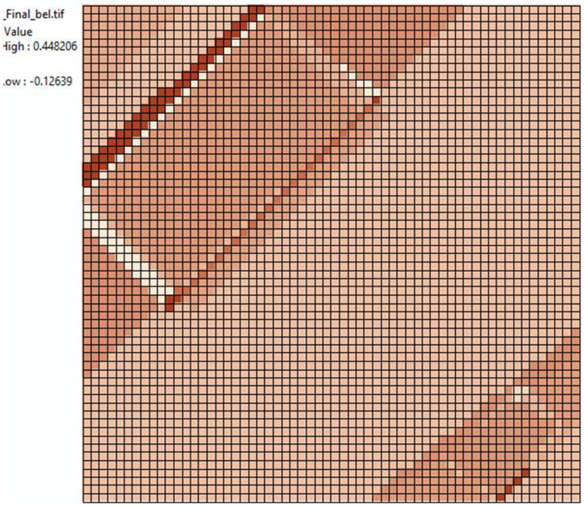


د. مقدار Plausibility

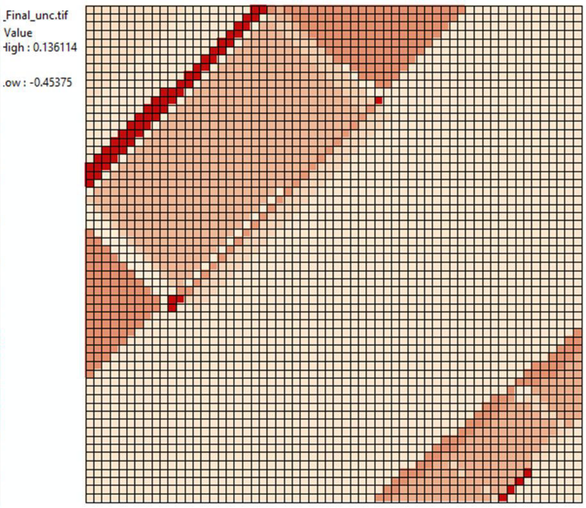
شکل (۳-۸): نقشه‌های حاصل از تلفیق لایه‌ها با استفاده از عملگر AND در روش دمپستر-شیفر

۳-۳-۲- تلفیق لایه‌ها با استفاده از عملگر OR در روش دمپستر-شیفر

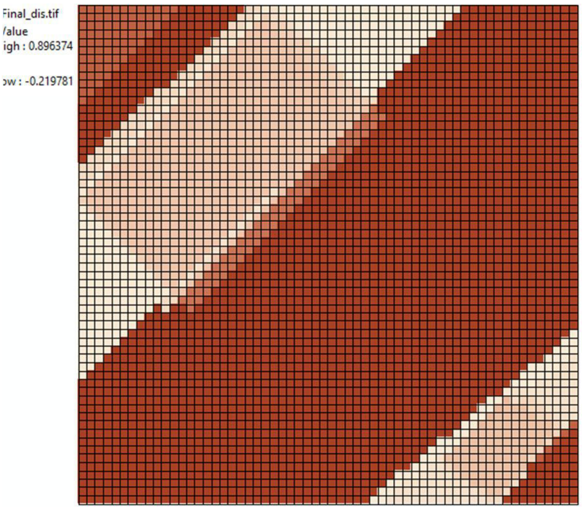
شکل (۳-۹) مقادیر خروجی حاصل از روش تلفیق دمپستر-شیفر و عملگر OR را نمایش می‌دهد.



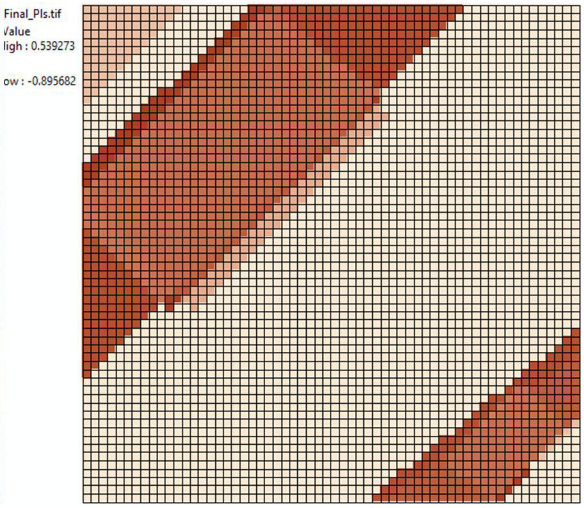
الف. مقدار Belief



ب. مقدار Uncertainty



ج. مقدار Disbelief



د. مقدار Plausibility

شکل (۳-۹): نقشه‌های حاصل از تلفیق لایه‌ها با استفاده از عملگر OR در روش دمپستر-شیفر

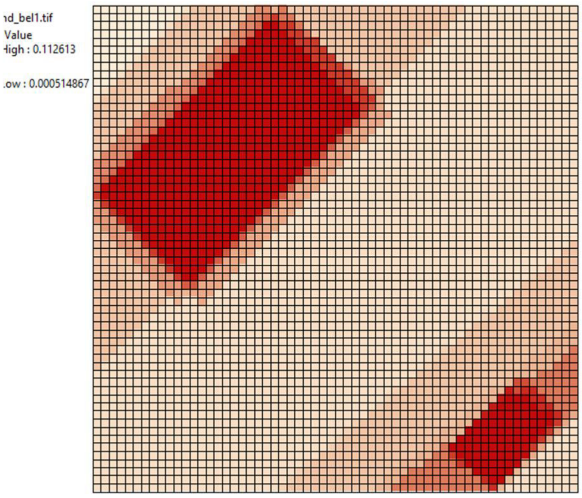
۳-۴- استفاده از دانش کارشناسی برای تعیین مقادیر توابع برآورد (روش دانش-مبنا)

در این روش مقادیر توابع برآورد بر اساس دانش کارشناسی تعیین می‌شود. مقادیر توابع برآورد که طبق نظر کارشناسان تعیین شده در جدول (۳-۳) نمایش داده شده است. در روش دانش-مبنا، مقادیر عدم قطعیت و اعتماد توسط کارشناسان تعیین می‌شود. پس از تعیین مقادیر توابع برآورد بر اساس تخصص کارشناسان، سایر مراحل شامل ایجاد لایه‌های رستری مربوط به توابع برآورد، تلفیق لایه‌ها با عملگر AND و تلفیق لایه‌ها با عملگر OR همانند

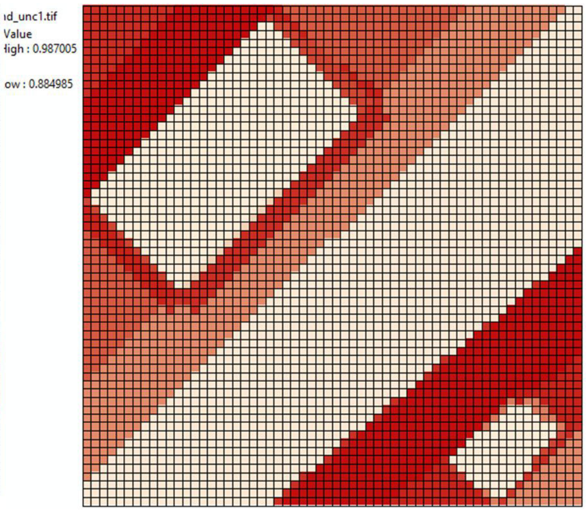
مراحل توضیح داده شده در بخش قبل می‌باشد. نتایج حاصل از این روش‌ها به ترتیب در شکل (۳-۱۰) و (۳-۱۱) نمایش داده شده است.

جدول (۳-۳): مقادیر توابع برآورد (تعیین شده بر اساس دانش کارشناسی)

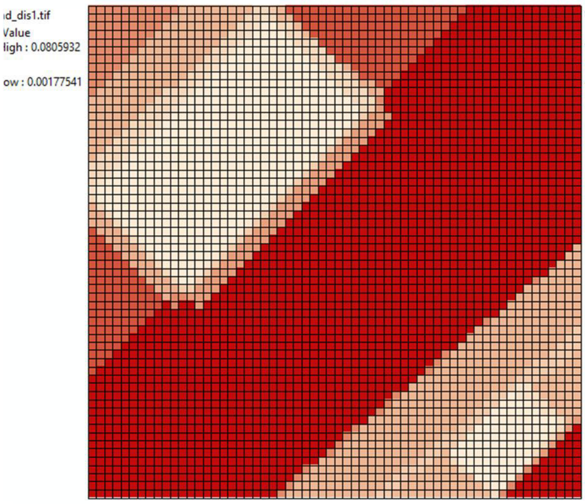
نام لایه	Class Value	Belief	Disbelief	Uncertainty	Plausibility
ترکیب باندی	1	0.6	0.2	0.2	0.8
	2	0.4	0.5	0.1	0.5
نسبت باندی	1	0.7	0.2	0.1	0.8
	2	0.3	0.5	0.2	0.5
چگالی خطواره	1	0.6	0.2	0.2	0.8
	2	0.2	0.15	0.65	0.85
	3	0.1	0.15	0.75	0.85
	4	0.1	0.5	0.4	0.5
بافر خطواره	1	0.5	0.2	0.3	0.8
	2	0.3	0.3	0.4	0.7
	3	0.2	0.5	0.3	0.5



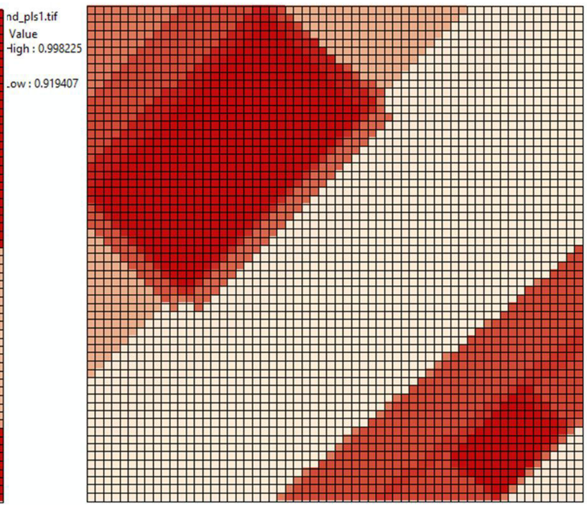
الف. مقدار Belief



ب. مقدار Uncertainty

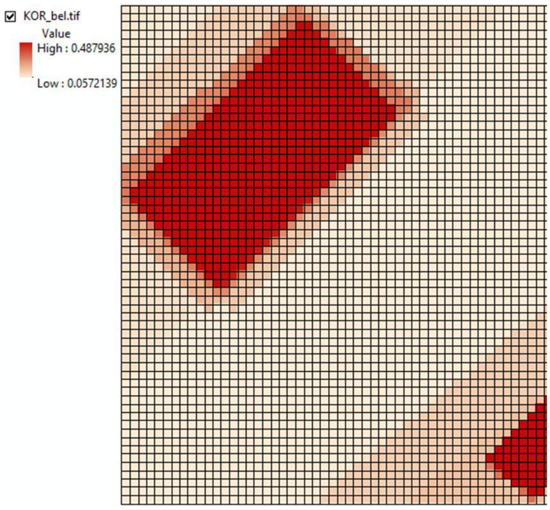


ج. مقدار Disbelief

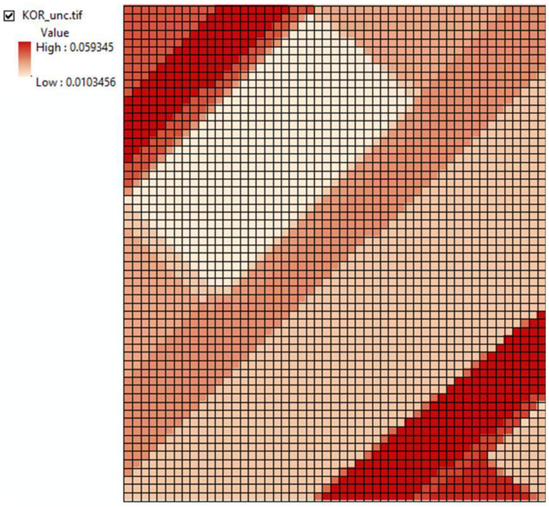


د. مقدار Plausibility

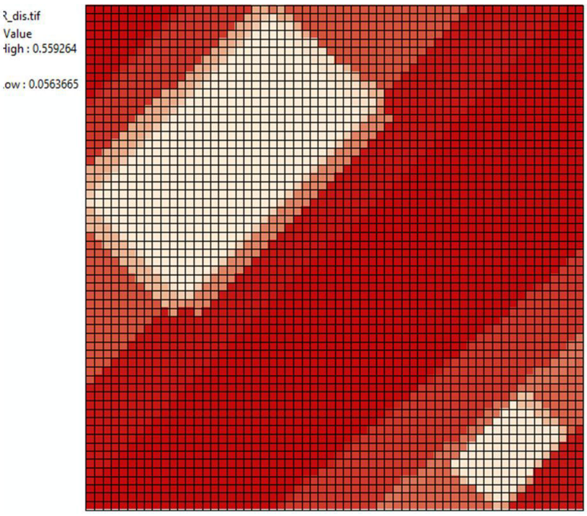
شکل (۳-۱۰): نقشه‌های حاصل از تلفیق لایه‌ها با عملگر AND به روش دانش‌مبنا



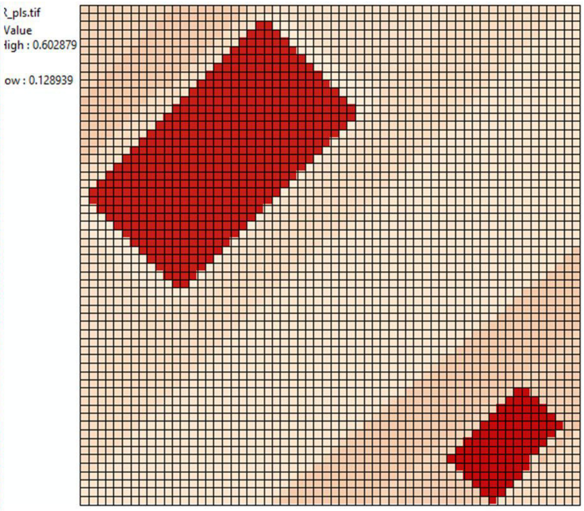
الف. مقدار Belief



ب. مقدار Uncertainty



ج. مقدار Disbelief



د. مقدار Plausibility

شکل (۳-۱۱): نقشه‌های حاصل از تلفیق لایه‌ها با عملگر OR به روش دانش-مبنا

۳-۵- تلفیق لایه‌های توابع برآورد با روش همپوشانی شاخص

در روش همپوشانی شاخص، هر فاکتور دارای وزن مشخصی است که وزن نقشه‌ها می‌تواند توسط کارشناسان تعیین شود. در این روش مقادیر هر نقشه در وزن فاکتور مربوطه ضرب می‌گردد، سپس کلیه مقادیر نقشه‌های وزن‌دهی شده با یکدیگر جمع شده و در نهایت مقادیر نقشه خروجی بر مجموع وزن‌ها تقسیم می‌شود. رابطه‌ی(۳-۱) نحوه تلفیق نقشه‌ها به روش همپوشانی شاخص را نشان می‌دهد [Yousefi & Carranza, 2016].

$$\frac{\sum_i^n S_{ij} \times W_i}{\sum_i^n W_i}$$ **رابطه‌ی (۳-۱)**

که در آن S_{ij} مقدار پیکسل شماره j در نقشه i و W_i وزن مربوط به نقشه i اُم می‌باشد.

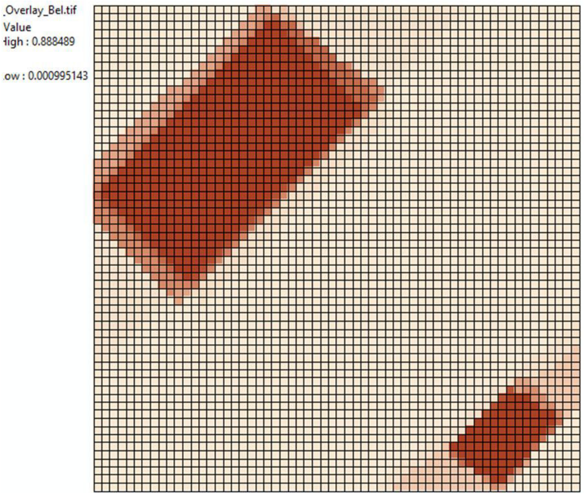
جدول جدول (۳-۴) اوزان مربوط به هر یک از لایه‌های ورودی را نمایش می‌دهد که توسط دانش کارشناسی تعیین شده است.

جدول (۳-۴): اوزان تخصیصی برای هر یک از لایه‌ها (تعیین شده بر اساس نظر کارشناسی) برای تلفیق به روش همپوشانی شاخص

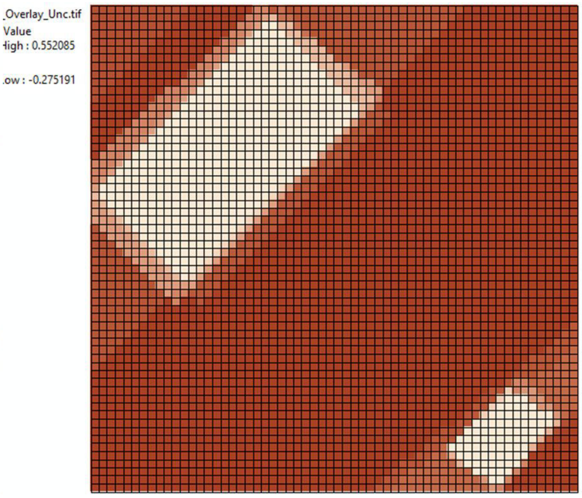
نام فاکتور	وزن فاکتور
بافر خطواره	۱
تراکم خطواره	۲
نسبت باندی	۳
ترکیب باندی	۲

۳-۶- تلفیق با روش همپوشانی شاخص لایه‌های بدست آمده از روش داده-مبنا

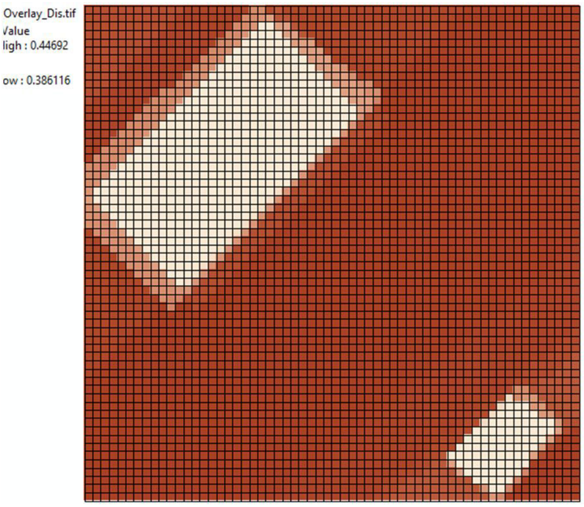
در این حالت، لایه‌های رستری مربوط به توابع برآورد که از روش داده-مبنا حاصل شدند، با استفاده از روش همپوشانی شاخص با یکدیگر تلفیق می‌شوند. به عنوان مثال چهار لایه مربوط به مقدار Belief با توجه به وزن مربوط به هر فاکتور با یکدیگر ترکیب شده و مقدار Belief نهایی حاصل می‌شود. به همین ترتیب سایر لایه‌ها نیز با یکدیگر ترکیب شده و چهار لایه خروجی حاصل می‌شود. نتایج بدست آمده در شکل (۳-۱۲) نمایش داده شده است.



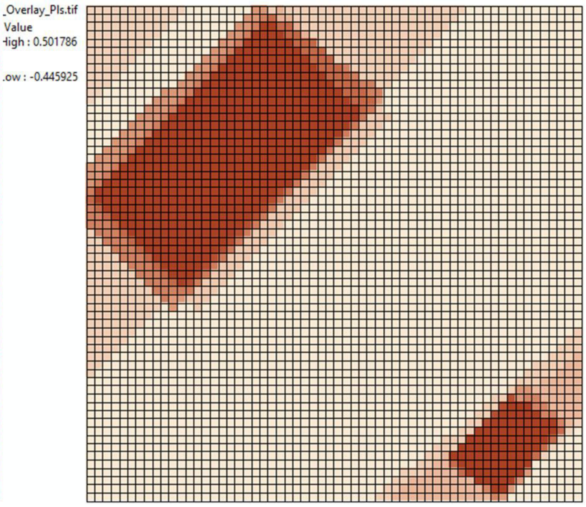
الف. مقدار Belief



ب. مقدار Uncertainty



ج. مقدار Disbelief

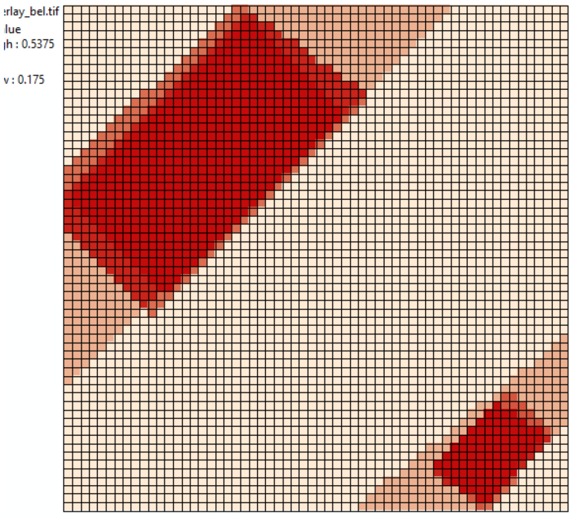


د. مقدار Plausibility

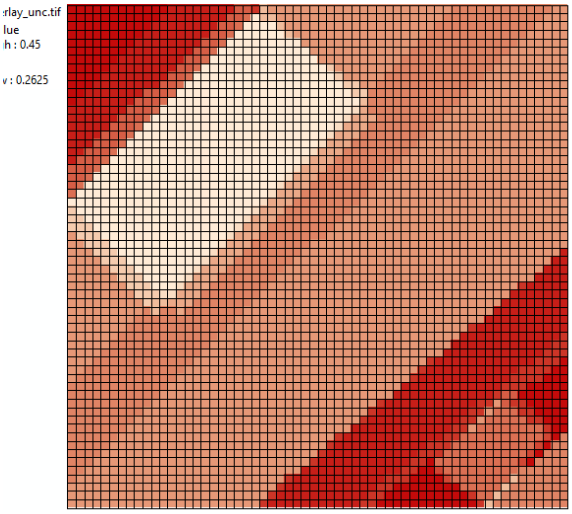
شکل (۳-۱۲): نقشه‌های حاصل از تلفیق همپوشانی شاخص لایه‌های توابع برآورد به روش داده-مبنا

۳-۷- تلفیق با روش همپوشانی شاخص لایه‌های بدست آمده از روش دانش-مبنا

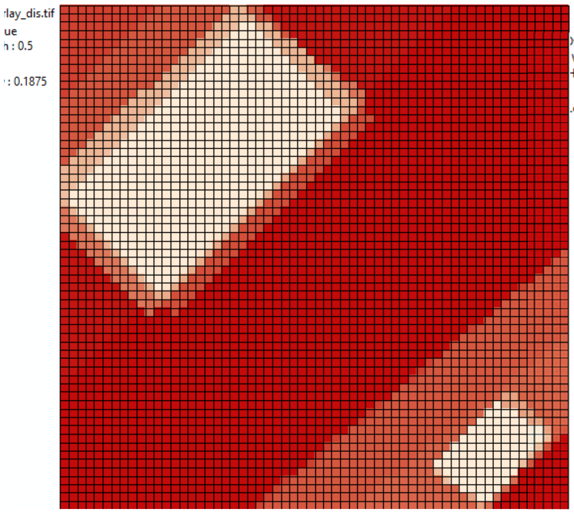
این حالت نیز مانند حالت پیش است؛ با این تفاوت که لایه‌های توابع برآورد از روش دانش-مبنا حاصل شده‌اند. نتایج بدست آمده در شکل (۳-۱۳) نمایش داده شده است.



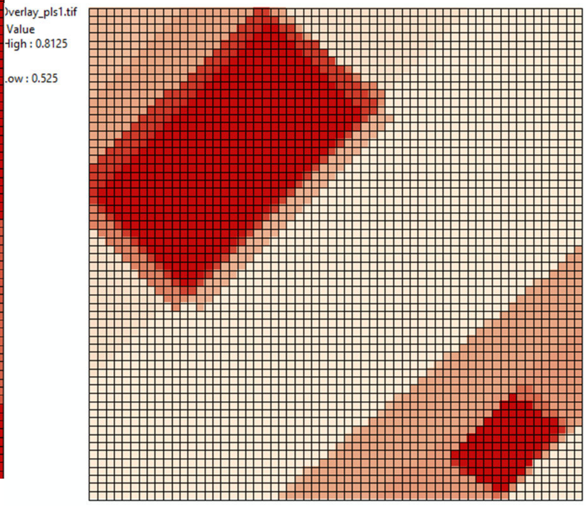
الف. مقدار Belief



ب. مقدار Uncertainty



ج. مقدار Disbelief



د. مقدار Plausibility

شکل (۳-۱۳): نقشه‌های حاصل از تلفیق همپوشانی شاخص لایه‌های توابع برآورد به روش دانش-مبنا

۳-۸- بهبود روش دمپستر شیفر

همانطور که در جدول (۳-۲) مشاهده می‌شود، زمانی که از روش‌های معمول محاسبه توابع برآورد استفاده می‌شود، مقادیر عدم قطعیت برای برخی از کلاس‌ها منفی بدست می‌آید، که این موضوع کاملاَ غیرمنطقی بنظر می‌رسد. بنابراین یکی از مشکلات موجود در استفاده از روش‌های موجود برای

محاسبه توابع برآورد، منفی شدن عدم قطعیت است که باید به نحوی این مشکل برطرف شود. هدف این قسمت ارائه روشی است که موجب رفع این مشکل شده و میزان دقت حاصل از روش دمپستر-شیفر را بطوری که به اساس تئوری این روش خدشه‌ای وارد نسازد، بهبود دهد. بدین منظور در این قسمت ابتدا راهکارهایی بهبود روش دانش-مبنا توضیح داده می‌شود و سپس به شرح بهبود کلی که تلفیق روش‌های دانش-مبنا و داده-مبنا می‌باشد، پرداخته می‌شود.

۳-۹- بهبود روش دانش- محور دمپستر-شیفر

تاکنون پژوهش‌های مختلفی در زمینه بهبود روش دانش-مبنای دمپستر-شیفر انجام شده است. یکی از این پژوهش‌ها، تحقیق Awasthi و Chauhan در سال ۲۰۱۱ می‌باشد که از ترکیب روش AHP[1] و دمپستر-شیفر به منظور بررسی اثر حمل و نقل بر توسعه شهری استفاده شده است [Awasthi & Chauhan 2011]. در این تحقیق ابتدا معیارها به روش AHP استخراج و سپس اطلاعات منابع مختلف همچون دانش کارشناسی، پرسشنامه، سنسورها و مدل‌ها جمع‌آوری شده و به کمک روش دمپستر-شیفر با یکدیگر تلفیق شده‌اند. در تحقیقی دیگر در سال ۲۰۰۲، ابتدا جدول مقایسه زوجی برای میزان اعتماد برای هر یک از فاکتورها تشکیل شده و سپس با استفاده از قوانین دمپستر شیفر، تلفیق صورت گرفته است [Beynon, 2002]. در تحقیقی که توسط پهلوانی و همکاران در سال ۲۰۱۷ انجام گردیده، ابتدا با استفاده از نظرات کارشناسان میزان اثر هر آلاینده در آلودگی هوا به صورت فازی تعیین شده، سپس از روش دمپستر-شیفر برای تلفیق نظرات مختلف و استخراج وزن نهایی هر فاکتور در آلودگی هوا استفاده شده است [Pahlavani et al, 2017]. در مطالعه‌ای دیگر، از روش Fuzzy-AHP به همراه GIS برای شناسایی پتانسیل تولید گاز متان در چین استفاده شده است [Meng et al, 2014]. همچنین در تحقیقی دیگر، دو روش EBF و Fuzzy برای تعیین مناطق زلزله‌خیز با یکدیگر مقایسه شده‌اند. در این تحقیق ابتدا ۱۱۸ منطقه وقوع زلزله در ۱۰ سال گذشته در منطقه‌ی مورد مطالعه به کمک منابع مختلف استخراج شده‌اند و سپس هر یک از روش‌ها بر روی داده‌ها پیاده شده است.

[1] Analytic Hirerchy Process (AHP)

مقایسه نتایج این دو روش نشان‌دهنده عملکرد بهتر روش EBF در شناسایی مناطق زلزله‌خیز می‌باشد [Bui et al, 2012].

بررسی دقیق منابع گوناگون نشان می‌دهد که تاکنون مطالعه‌ای در زمینه ترکیب روش Fuzzy-AHP با روش دمپستر-شیفر در زمینه اکتشاف پتانسیل مواد معدنی صورت نگرفته است. تئوری فازی ابزاری قوی جهت مواجهه با عدم قطعیت ناشی از ابهام و ناکافی بودن اطلاعات است و موجب افزایش دقت نتایج می‌گردد [Wang, 1999]. همچنین روش AHP یکی از موفق‌ترین روش‌ها در میان روش‌های دانش-مبناست [Hosseinali & Alesheikh, 2008]. بنابراین بنظر می‌رسد، تلفیق این دو روش می‌تواند موجب بهبود نتایج در حل مسئله پتانسیل‌یابی مواد معدنی گردد. بر این اساس، در این تحقیق سعی شده تا از تلفیق این دو روش به منظور بهبود نتایج حاصل از روش دانش-محور تئوری دمپستر شیفر استفاده شود. روش تحلیل سلسه‌مراتبی فازی Fuzzy Analytical Hierarchy Process (FAHP) روشی قوی در امر تصمیم‌گیری چندمعیاره است. با ترکیب این روش با سیستم اطلاعات جغرافیایی گمان می‌شود، تصمیم‌گیری چندمعیاره در سطوح وسیع و با دقت بالا امکان‌پذیر خواهد بود.

۳-۱۰- روش تحلیل سلسله مراتبی (AHP)

انسان در عصر حاضر در زندگی روزمره با تصمیم‌گیری‌های چند معیاره مختلفی رو به رو است. از انتخـاب یک لپ تاپ تا انتخاب شغل و .... در عرصه صنعتی گاهی اوقات نتیجه تصمیم‌گیری به قدری مهم است که بروز خطا ممکن است ضـررهای جبران‌ناپذیری را بر سیستم تحمیل کند. فرآیند تصمیم‌گیری با چندین معیار کمّی و کیفی با مشکلات فراوانی رو به رو است. از جمله این مشکلات می‌توان به موارد زیر اشاره نمود:

- نداشتن استاندارد برای اندازه‌گیری معیارهای کیفی
- نداشتن واحد برای تبدیل معیارها (کیفی و کمّی) به یکدیگر

ضمناً با توجه به مشکلات مربوط به فرآیند تصمیم‌گیری با معیارهای چندگانه، از جمله پیچیـدگی و عـدم وجود استاندارد از سرعت و دقت تصمیم‌گیری به مقدار زیادی کاسته شده و باعث می‌شود که این فرآیند به مقدار زیادی به فرد تصمیم‌گیرنده وابسته باشد [Bui et al, 2012]. فرایند تحلیل سلسله مراتبی یکی از جامع‌ترین سیستم‌های طراحی شده برای تصمیم‌گیری با معیارهـای چندگانه است. از آن جا که ما می‌توانیم [T. L. Saaty, 1987]:

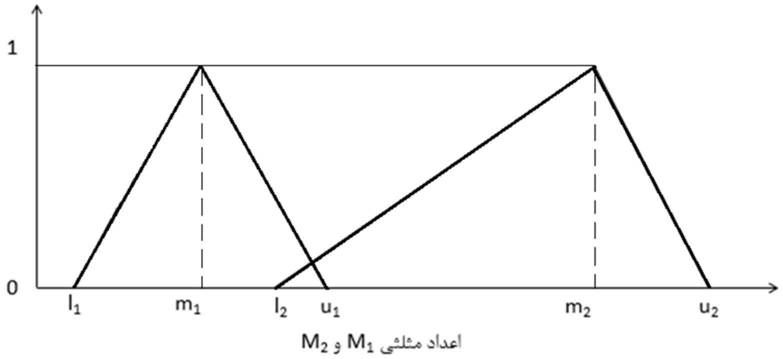
- فرایند تصمیم‌گیری را فرموله کنیم.
- معیارهای کیفی و کمّی مختلف را در نظر بگیریم.
- گزینه‌های تصمیم‌گیری را وارد مساله کنیم.
- حساسیت روی معیارها و زیر معیارها را تحلیل کنیم.

روش AHP یکی از کارامدترین تکنیک‌های تصمیم‌گیری است که اولین بار توسط توماس ال ساعتی در ۱۹۸۰ مطرح شد [T. L. Saaty, 1987]. این روش بر اساس مقایسه زوجی معیارها بنا شده است و امکان بررسی سناریوهای مختلف را به مدیران می‌دهد. در این روش ارجحیت میان دو معیار با توجه به خصوصیت مشترک آنها به صورت نسبی بیان می‌گردد. یک زوج از معیارها در یک سطح مشخص از سلسله مراتبِ تعریف شده با توجه به معیار سطح بالاتر خود، با یکدیگر مقایسه می‌شوند. به منظور پیاده‌سازی روش AHP ابتدا باید ساختار سلسه مراتبی ایجاد شود، که از هدف اصلی شروع شده و به معیارهای جزئی می‌رسد. هر دو اِلمان، در هر سطر به صورت دو دویی با یکدیگر مقایسه می‌شوند. بدین صورت که اهمّیت نسبی هر معیار، بطور مستقل نسبت به سایر معیارها تعیین شده و وزن‌ها محاسبه و سپس وزن‌ها و مقادیر جداول مقایسه زوجی با یکدیگر تلفیق شده و در نهایت گزینه‌ها رتبه‌بندی می‌شوند [T. L. Saaty, 1990].

۳-۱۱- مبانی نظری روش Fuzzy-AHP (FAHP)

با وجود مزایای بسیار AHP، بکارگیری این روش دارای کمبودهایی است؛ این روش برای تصمیم‌گیری‌های غیرفازی طراحی شده است و عدم اطمینان موجود در قضاوت‌های فردی را در نظر نمی‌گیرد. قضاوت‌های فردی، انتخاب و عملکرد تصمیم‌گیران، تاثیر بسیاری در نتایج نهایی دارد [Andrić & Lu, 2016]. به منظور مدل‌سازیِ این نوع از عدم اطمینان در ترجیحات افراد، تئوری مجموعه‌های فازی با مقایسه‌های زوجی در فرایند تحلیل سلسله مراتبی ترکیب می‌شوند. به این ترتیب درک دقیق‌تری از فرآیند تصمیم‌گیری حاصل می‌شود. به منظور استفاده از مزایای هر دو روش فازی و AHP و غلبه بر نقاط ضعف روش‌ها، دو پژوهشگر هلندی به نام فان لارهوفن و پدریک در سال ۱۹۸۳ برای نخستین بار روشی را برای فرآیند تحلیل سلسله مراتبی فازی پیشنهاد نمودند [Van Laarhoven & Pedrycz, 1983]. این روش با جایگزینی اعداد فازی مثلثی در ماتریس مقایسه‌های زوجی و برمبنای حداقل مجذورات لگاریتمی بنا نهاده شده است. بنظر می‌رسد، پیچیدگی مراحل این روش باعث شده این روش چندان مورد استفاده قرار نگیرد. در سال ۱۹۹۲ روشی با عنوان روش تحلیل توسعه‌ای (Extended Analytic) توسط چانگ ارایه گردید. بعدها در سال ۱۹۹۶ این روش توسط خود وی بهبود داده شد. بر اساس تحقیقات صورت گرفته، روش گسترش یافته چانگ (Extended Analytic (EA)) بیش ازسایر روش‌های دیگر برای محاسبات تحلیل سلسله‌مراتبی فازی مورد استفاده قرار گرفته است. اعداد مورد استفاده در این روش، اعداد مثلثی فازی هستند. چانگ جهت تعمیم تکنیک AHP به فضای فازی از مفهومی به نام درجه امکان‌پذیری استفاده کرده است [Chang, 1996]. منظور از درجه امکان‌پذیری آن است که مشخص شود، چقدر احتمال دارد یک عدد فازی بزرگتر از یک عدد فازی دیگر باشد. پیش از بیان الگوریتم پیشنهادی چانگ باید مفهوم درجه امکان‌پذیری یا میزان احتمال بزرگتر بودن یک عدد فازی تشریح شود.

دو عدد مثلثی $M_1 = (l_1 , m_1 , u_1)$ و $M_2 = (l_2 , m_2 , u_2)$ را که در شکل (۳-۱۴) رسم شده‌اند، در نظر بگیرید (l حد پایین، m مقدار میانی و u حد بالا می‌باشد).



شکل (۳-۱۴): اعداد مثلثی

عملگرهای ریاضی این روش به صورت زیر می‌باشند (منظور از M تابع عضویت است):

$M_1 = (l_1, m_1, u_1)$

$M_2 = (l_2, m_2, u_2)$

$M_1 + M_2 = (l_1 + l_2\ ,\ m_1 + m_2\ ,\ u_1 + u_2)$

$M_1 \times M_2 = (l_1 \times l_2\ ,\ m_1 \times m_2\ ,\ u_1 \times u_2)$

$M_1^{-1} = \left(\frac{1}{u_1}, \frac{1}{m_1}, \frac{1}{l_1}\right)$

$M_2^{-1} = \left(\frac{1}{u_2}, \frac{1}{m_2}, \frac{1}{l_2}\right)$

در روش EA، برای هریک از سطرهای ماتریس مقایسات زوجی، مقدار S_i، که خود یک عدد مثلثی است، به صورت زیر محاسبه می‌شود [Chang, 1996][1]:

رابطه (۳-۲) $S_i = \sum_{j=1}^{n} M_j \times [\sum_{i=1}^{m} \sum_{j=1}^{n} M_{ij}]^{-1}$ ۱

M_{ij} مولفه‌ی iاُم مربوط به معیار jاُم می‌باشد. به طور مثال $\sum\sum M_{11}$ از مجموع تمام مولفه‌های اول (l) مربوط به ماتریس معیار اول حاصل می‌شود. M_j نیز مجموع هر سطر مربوط به هر ماتریس مقایسه زوجی می‌باشد. به طور مثال M_1 از مجموع مولفه‌های سطر اول ماتریس مقایسه زوجی معیار اول بدست می‌آید. در روش *EA*، پس از محاسبه S_i ها، باید درجه بزرگی آنان را نسبت به هم به دست

[1] کلیه روابط مربوط به این قسمت از [Chang, 1996] استخراج شده است.

آورد. به طور کلی اگر M_1 و M_2 دو عدد فازی مثلثی باشند، درجه بزرگی M_1 بر M_2، که با $V(M_1 \geq M_2)$ نشان می‌دهیم، با روابط زیر تعریف می‌شود:

رابطه (۳-۳)

$$\begin{cases} V(M_1 \geq M_2) = 1 \; if \; m_1 \geq m_2 \\ V(M_1 \geq M_2) = hgt(M_1 \cap M_2) \; if \; m_1 < m_2 \end{cases}$$

رابطه (۳-۴)

$$hgt(M_1 \cap M_2) = \frac{u_1 - l_1}{(u_1 - l_1) + (m_2 - m_1)}$$

hgt بلندترین نقطه تقاطع (*highest*) میان دو تابع عضویت فازی است. میزان بزرگی یک عدد فازی مثلثی از k عدد فازی مثلثی دیگر نیز از رابطه زیر به دست می‌آید:

رابطه (۳-۵)

$$V(M_1 \geq M_2, \dots, M_k) = Min[V(M_1 \geq M_2), \dots, V(M_2 \geq M_k)]$$

محاسبه وزن شاخص‌ها در ماتریس مقایسه زوجی بصورت زیر خواهد بود:

رابطه (۳-۶)

$$W'(x_i) = Min\{V(S_i \geq S_j)\}, k = 1,2, \dots, n, k \neq i$$

بردار وزن شاخص‌ها نیز به صورت زیر خواهد بود:

رابطه (۳-۷)

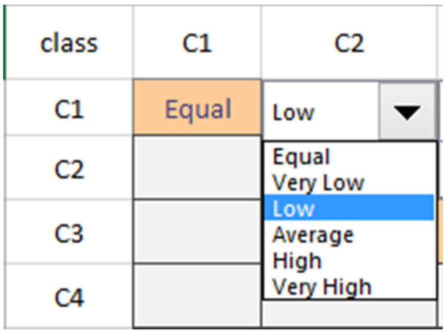
$$W' = [W'(c_1), W'(c_2), \dots, W'(c_2)]^T$$

که W' همان بردار ضرایب غیر نرمال AHP فازی است.

۳-۱۲- پیاده‌سازی روش Fuzzy-AHP

به منظور پیاده‌سازی روش Fuzzy-AHP، از زبان برنامه‌نویسی جاوا استفاده شده است. برنامه مربوط به پیاده‌سازی روش Fuzzy-AHP در الگوریتم ۳ در پیوست الف تحقیق آمده است.

برای دریافت نظرات کارشناس، ابتدا فرم‌هایی طراحی شده است که برای مشخص کردن میزان کیفی ارجحیت کلاس‌های موجود در یک لایه در اختیار کارشناس قرار می‌گیرد. نمونه‌ای از فرم طراحی شده در شکل (۳-۱۵) آمده است. در این فرم، کارشناس بر اساس میزان ارجحیت کلاس‌ها نسبت به یکدیگر، گزینه مناسب را از منوی کشویی انتخاب می‌کند.



شکل (۳-۱۵): نمونه‌ای از فرم طراحی شده برای تعیین کیفی میزان ارجحیت کلاس‌ها

پس از اینکه تمامی فرم‌ها توسط کارشناس (کارشناسان) تکمیل شد، مقادیر کیفی انتخاب شده بر اساس جدول (۳-۱۵) به اعداد فازی مثلثی تبدیل می‌شوند. نمونه‌ای از فرم پر شده برای کلاس تراکم خطواره و اعداد فازی مربوطه در شکل (۳-۱۶) نمایش داده شده است.

جدول (۳-۵): تبدیل مقادیر کیفی به اعداد فازی [Wang & Chen, 2008]

Linguistic	Numbers
Equal	(1,1,1)
Very Low	(1,1,3)
Low	(1,3,5)
Average	(3,5,7)
High	(5,7,9)
Very High	(7,9,11)

C1	Equal	Low	Very Low	Low
C2		Equal	Very Low	Equal
C3			Equal	Low
C4				Equal

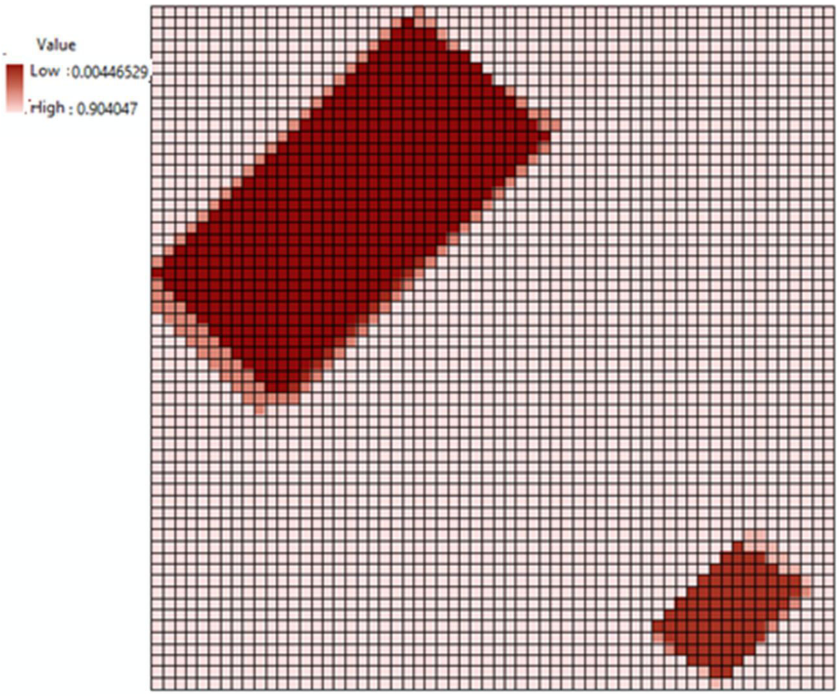
Class	C1	C2	C3	C4
C1	(1,1,1)	(1,3,5)	(1,1,3)	(1,3,5)
C2	(1/5,1/3,1)	(1,1,1)	(1,1,3)	(1,1,1)
C3	(1/3,1,1)	(1/3,1,1)	(1,1,1)	(1,1,3)
C4	(1/5,1/3,1)	(1,1,1)	(1/3,1,1)	(1,1,1)

شکل(۳-۱۶): نمونه‌ای از فرم پر شده توسط کارشناس

در مرحله بعد، هر یک از ماتریس‌های مقایسه زوجی که به مقادیر فازی تبدیل شده‌اند، به عنوان ورودی به برنامه وارد شده و وزن مربوط به هر کلاس برای هر لایه توسط کارشناس تعیین می‌شود. اوزان نهایی بدست آمده در جدول (۳-۶) نشان داده شده است. پس از بدست آوردن وزن نهایی، وزن مربوط به هر لایه که آن نیز از نظرات کارشناسان استخراج شده است (جدول(۳-۴))، در وزن بدست آمده برای هر کلاس ضرب شده و در نهایت وزن هر کلاس بر مجموع اوزان کلاس‌های آن لایه تقسیم شده و مقدار عدم قطعیت بدست می‌آید. نقشه عدم قطعیت تولید شده با استفاده از روش تلفیقی Fuzzy-AHP در شکل (۳-۱۷) نمایش داده شده است.

جدول (۳-۶): وزن نهایی تابع عدم قطعیت حاصل از نظر کارشناس با استفاده از روش Fuzzy-AHP

لایه	کلاس	وزن نهایی تابع عدم قطعیت
ترکیب باندی	C1	0.65834
	C2	0.34166
نسبت باندی	C1	0.730802
	C2	0.269198
بافر خطواره	C1	0.644221
	C2	0.234863
	C3	0.120916
تراکم خطواره	C1	0.540014
	C2	0.145735
	C3	0.153285
	C4	0.160966



شکل (۳-۱۷): نقشه عدم قطعیت حاصل از روش تلفیقی Fuzzy-AHP

۳-۱۳- بهبود روش دمپستر-شیفر با تلفیق روش‌های داده-محور و دانش-محور

وزن هر فاکتور نشان‌دهنده‌ی اهمیت و ارزش آن نسبت به فاکتورهای دیگر است. بنابراین انتخاب آگاهانه و صحیح وزن‌ها کمک بزرگی در جهت تعیین هدف مورد نظر می‌باشد. وزن‌دهی فاکتورها به سه روش انجام می‌شود:

- **استفاده از دانش کارشناسی (روش دانش-محور)**

در این روش با استفاده از تجربه و دانش کارشناسان متخصص در زمینه کاربرد مورد نظر و با در نظر گرفتن خصوصیات محدوده مطالعاتی، فاکتورهای مناسب، تعیین و وزن‌دهی می‌شوند. از مزایای این روش ساده و مستند بودن آن است. اما این روش دارای معایبی مانند احتمال اشتباه نمودن کارشناس در تعیین وزن و مشکل استانداردسازی واحدهای اندازه‌گیری ذهنی آنها می‌باشد.

- **استفاده از دانش داده‌ای (روش داده-محور)**

دانش داده‌ای متکی بر اطلاعات موجود در مورد جواب مسئله می‌باشد. در دانش داده‌ای با استفاده از جواب‌های موجود در مسئله و محاسبه میزان وابستگی هر یک از فاکتورها به جواب، می‌توان وزن مربوط به هر فاکتور را تعیین نمود. در این روش احتمال به وجود آمدن اشتباه کمتر است، اما درستی عملکرد آن بستگی به میزان صحّت و دقت جواب‌های اولیه موجود دارد. همچنین دست‌یابی به چنین اطلاعاتی هزینه‌بر خواهد بود.

- **استفاده از دانش کارشناسی و داده‌ای به صورت توام**

در این روش با توجه به نتایج حاصل از دانش و تجربیات کارشناسان و استفاده از اطلاعات موجود، به هر یک از فاکتورها وزن تعلق می‌گیرد. بدین نحو که ابتدا وزن‌ها از طریق دانش کارشناسی و داده‌ای به صورت مجزا محاسبه می‌شوند. سپس وزن مطلوب با مقایسه مقادیر بدست آمده تعیین می‌گردد. در نتیجه احتمال وقوع اشتباه کاهش یافته و وزن‌ها به واقعیت نزدیکتر خواهند شد. به دلیل مزایای روش

تلفیقی، در این تحقیق از این روش به منظور بهبود نتایج حاصل از روش دمپستر-شیفر استفاده می-شود.

در مورد استفاده از دانش کارشناسی در بخش ۳-۹ توضیح داده شد. در این قسمت به برخی از تحقیقاتی که در مورد ترکیب روش دمپستر-شیفر با روش‌های داده‌مبنا در زمینه‌های مختلف انجام شده، اشاره می‌شود.

در تحقیقی در زمینه تحلیل سیگنال، لیو و همکاران در سال ۲۰۰۶ از ترکیب دمپستر-شیفر با رگرسیون وزندار محلی[1] برای بهبود نتایج رگرسیون استفاده نمودند. ابتدا با استفاده از توابع برآورد و تلفیق به روش دمپستر-شیفر، سنسورهایی که با احتمال بیشتری میزان آسیب را مشخص می‌کنند، شناسایی شده و تابع رگرسیون تنها برای این سنسورها برازش داده شدند. مقایسه نتایج نشان می‌دهد استفاده از این داده‌ها به عنوان ورودیِ مدل رگرسیون، نتایج بهتری را حاصل می‌کند [Liu et al, 2006]. در تحقیقی دیگر از روش دمپستر-شیفر برای افزایش دقّت نتایج حاصل از روش LSSVM[2] استفاده شده است. در این تحقیق داده‌های ورودی به چند بخش تقسیم شده و برای هر بخش یک مدل LSSVM در نظر گرفته شده است. برای ترکیب خروجی هر LSSVM از روش دمپستر شیفر استفاده شده است. همچنین برای افزایش دقّت مدل، توابع برآورد بصورت فازی در نظر گرفته شده‌اند [Zhou et al, 2016]. در تحقیقی دیگر از چندین شبکه عصبی برای دسته‌بندی داده‌ها استفاده شده است و در نهایت نتایج Classifier های مختلف با استفاده از قوانین دمپستر-شیفر با یکدیگر تلفیق شده‌اند [G. L. Rogova, 2008]. مارتین و اوسوالد در تحقیقی، از ترکیب EBF و شبکه عصبی برای طبقه‌بندی تصاویر استفاده کردند. به این صورت که ابتدا میزان عدم قطعیت داده‌های ورودی بر اساس EBF تخمین زده شد و سپس این عدم قطعیت به عنوان ورودی به شبکه عصبی معرفی شد، که موجب بهبود نتایج نیز واقع شد [Martin & Osswald, 2008].

---

[1] Locally Weighted Regression
[2] Least Square Support Vecto Machine

مطالعه تحقیقات مختلف نشان می‌دهد که تاکنون روش‌های SVM (ماشین بردار پشتیبان)، رگرسیون و شبکه‌های عصبی مصنوعی برای بهبود بخش داده-محور دمپستر شیفر مورد استفاده قرار گرفته‌اند. در ادامه از تلفیق این روش‌های داده-مبنا با دانش کارشناسی به منظور بهبود روش دمپستر-شیفر استفاده می‌شود.

۳-۱۴- پیاده‌سازی روش تلفیقی داده-محور و دانش-محور

روش پیشنهادی به منظور پیاده‌سازی تلفیق روش داده-محور و دانش-محور، تعیین اوزان کلاس‌ها بوسیله روش دانش- محور و ادامه کار با استفاده از روش‌های داده- محور می‌باشد. برای این منظور فرم‌هایی جهت تعین اوزان کلاس‌ها در اختیار کارشناسان قرار می‌گیرد. به منظور بهبود نتایج و کاهش اثر نظرات شخصی در نتایج نهایی، از نظر سه کارشناس مختلف استفاده و در نهایت نظر تمامی کارشناسان با روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره گروهی[1] با یکدیگر تلفیق می‌شوند. در ادامه مبانی نظری مربوط به تصمیم گیری چندمعیاره گروهی آورده شده است.

۳-۱۴-۱- مبانی نظری تصمیم‌گیری چندمعیاره گروهی (AHP-Group)

زمانی‌که از نظرات چندین کارشناس استفاده می‌شود، اختلاف نظر کارشناسان مختلف منجر به ایجاد وزن‌های متفاوتی می‌شود. برای تلفیق نظرات کارشناسان و رسیدن به یک اجماع در تعیین اوزان کلاس‌ها، روش‌های مختلفی همچون میانگین رتبه‌ای، Copeland،BORDA و AHP گروهی پیشنهاد شده است. در روش میانگین رتبه‌ای، گزینه‌ها بر اساس میانگین رتبه‌های بدست آمده از روش‌های مختلف، اولویت‌بندی می‌شوند. در روش BORDA گزینه‌ها دو به دو با یکدیگر مقایسه می‌شوند. اگر تعداد حالاتی که گزینه i را بر گزینه j ترجیح می‌دهند، بیشتر از تعداد حالاتی باشد که گزینه j را بر گزینه i ترجیح داده‌اند، در سطر i و ستون j، حرف M و در غیر اینصورت حرف X قرار می‌گیرد. تعداد حرف‌های M هر سطر، رتبه گزینه مربوطه را مشخص می‌کند. روش Copeland در تکمیل روش

[1] AHP Group

BORDA است و بر اساس اختلاف بردها و باخت‌ها، رتبه‌بندی نهایی مشخص می‌شود. توضیحات مربوط به روش AHP گروهی بدلیل طولانی و مفصل بودن در بخش بعدی آمده است. در این تحقیق بدلیل دقت بالاتر روش AHP گروهی، از این روش به منظور تلفیق نظر کارشناسان مختلف استفاده شده است [Hosseinali & Alesheikh, 2008]. در این روش به دو حالت می‌توان نتایج حاصله را با یکدیگر مقایسه کرد. در حالت اول، ابتدا می‌توان ماتریس‌های مقایسه زوجی حاصل از نظرات کارشناسان مختلف را ترکیب کرده و ماتریس مقایسه زوجی نهایی را تشکیل داده، سپس وزن را برای این ماتریس محاسبه کنیم. در حالت دوم، ابتدا وزن مربوط به هر فاکتور از ماتریس مقایسه زوجی مربوط به هر یک از کارشناسان با هم ترکیب شده و سپس وزن‌های حاصل شده با یکدیگر تلفیق می‌شوند. اما نتیجه نهایی هر دو روش یکسان خواهد بود [Hummel et al, 2014][۱].

- **حالت اول: ترکیب ماتریس‌های مقایسه زوجی**

برای استفاده از این روش روابط زیر مورد استفاده هستند:

رابطه (۳-۸)

$$A^{[k]} = \left(a_{ij}^{[\bar{k}]}\right) w^{[k]} = \left(w_1^{[k]}, w_2^{[k]}, \dots, w_n^{[k]}\right) (w_i^{[k]} > 0, \sum_{i=1}^{n} w_i^k = 1)$$

$$\sum_{k=1}^{r^-} \beta_k = 1, \beta_k \geq 0$$

رابطه (۳-۹)

$$A^{|G|} = \left(a_{ij}^{[G]}\right), where\ a_{ij}^{[G]} \prod_{k=1}^{r} (a_{ij}^{[k]})^{\beta_k}\ , i, j \in \{1, n\}$$

رابطه (۳-۱۰)

$$w^{[G]} = \left(w_i^{[G]}\right), where\ w_i^{[G]} = (\prod_{j=1}^{n} a_{ij}^{[G]})^{1/n}, i, j \in \{1, n\}$$

بطوریکه a_{ij} درایه ی jاُم از سطر iاُم ماتریس مقایسه زوجی، w_k وزن مربوط به معیار kاُم و β_k میزان اهمیت معیار یا وزن و n تعداد معیارها می‌باشد. $A^{[k]}$ ماتریس مقایسه زوجی بدست آمده از هر یک از

---

[۱] تمامی روابط مربوط به این قسمت از [Hummel et al, 2014] استخراج شده است.

روش‌ها و $w^{[k]}$ نیز وزن حاصل از آن ماتریس می‌باشد. $A^{[G]}$ ماتریس مقایسه زوجی نهایی است که از ترکیب ماتریس‌های مقایسه زوجی بدست آمده از روش‌های مختلف حاصل می‌شود (رابطه ۳-۹). وزن نهایی معیارها با استفاده از درایه‌های ماتریس $A^{[G]}$ بدست می‌آید (رابطه ۳-۱۰).

- **حالت دوم: ترکیب اوزان نهایی**

در این حالت ابتدا وزن با استفاده از روابط زیر محاسبه و سپس اوزان با یکدیگر ترکیب می‌شوند.

رابطه (۳-۱۱)
$$w^{[k]} = \left(w_1^{[k]}, w_2^{[k]}, \dots, w_n^{[k]}\right) \; (w_i^{[k]} > 0, \sum_{i=1}^{n} w_i^k = 1)$$

رابطه (۳-۱۲)
$$w_i^{[G]} = \prod_{k=1}^{r} (w_i^{[k]})^{\beta_k} \;, where\; w_i^{[k]} = (\prod_{j=1}^{n} a_{ij}^{[k]})^{1/n}, i, j \in \{1, n\}$$

$w^{[k]}$ بردارهای وزن بدست آمده از روش‌های مختلف می‌باشد. سپس این اوزان با یکدیگر ترکیب شده و وزن نهایی $w_i^{[G]}$ را حاصل می‌کنند. در این حالت نیز a_{ij} درایه ی jاُم از سطر iاُم ماتریس مقایسه زوجی، w_k وزن مربوط به معیار kاُم و β_k میزان اهمیت معیار یا وزن و n تعداد معیارها می‌باشد.

۳-۱۴-۲- پیاده‌سازی روش AHP-Group

بمنظور پیاده‌سازی روش تحلیل سلسله مراتبی گروهی، هر یک از کارشناسان باید ارجحیت هر کدام از کلاس‌های درونِ لایه‌های ورودی را نسبت به سایر کلاس‌ها تعیین کنند. بعد از تشکیل ماتریس مقایسه زوجی برای هر لایه، توسط هر کارشناس، این ماتریس‌ها به عنوان ورودی به برنامه (الگوریتم ۴ پیوست الف) معرفی شده و وزن نهایی هر کلاس به روش گروهی AHP برای هر کارشناس استخراج می‌شود. اوزان بدست آمده از نظر هر کارشناس در جدول (۳-۷) آمده است.

جدول (۳-۷): اوزان حاصل شده از ماتریس مقایسه زوجی توسط نظر کارشناسی

لایه	کلاس	کارشناس ۱	کارشناس ۲	کارشناس ۳
ترکیب باندی	C1	0.833333	0.75000	0.6666
	C2	0.16666	0.24999	0.33333
نسبت باندی	C1	0.87499	0.83333	0.8
	C2	0.12500	0.16666	0.2
بافر خطواره	C1	0.66869	0.60700	0.69994
	C2	0.24310	0.30334	0.19350
	C3	0.08820	0.08965	0.10655
تراکم خطواره	C1	0.60679	0.56735	0.34166
	C2	0.081582	0.18430	0.16458
	C3	0.23004	0.17477	0.2875
	C4	0.081582	0.07356	0.2875

پس از اینکه وزن کلاس‌ها توسط هر کارشناس به روش AHP استخراج شد، به منظور تلفیق نظرات مختلف، از حالت دوم ترکیب نظرات (روابط (۳-۱۱) و (۳-۱۲)) یعنی ترکیب اوزان نهایی استفاده می‌شود. وزن نهایی حاصل از تلفیق وزن‌های مشخص شده توسط سه کارشناس در وزن نرمال شده هر لایه (جدول (۳-۴)) ضرب می‌شود. نتایج نهایی در جدول (۳-۸) آمده است.

جدول (۳-۸): وزن‌های نهایی حاصل از تلفیق (AHP-Group) نظرات کارشناسان به روش AHP

وزن تخصیص داده شده	کلاس	لایه
0.746901	C1	ترکیب باندی
0.240375	C2	
0.83555	C1	نسبت باندی
0.160915	C2	
0.657396	C1	بافر خطواره
0.242551	C2	
0.094452	C3	
0.489965	C1	تراکم خطواره
0.135261	C2	
0.226105	C3	
0.107372	C4	

۳-۱۵- تعیین اوزان کلاس‌ها به روش داده-محور

در روش‌های سنتی وزن‌دهی، وزن و رتبه فاکتورهای موثر در پدیده‌ی مورد نظر بر اساس تجربه و دانش کارشناسی نسبت به موضوع و منطقه مطالعاتی تعیین می‌شد که بسیار وابسته به نظر شخصی و تجربیات کارشناس بود. به منظور کاهش خطاهای انسانی در تعیین وزن‌ها، در سال‌های اخیر، روش‌های کمّی یا داده-محور همچون روش‌های آماری، روش‌های فازی و همچنین روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی برای تعیین اوزان مورد استفاده قرار گرفته‌اند [Kanungo et al, 2006].

در این تحقیق به منظور تعیین وزن کلاس‌ها به روش داده محور، روش‌های گوناگونی مورد بررسی قرار گرفت. روش ماشین بردار پشتیبان[1]، رگرسیون وزن‌دار جغرافیایی[1]، حداقل مربعات معمولی[2] و

[1]Support Vector Machine

شبکه عصبی مصنوعی در این تحقیق مورد بررسی قرار گرفتند. در ادامه مبانی نظری این روش‌ها و مشکلاتی که در استفاده از این روش‌ها بوجود آمده تشریح شده است. پس از بررسی این روش‌ها و با توجه به مشکلاتی که در استفاده از روش‌های ماشین بردار پشتیبان و رگرسیون در این پروژه بوجود آمد و همچنین عملکرد بهتر روش شبکه عصبی، در نهایت شبکه عصبی مصنوعی به منظور محاسبه وزن‌ها بصورت داده‌محور مورد استفاده قرار گرفت.

۳-۱۵-۱- ماشین بردار پشتیبان

ماشین بردار پشتیبان که بر اساس مبانی آماری بنا شده است، اولین بار توسط وپنیک[۳] (Vapnik 1998) مطرح گردید. اگرچه ماشین بردار پشتیبان یک طبقه‌بندی کننده‌ی[۴] دودویی است که برای کلاسه‌بندی[۵] و تشخیص الگوها[۶] طراحی شده است، می‌تواند برای پیش‌بینی سری‌های زمانی نیز مورد استفاده قرار گیرد [Wang et al, 2008].

ماشین بردار پشتیبان به عنوان موفق‌ترین روش طبقه‌بندی در میان روش‌های یادگیری ماشینی معرفی شده و یک طبقه‌بندی کننده‌ی نظارت شده و دودویی است. مجموعه‌ای از داده‌ها را که در دو کلاس یا گروه قابل طبقه‌بندی هستند، فرض می‌کنیم. عضویت هر داده‌ی آموزشی به گروه مربوطه توسط کلاس یا برچسب[۷] مربوط به آن داده قابل تعریف است. به عنوان مثال یک داده می‌تواند متعلق به کلاس با برچسب ۱+ یا ۱- باشد. ماشین بردار پشتیبان اَبرصفحه‌های جداکننده‌ای[۸] را ایجاد می‌کند که داده‌های دو کلاس را از یکدیگر جدا کند. در واقع ایجاد ابرصفحه به معنای ایجاد تابعی است که داده‌ای را به عنوان ورودی گرفته و خروجی آن، برچسب مربوط به کلاسی است که داده به آن کلاس تعلق دارد [Yu & Kim, 2012].

---

[2] Geography Weighted Regression
[3] Ordinary least squares
[4] Vapnik
[5] Classifier
[6] Classification
[7] Pattern Recognition
[8] Label
[9] Separating Hyperplanes

مجموعه‌ای از داده‌های آموزشی $\{x_1, x_2, ..., x_3\}$ را به همراه کلاس مربوط به آنها $\{y_1, y_2 ... y_i\}$ در نظر می‌گیریم، به طوری‌که $y_i \in \{-1, +1\}$ در صورتی‌که دو کلاس بصورت خطی قابل جداسازی باشند، ماشین بردار پشتیبان ابرصفحه‌ای را ایجاد می‌کند که دسته‌ها را به‌گونه‌ای از هم جدا کند تا فاصله‌ی میان نزدیکترین نمونه‌های دو کلاس، در راستای عمود بر مرز تصمیم‌گیری، بیشینه شود. در حالت خطی، طبقه‌بندی بهینه با استفاده از رابطه‌ی (۳-۱۳) حاصل می‌شود [Burges, 1998][1]:

رابطه (۳-۱۳)

$$f(x) = sign\{W.x_i + b\}$$

به نحوی که شروط (۱۴) و (۱۵) برقرار باشند.

رابطه (۳-۱۴)

$$\sum_{i=1}^{l} \alpha_i y_i = 0$$

رابطه (۳-۱۵)

$$\alpha_i \geq 0 \ \forall_i$$

در رابطه‌های (۳-۱۳)، (۳-۱۴) و (۳-۱۵) α_i ضرایب لاگرانژ، W بردار نرمال عمود بر ابرصفحه و b فاصله از مبدا مختصات می‌باشد. W و b به ترتیب با استفاده از معادلات (۳-۱۶) و (۳-۱۷) محاسبه می‌گردند:

رابطه (۳-۱۶)

$$W = \sum_{i=1}^{l} \alpha_i y_i x_i$$

رابطه (۳-۱۷)

$$b = y_i - \sum_{i=1}^{l} y_i \alpha_i x_i x_j$$

[1] تمامی معادلات ریاضی این قسمت از [Burges, 1998] برداشت شده است.

تنها نمونه‌هایی که ضرایب لاگرانژ آنها مخالف صفر است ($\alpha_i \neq 0$) در تشکیل ابرصفحه مشارکت دارند. این داده‌ها، که نزدیکترین نمونه‌ها به ابرصفحه هستند، بردارهای پشتیبان[1] نامیده می‌شوند. سایر نمونه‌ها با $\alpha_i = 0$، تاثیری در شکل‌گیری ابرصفحه نخواهند داشت [Burges, 1998].

روابط (۳-۱۳)، (۳-۱۶) و (۳-۱۷) برای طبقه‌بندی در حالت خطی قابل استفاده است، در حالی‌که بسیاری از پدیده‌های طبیعی قابل مدلسازی در فضاهای خطی نمی‌باشند. در چنین شرایطی از تابع کرنل[2] برای نگاشت داده‌ها به فضایی با ابعاد بیشتر استفاده می‌شود؛ بطوری‌که در فضای جدید، داده‌ها بصورت خطی قابل جداسازی باشند. برای حالت غیرخطی رابطه‌ی (۳-۱۳) به رابطه‌ی (۳-۱۸) تبدیل شده و W و b مشابه با حالت خطی بر اساس رابطه‌های (۳-۱۶) و (۳-۱۷) محاسبه می‌گردند:

رابطه (۳-۱۸) $f(x) = sign\{\sum_{i=1}^{l} \alpha_i y_i k(x_i, x_j) + b\}$

به نحوی که شروط (۳-۱۹) و (۳-۲۰) برقرار باشند.

رابطه (۳-۱۹) $\sum_{i=1}^{l} \alpha_i y_i = 0$

رابطه (۳-۲۰) $0 \leq \alpha_i \leq C\forall_i$

در رابطه‌ی (۳-۱۸) $k(x_i, x_j)$ تابع کرنل و C عددی ثابت است که توسط کاربر تعیین می‌شود. پارامتر C مشخص می‌کند، چه میزان خطا در طبقه‌بندی قابل صرف نظر کردن است. به منظور پیاده‌سازی روش SVM، از محیط برنامه‌نویسی متلب استفاده شد. الگوریتم ۵ پیوست الف برنامه مربوط به پیاده-سازی روش SVM را نمایش می‌دهد.

در پیاده‌سازی این روش با داده‌های مصنوعی، بدلیل کافی نبودن داده‌ها (کم بودن کلاس‌های موجود در برخی لایه‌ها و همچنین کافی نبودن تعداد پیکسل‌های مناطق شناخته شده‌ی معدنی) این الگوریتم با مشکل مواجه شد. از آنجایی که ۳۶۰۰ میلیون پیکسل در منطقه مطالعاتی وجود داشت و تنها حدود ۶۰ پیکسل در منطقه شناخته شده بود، بنابراین تعداد نمونه‌ها در کلاس یک (کلاس

---
[2] Support Vectors
[3] Kernel Function

مربوط به پیکسل‌های شناخته شده) نسبت به تعداد نمونه‌ها در کلاس صفر (کلاس مربوط به پیکسل-های شناخته نشده) بسیار کمتر بود، که موجب عدم توازن در میان کلاس‌ها می‌شود؛ بنابراین مدل قادر به تعیین وزن مناسب برای کلاس‌های شناخته شده نبود. در واقع ماشین بردار پشتیبان قادر به شناسایی کلاس‌های صفر بود و پیکسل‌های شناخته شده بدلیل تعداد اندک در مقابل پیکسل‌های ناشناخته، توسط الگوریتم قابل شناسایی نبود. خروجی این برنامه بصورت جدول (۳-۹) است که در آن وزن تمامی کلاس‌ها صفر استخراج شده است. برای ادامه تحقیق، روش رگرسیون وزن‌دار جغرافیایی انتخاب گردید که در ادامه مبانی این روش تشریح می‌گردد.

جدول (۳-۹): خروجی ماشین بردار پشتیبان

لایه	کلاس	وزن تخصیص یافته
ترکیب باندی	C1	0
	C2	0
نسبت باندی	C1	0
	C2	0
بافر خطواره	C1	0
	C2	0
	C3	0
تراکم خطواره	C1	0
	C2	0
	C3	0
	C4	0

۳-۱۵-۲- مبانی رگرسیون وزن‌دار جغرافیایی (GWR[1])

رگرسیون‌ها ازجمله روش‌های پرکاربرد در علوم مختلف هستند و بیشتر به‌منظور برآورد و پیش‌بینی یک پارامتر وابسته (متغیر پاسخ) بر اساس یک یا چند متغیر مستقل بکار می‌روند. ساده‌ترین نوع رگرسیون را می‌توان به‌صورت $y = ax + b$ بیان نمود که نشان‌دهنده‌ی وجود رابطه‌ی خطی بین متغیر وابسته y و متغیر مستقل x است، که در صورت وجود خطا ε این رابطه تبدیل به $y = ax + b + \varepsilon$ خواهد شد. با در نظر گرفتن این موضوع که بی‌توجهی به عامل فضا ممکن است موجب تفسیرهای غلط از روابط فضایی متغیرها گردد، نقش متغیر موقعیت فضائی در تبیین روابط بین متغیرها بسیار اهمیت پیدا کرده که به تناقض سیمپسون معروف است. بنابراین، وقتی رابطهٔ بین متغیرهای مستقل و وابسته در قسمتی از دامنه‌ی مطالعه مثبت و در بخشی دیگر منفی شود، مدل

[1] Geographic Weighted Regression

رگرسیون معمولی نمی‌تواند به درستی رابطه بین متغیرهای مستقل و وابسته را تشخیص دهد [Brunsdon et al, 2008; Fotheringham et al, 2003][1]. رابطه (۳-۲۱) یک رگرسیون خطی چندمتغیره و بردار برآوردکننده ی آن (رابطه (۳-۲۲)) را نشان می‌دهد:

رابطه (۳-۲۱) $$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \cdots + \beta_m x_{mi} + \varepsilon_i$$

رابطه (۳-۲۲) $$\hat{\beta} = (X^T X)^{-1} X^T Y$$

که در آن y_i متغیر وابسته در مکان i، x_{mi} پارامترهای مستقل در مکان i، β_m ضرایب پارامترها، $\hat{\beta}$ بردار ضرایب تخمین‌زده شده‌ی پارامترها، ε_i میزان خطا در مکان i، X ماتریس مقادیر پارامترهای مستقل، Y بردار مقادیر مشاهده‌شده برای پارامتر وابسته و $(X^T X)^{-1}$ معکوس ماتریس واریانس کوواریانس است. اگر وزن مشاهدات را وارد رابطه (۳-۲۲) کنیم، رگرسیون وزن‌دار حاصل می‌گردد که در رابطه‌ی (۳-۲۳) نشان شده است:

رابطه (۳-۲۳) $$\hat{B} = (X^T W X)^{-1} X^T W Y$$

که در آن W ماتریس وزن مشاهدات است. در صورتی که علاوه بر وزن مشاهدات، موقعیت مشاهدات را نیز به رابطه (۳-۲۳) اضافه کنیم، بررسی متغیرهای وابسته و مستقل بر اساس موقعیت آن‌ها صورت می‌گیرد و معادله‌ی رگرسیون وزن‌دار جغرافیایی به‌صورت (۳-۲۴) با برآوردکننده (رابطه (۳-۲۵)) حاصل می‌گردد:

رابطه (۳-۲۴) $$y_i(\mathrm{u}_i, \mathrm{v}_i) = \beta_0(\mathrm{u}_i, \mathrm{v}_i) + \beta_1(\mathrm{u}_i, \mathrm{v}_i) x_{1i} + \beta_2(\mathrm{u}_i, \mathrm{v}_i) x_{2i} + \cdots + \beta_m(\mathrm{u}_i, \mathrm{v}_i) x_{mi} + \varepsilon_i$$

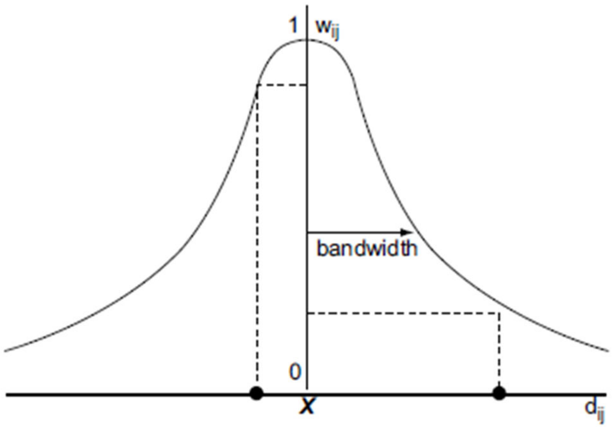
رابطه (۳-۲۵) $$\hat{\beta}(\mathrm{u}_i, \mathrm{v}_i) = (X^T W(\mathrm{u}_i, \mathrm{v}_i)\, X)^{-1} X^T W(\mathrm{u}_i, \mathrm{v}_i)\, Y$$

که در آن بردار ضرایب تخمین زده شده‌ی پارامترها در موقعیت $(\mathrm{u}_i, \mathrm{v}_i)$ و $W(\mathrm{u}_i, \mathrm{v}_i)$ ماتریس وزن مشاهدات در همان موقعیت است (یک ماتریس قطری که درایه‌های قطر اصلی آن وزن مشاهدات و باقی درایه‌ها صفر هستند). علت ابداع این روش، بررسی تغییرات مکانی روابط بین متغیرها است که

---

[1] تمامی معادلات این قسمت از [Fotheringham et al, 2003] استخراج شده است.

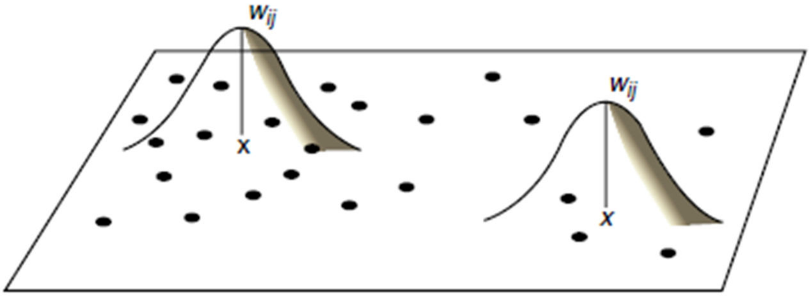
اساس کار روش رگرسیون وزن‌دار جغرافیایی را تشکیل می‌دهد. اولین بار در سال ۱۹۹۱، روش رگرسیون وزن‌دار فضایی به‌منظور بررسی عوامل تأثیرگذار در قیمت خانه‌ها در لندن مورد استفاده قرار گرفت و با توجه به قابلیت منحصر به فرد آن در شناسایی و تحلیل روابط میان متغیرها، گام نوینی در درک دقیق‌تر و علمی‌تر آن دسته از پدیده‌هایی که در بستر فضا رخ می‌دهند، ایجاد شد. روش‌های رگرسیون عمومی (مانند روش کمترین مربعات معمولی[1]) قادر به در نظر گرفتن تغییرات محلی (ناایستایی) نیستند، زیرا یک رابطه‌ی ثابت بین پارامترهای مکانی برقرار می‌کنند. با توجه به اینکه روابط بین متغیرها از مکانی به مکان دیگر تفاوت می‌کند، روش رگرسیون وزن‌دار جغرافیایی سبب بهبود رگرسیون‌های عمومی شده است [Mennis, 2006]. در این روش، برای تخمین پارامتر وابسته از مشاهداتی استفاده می‌شود که ازنظر مکانی به یکدیگر نزدیک هستند. نحوه‌ی وزن‌دهی در این روش به صورتی است که مشاهدات نزدیک‌تر، وزن و تأثیر بیشتری نسبت به مشاهدات دورتر دارند. به این منظور، برای وزن‌دهی و مشخص کردن تعداد یا فاصله‌ی مشاهدات در نظر گرفته شده جهت تخمین پارامتر وابسته در هر نقطه، از کرنل و پهنای باند استفاده می‌شود. شکل (۳-۱۸) یک نمونه کرنل فضایی را نمایش می‌دهد.



شکل (۳-۱۸): نمونه‌ای از کرنل ثابت[1] [Fotheringham et al, 2003]

[2] Ordinary Least Squares

برای مشخص کردن وزن و تعداد همسایه‌های نقطه‌ای که قرار است، رگرسیون بر اساس آن انجام شود از تابع کرنل استفاده می‌شود. همان‌طور که از اسم این کرنل مشخص است، برای هر نقطه در فضا ثابت در نظر گرفته می‌شود. نقاطی که دورتر قرار دارند وزن کمتری نسبت به نقاط نزدیک خواهند داشت. ازاین‌رو در روش رگرسیون وزن‌دار جغرافیایی برای هر نقطه، تابع کرنل در نظر گرفته می‌شود؛ به‌طوری که در هر نقطه، وزن‌های متفاوتی برای همسایه‌های آن نقطه در نظر گرفته می‌شود. شکل (۳-۱۹) نمونه‌ای از یک کرنل ثابت را نمایش می‌دهد. همان‌طور که در شکل نیز کاملاً مشخص است، برای تمام نقاط موجود در فضای مطالعه، این کرنل با پهنای باند ثابتی در نظر گرفته شده است.



شکل (۳-۱۹): یک نمونه کرنل ثابت [Fotheringham et al, 2003]

هر مشاهده دارای وزنی است که بایستی به‌وسیله‌ی تابع وزن معین بشود. نخست، تابع وزن در روش کمترین مربعات معمولی را در نظر بگیرید که به‌صورت معادله‌ی زیر است:

رابطه (۳-۲۶)

$$w_{ij} = 1 \text{ if } d_{ij} < d$$

$$w_{ij} = 0 \text{ otherwise}$$

که در آن w_{ij} تابع وزن در نقطه i نسبت به نقطه j ، d_{ij} فاصله‌ی نقطه‌ی i نسبت به نقطه j و d فاصله‌ی در نظر گرفته شده می‌باشد. همان‌طور که مشاهده می‌شود، مقدار تابع وزن برای تمامی نقاطی که در فاصله d از نقطه مورد بررسی قرار دارند، یکسان و برابر ۱ است و نقاطی که در خارج این فاصله قرار دارند وزن صفر خواهند داشت. یکی از مشکلاتی که به دلیل استفاده از این نوع وزن‌دهی به وجود می‌آید، ناپیوستگی است و درنتیجه ضرایب در داخل و خارج فاصله‌ی موردنظر شدیداً تغییر

می‌کند. ازاین‌رو، یکی از راه‌های مقابله با این مشکل، استفاده از تابعی پیوسته برای d_{ij} به‌صورت رابطه (۳-۲۷) است:

رابطه (۳-۲۷) $w_{ij} = \exp\left[-{}^{1}/_{2}\left(d_{ij}/b\right)^{2}\right] \text{ if } d_{ij} < d$

$w_{ij} = 0 \text{ otherwise}$

که در آن b پهنای باند و سایر پارامترهای آن همانند معادله‌ی (۳-۲۴) است. بیشترین مقدار وزن در خود نقطه‌ی i و برابر یک است و با فاصله از نقطه، مقدار وزن طبق منحنی گوسین[1] روند نزولی پیدا می‌کند. این نوع وزن‌دهی گوسین نام دارد که در روش رگرسیون وزن‌دار جغرافیایی بسیار مورد استفاده قرار می‌گیرد. نوع دیگری از تابع وزن‌دهی پیوسته به نام زوج مربعی[2] وجود دارد که به آن شبه گوسین نیز می‌گویند. رابطه‌ی (۳-۲۸) بیانگر این نوع تابع وزن‌دهی است:

رابطه (۳-۲۸) $w_{ij} = \exp[1 - {}^{1}/_{2}\,(d_{ij}/b)^{2}]^{2} \text{ if } d_{ij} < d$

$w_{ij} = 0 \text{ otherwise}$

همان‌گونه که ملاحظه می‌شود، این رابطه بسیار شبیه تابع وزن‌دهی گوسین بوده و در خارج پهنای باند، وزن مشاهدات صفر است [Fotheringham et al, 2003].

در این پروژه به منظور پیاده‌سازی روش GWR، از نرم‌افزار GWR4[3] استفاده شد. ورودی نرم‌افزار، کلاس‌های مربوط به هر لایه و مختصات جغرافیایی مربوط به هر پیکسل و همچنین پیکسل‌های شناخته شده است. در واقع متغیر وابسته، پیکسل شناخته شده است که به صورت اعداد صفر و یک به مدل معرفی می‌شود و کلاس‌های مربوط به هر لایه و مختصات جغرافیایی به عنوان متغیرهای وابسته به مدل معرفی می‌شوند. کرنل استفاده شده در این پروژه از نوع انطباقی می‌باشد. مدل باید با توجه به تعداد پیکسل‌های شناخته شده در هر کلاس، اهمیت هر کلاس را تعیین کند. اما در حین پیاده‌سازی این روش به مشکل عدم تشکیل درست مدل برخورد کردیم. این مشکل به دلیل تعداد

---
[1] Gaussian
[2] Bi-Square
[3] https://gwrtools.github.io/gwr4-downloads.html

پایین نمونه‌های شناخته شده در منطقه مطالعاتی بوجود آمد. بدلیل کم بودن نمونه‌ها، مدل قادر نبود به درستی ارتباط میان متغیر وابسته و متغیرهای مستقل را شناسایی کند؛ لذا برای ادامه تحقیق روش حداقل مربعات معمولی یا رگرسیون معمولی به دلیل ساده‌تر بودن روش انتخاب گردید.

۳-۱۵-۳- مبانی روش حداقل مربعات معمولی (رگرسیون معمولی)

رگرسیون به منظور بررسی ارتباط یک متغیر وابسته با یک یا چند متغیر مستقل مورد استفاده قرار می‌گیرد. ساده‌ترین شکل رگرسیون به صورت رابطه (۳-۲۹) است [Craven & Islam, 2011]

رابطه (۳-۲۹)

$$Y = aX + b$$

که در آن Y متغیر وابسته، X متغیر مستقل، a ضریب یا شیب و b عرض از مبدأ است. در صورتی که برای تخمین و برآورد متغیر وابسته از چند متغیر مستقل استفاده شود، ارتباط آن‌ها به صورت رابطه (۳-۳۰) خواهد بود [Dhillon et al, 2013]:

رابطه (۳-۳۰)

$$Y_i = B_0 + \sum\nolimits_K B_K X_K + \boldsymbol{\varepsilon}_i$$

به منظور پیاده‌سازی حداقل مربعات معمولی از محیط نرم‌افزار ArcGIS استفاده شد. در این حالت نیز همانند روش رگرسیون وزندار جغرافیایی، کلاس‌های هر لایه به همراه مختصات هر پیکسل به عنوان متغیرهای مستقل و پیکسل‌های شناخته شده به عنوان متغیر وابسته در نظر گرفته شد. مشکل این روش نیز همانند روش رگرسیون وزندار جغرافیایی عدم تشکیل درست مدل بدلیل کم بودن نمونه‌های شناخته شده و همچنین همبستگی میان لایه‌های ورودی در منطقه بود. با این تفاوت که در این روش مدل تشکیل می‌شود، اما وزن‌ها بدرستی تعیین نمی‌شوند. در واقع مدل نتواسته بدرستی ارتباط میان متغیر وابسته را با متغیرهای مستقل شناسایی کند. حتی وزن برخی از کلاس‌ها بصورت منفی تعیین گردید (جدول (۳-۱۰))، که نشان‌دهنده عدم کارایی این روش نیز در این مورد می‌باشد.

جدول (۳-۱۰): وزن‌های تخصیص یافته از طریق روش حداقل مربعات معمولی

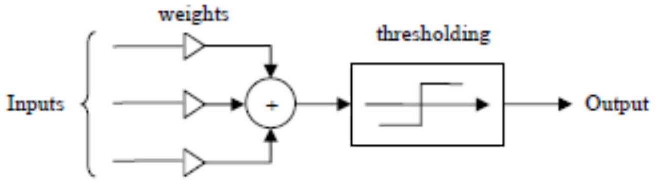
لایه	کلاس	وزن تخصیص یافته
ترکیب باندی	C1	0.00007
	C2	−0.52910
نسبت باندی	C1	0.000006
	C2	0.000452
بافر خطواره	C1	-0.370188
	C2	0.0000038
	C3	-0.0004365
تراکم خطواره	C1	0.0000003
	C2	-0.0032
	C3	-0.561973
	C4	-0.0000003

۳-۱۵-۴- مبانی شبکه عصبی مصنوعی

در تحقیقاتی که برای تعیین وزن فاکتورها برای موضوعات مختلف انجام شده، ثابت شده که شبکه عصبی به دلیل توانایی بالا در حل مسائل غیرخطی، قادر به حل مسائل پیچیده و کشف الگوهای موجود در داده‌ها می‌باشد [Rogova, 1994; Denoeux, 2000]. شبکه‌های عصبی نوعی مدل‌سازی از سیستم‌های عصبی واقعی هستند که کاربرد فراوانی در حل مسائل مختلف در علوم دارند. حوزه کاربرد این شبکه‌ها آنچنان گسترده است که از کاربردهای طبقه‌بندی گرفته تا کاربردهایی نظیر درون‌یابی، تخمین، آشکارسازی و غیره را شامل می‌شود. به موازات گسترش کاربردهای شبکه عصبی، نیاز به فراگیری آن و آشنایی با توانایی‌ها و قابلیت‌های آن رخ می‌نماید. یکی از روش‌های کارآمد در حل مسائل پیچیده، شکستن آن به زیرمسأله‌های ساده‌تر است که هر کدام از این زیربخش‌ها به صورت

ساده‌تری قابل درک و توصیف باشند. در حقیقت، یک شبکه مجموعه‌ای از این ساختارهای ساده است که در کنار یکدیگر سیستم پیچیده نهایی را توصیف می‌کند. شبکه عصبی مصنوعی انواع مختلفی دارد. در این بین شبکه‌ای وجود دارد که گره را به عنوان یک نرون مصنوعی درنظر می‌گیرد؛ در اصطلاح، این چنین شبکه‌هایی را شبکه عصبی مصنوعی[1] می‌نامند. به هنگام مدل کردن اعصاب، از پیچیدگی‌های آن‌ها صرف‌نظر می‌شود و تنها به مفاهیم پایه‌ای بها داده می‌شود [Haykin, 1994].

در یک نگاه ساده، مدل یک عصب باید شامل ورودی‌هایی باشد که در وزن‌هایی ضرب می‌شوند. نهایتاً یک عملگر ریاضی تصمیم‌گیری می‌کند که آیا نرون فعال شود یا خیر و اگر جواب مثبت باشد، میزان خروجی را مشخص می‌سازد. بنابراین شبکه عصبی مصنوعی با استفاده از مدل ساده شده‌ی عصبِ واقعی به پردازش اطلاعات می‌پردازد. با توجه به این توضیحات، می‌توان مدل ساده‌ای برای توصیف یک نرون (یک گره در شبکه عصبی مصنوعی) پیشنهاد کرد. این مدل در شکل (۳-۲۰) نشان داده شده است. جدای از ساده سازی‌های اعمال شده، تفاوت اصلی این مدل با واقعیت در این است که در شبکه واقعی، ورودی‌ها سیگنال‌های زمانی هستند، حال آن‌که در این مدل، اعداد حقیقی به‌عنوان ورودی هستند [Hagan & Menhaj, 1994].



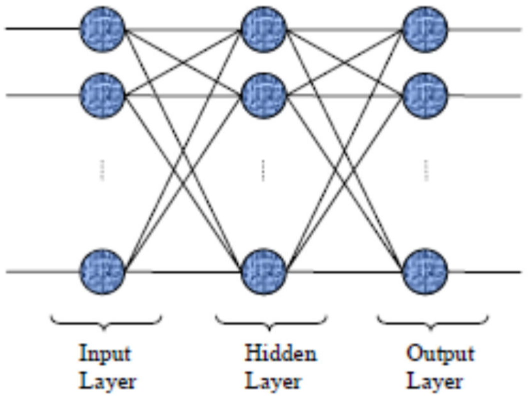
شکل (۳-۲۰): مدل ساده یک شبکه عصبی مصنوعی

در مدل‌های ارائه شده تنوع بسیاری وجود دارد. از جمله این که وزن‌های یک شبکه عصبی، که مقدار خروجی را منتقل می‌کنند، می‌توانند مثبت یا منفی باشند. از طرفی، توابع مورد استفاده برای آستانه-

[1] Artificial Neural Network (ANN)

گذاری نیز می‌توانند بسیار متنوع باشند. همچنین تعداد گره‌های ورودی می‌تواند متغیر باشد. البته با زیاد شدن تعداد این گره‌ها، به وضوح تعیین وزن‌ها با مشکل روبرو می‌شود. لذا باید به دنبال روش-هایی برای حل این موضوع باشیم. روند تعیین وزن‌های بهینه و تنظیم مقادیر آنها عمدتاً به صورت بازگشتی انجام می‌شود. بدین منظور شبکه را با استفاده از قواعد و داده‌ها، آموزش داده و با استفاده از قابلیت یادگیری شبکه، الگوریتم‌های متنوعی پیشنهاد می‌گردد که همگی سعی در نزدیک کردن خروجی تولید شده، توسط شبکه به خروجی ایده‌آل و مورد انتظار دارند.

یکی از ساده‌ترین و در عین حال کارآمدترین چیدمان‌های پیشنهادی مدل پرسپترون چندلایه[1] می-باشد که از یک لایه ورودی، یک یا چند لایه پنهان و یک لایه خروجی تشکیل یافته است. در این ساختار، تمام نرون‌های یک لایه به تمام نرون‌های لایه بعد متصل هستند (شکل (۳-۱۲)) [Hagan et al, 1997].



شکل (۳-۲۱): ساختار شبکه عصبی پرسپترون

به طور کلی شبکه‌های عصبی مصنوعی از لحاظ یادگیری بر دو دسته‌اند: شبکه‌های وزن ثابت و شبکه‌های با وزن متغیر (شبکه‌های یادگیرنده). خود شبکه‌های یادگیرنده نیز به دو دسته نظارت‌شده (Supervised) و بدون نظارت (Unsupervised) تقسیم می‌شوند. در شبکه‌های نظارت‌شده، در فاز آموزش از نمونه‌هایی استفاده می‌گردد، که خروجی ایده‌آل متناظر با آن‌ها از پیش دانسته شده است.

[1] Multi-layer perceptron (MLP)

به عبارت دیگر در این گونه شبکه‌ها، نمونه‌های داده ورودی، برچسب دارند. در شبکه های بدون نظارت، بر اساس یک معیار (مثلاً فاصله) و بر اساس نوعی رقابت، خروجی مورد نظر در کلاس جداگانه قرار می‌گیرد. در این تحقیق، بدلیل در دسترس بودن پیکسل‌های شناخته شده، از روش شبکه عصبی نظارت شده استفاده شده است.

۳-۱۶- آماده‌سازی داده‌ها

به منظور محاسبه وزن کلاس‌های هر لایه، شبکه عصبی برای هر لایه به صورت مجزا اجرا شد. در این قسمت از آماده‌سازیِ داده‌های مصنوعی، مقدار پیکسل برابر با شماره کلاس در نظر گرفته شده است. برای اینکه شبکه عصبی بتواند درست عمل کند، برای هر کلاس یک رستر در نظر گرفته شده و مقدار پیکسل‌هایی که متعلق به کلاس مورد نظر هستند، مقدار "یک" و به سایر پیکسل‌ها مقدار "صفر" اختصاص داده شد. بدین ترتیب برای هر کلاس یک رستر بصورت باینری ایجاد می‌شود. همانطور که قبلا هم بیان شد، مقدار Bel مربوط به هر کلاس، میزان اعتماد حضور سنگ آهن در آن کلاس را نشان می‌دهد و مقدار Disbelief عدم اعتماد در کلاس را بیان می‌کند. به عبارت دیگر مقدار Dis بیانگر حضور سنگ آهن در کلاس‌های دیگر، غیر از کلاس مورد نظر می‌باشد. بدین صورت وزن مربوط به Dis برای هر کلاس، برابر با مقدار وزن بدست آمده برای سایر کلاس‌ها به جز کلاس مورد نظر می‌باشد. به عنوان مثال در لایه چگالی خطواره، چهار کلاس وجود دارد. برای بدست آوردن مقدار Dis مربوط به کلاس ۱، احتمال وقوع سنگ آهن در کلاس‌های ۲، ۳ و ۴ محاسبه شده و تفاضل مجموع آنها از واحد، به عنوان وزن Dis مربوط به کلاس ۱ در نظر گرفته شده است.

۳-۱۷- پیاده‌سازی شبکه عصبی

برنامه مربوط به پیاده‌سازی شبکه عصبی در محیط متلب نوشته شد. الگوریتم ۶ پیوست الف، نحوه پیاده‌سازی شبکه عصبی در محیط متلب را نمایش می‌دهد.

تعداد لایه‌های پنهان در شبکه عصبی به صورت سعی و خطا بدست می‌آید. اما بر اساس مطالعات انجام شده، در بسیاری از تحقیقات از دو لایه پنهان استفاده شده است. چرا که افزایش تعداد لایه‌های پنهان موجب افزایش زمان محاسبات شده و تغییر چندانی در دقت نهایی ایجاد نمی‌کند [Kanungo et al, 2006]. بر این اساس در این تحقیق نیز از دو لایه پنهان برای آموزش شبکه استفاده شده است. برای پیاده‌سازی شبکه، چهار لایه که از یک لایه ورودی، دو لایه پنهان و یک لایه خروجی تشکیل می‌شود، در نظر گرفته شده است. تعداد نرون‌ها در لایه‌ی ورودی برابر با تعداد فاکتورهای ورودی می-باشد. در تحقیق حاضر، از آنجایی که هدف تعیین وزن کلاس‌هاست، ورودی شبکه، کلاس‌های موجود در هر لایه می‌باشد. شبکه عصبی برای هر یک از لایه‌ها بصورت مجزا اجرا شد. بنابراین به طور مثال در لایه نسبت باندی در لایه ورودی، ۲ نرون معادل ۲ کلاس، مربوط به این لایه وجود دارد. تعداد نرون‌های موجود در لایه‌های پنهان، از طریق سعی و خطا به دست آمده است. به این ترتیب که برای هر کدام از لایه‌های میانی حداکثر ۵۰ نرون در نظر گرفته شده و در نتیجه شبکه عصبی ۲۵۰۰ بار اجرا شده است. به منظور ارزیابی دقّت مدل و استخراج تعداد بهینه نرون‌ها در لایه‌های پنهان، ۲۰ درصد از داده‌ها به صورت تصادفی انتخاب شده و به عنوان داده‌های تست در نظر گرفته شدند و ۸۰ درصد باقی‌مانده برای آموزش شبکه مورد استفاده قرار گرفت. شبکه عصبی مورد استفاده در این پروژه بصورت نظارت شده می‌باشد. در هر لایه، برای هر پیکسل یک سری مقادیر وجود دارد که حاوی اطلاعات کلاس‌ها می‌باشد. در واقع برای هر پیکسل، بُرداری در نظر می‌گیریم که آرایه‌های آن، مقادیر کلاس‌ها در هر لایه می‌باشد. تعداد آرایه‌های این بردار به تعداد لایه‌های ورودی می‌باشد. به ازای هر پیکسل، علاوه بر مقادیر کلاس‌ها، مقداری برای اندیس شناخته شده وجود دارد که بصورت صفر و یک می‌باشد. این مقدار به عنوان خروجی در نظر گرفته شده و شبکه عصبی با استفاده از این مقادیر به صورت نظارت شده آموزش می‌بینند. در هر اجرا، پس از آموزش شبکه عصبی، از داده‌های تست برای بدست آوردن دقت شبکه عصبی آموزش دیده شده استفاده می‌شود. با استفاده از داده‌های تست،

مقادیر RMSE، R Squared و Accuracy محاسبه شده و ساختار شبکه‌ای که دارای کمترین RMSE، بالاترین R Squared و بالاترین Accuracy است، برای محاسبه وزن‌ها انتخاب می‌شود.

بطور کلی شبکه عصبی به صورت black box (جعبه سیاه) عمل کرده و به همین دلیل وزن ورودی‌ها به صورت مستقیم قابل مشاهده نمی‌باشد. اما می‌توان از طریق ماتریس‌های وزن که بین لایه‌های مختلف تشکیل می‌شود، وزن مربوط به فاکتورهای ورودی را محاسبه کرد [Kanungo et al, 2006]. به‌طور مثال برای لایه ترکیب باندی، برای دو کلاس مربوط به این لایه، دو نرون در لایه ورودی قرار دارد و تعداد نرون‌ها در لایه‌های پنهان اول و دوم به ترتیب ۱۰ و ۴ می‌باشد. بنابراین ماتریس وزنی که بین لایه ورودی و لایه پنهان اول وجود دارد ۱۰×۲، ماتریس وزن میان لایه‌های پنهان اول و دوم ۱۰×۴ و ماتریس وزن میان لایه پنهان دوم و لایه خروجی ۱×۴ آرایه دارند. با ضرب ماتریس‌های وزن در یکدیگر، در نهایت یک ماتریس ۱×۲ خواهیم داشت که به‌ترتیب وزن کلاس‌های ورودی را نشان می‌دهد. وزن بدست آمده برای تمامی کلاس‌ها برای داده‌های مصنوعی تولیدی در جدول (۳-۱۱) آمده است.

جدول (۳-۱۱): وزن بدست آمده برای کلاس‌های مربوط به هر لایه به همراه تعداد نرون‌های لایه‌های پنهان

تعداد نرون لایه میانی دوم	تعداد نرون لایه میانی اول	وزن تابع عدم قطعیت	کلاس	لایه
4	10	0.797606	C1	ترکیب باندی
		3.836476	C2	
4	8	0.85601	C1	نسبت باندی
		3.02104	C2	
3	12	2.629333	C1	بافر خطواره
		2.386118	C2	
		2.386118	C3	
2	7	0.318708	C1	تراکم خطواره
		0.6115	C2	
14	18	0.973859	C3	
		3.011306	C4	

پس از محاسبه وزن‌ها در هر کلاس، وزن‌ها نرمال شده و وزن نهایی با استفاده از روش داده-محور برای هر کلاس محاسبه می‌شود که در جدول (۳-۱۲) آمده است. با توجه به نتایج بدست آمده، بنظر می‌رسد این روش رهیافت قابل پذیرشی برای تعیین وزن کلاس‌های لایه‌های مختلف بصورت داده-محور باشد.

جدول (۳-۱۲): وزن نهایی تعیین شده برای هر کلاس با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی

لایه	کلاس	مقدار تعیین شده برای تابع عدم قطعیت
ترکیب باندی	C1	0.172117
	C2	0.827883
نسبت باندی	C1	0.220789
	C2	0.779211
بافر خطواره	C1	0.089815
	C2	0.227403
	C3	0.793399
تراکم خطواره	C1	0.025338
	C2	0.098858
	C3	0.127993
	C4	0.820546

۳-۱۸- تلفیق اوزان بدست آمده از روش داده-محور و دانش-محور

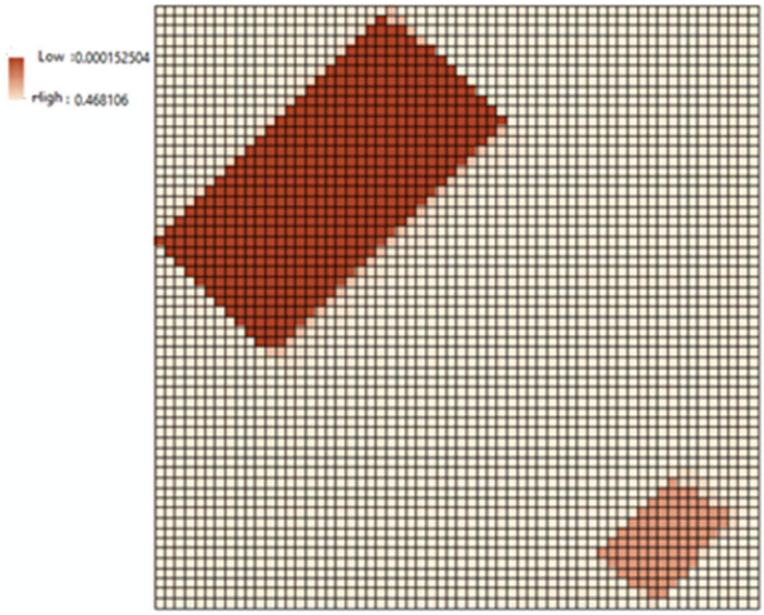
پس از محاسبه اوزان کلاس‌ها در هر لایه به دو روش دانش-محور و داده-محور، وزن نهایی از تلفیق این وزن‌ها حاصل می‌شود. به منظور تلفیق، از روش AHP Group که در بخش ۳-۱۴-۱ آمده است، استفاده می‌شود. از آنجایی که نظرات کارشناسان نظرات فردی آنها بوده و از فردی به فرد دیگر و از منطقه‌ای به منطقه دیگر ممکن است متفاوت باشد، بنابراین احتمال خطا در این اوزان بیشتر است. بنابراین در زمان تلفیقِ وزن حاصل از نظرات کارشناسان با وزن حاصل از روش داده-مبنا، اهمیت بیشتری به وزن حاصل از روش داده-محور داده می‌شود. به این ترتیب که وزن اوزان بدست آمده از روش دانش-محور $\frac{1}{3}$ و وزن اوزان بدست آمده از روش داده-محور $\frac{2}{3}$ در نظر گرفته شده است. در واقع اهمیتی دو برابر برای اوزان بدست آمده از روش داده-محور در نظر گرفته شده است. در واقع در

معادله (۳-۲۰) مقدار β_k برای وزن‌های حاصل از روش دانش-مبنا $\frac{1}{3}$ و برای وزن‌های حاصل از روش داده-محور $\frac{2}{3}$ در نظر گرفته می‌شود. نتایج نهایی حاصل شده در جدول (۳-۱۳) آمده است.

جدول (۳-۱۳): اوزان نهایی بدست آمده برای هر کلاس با استفاده از تلفیق روش داده-محور و دانش-محور به روش AHP-Group

لایه	کلاس	وزن تخصیص یافته برای تابع عدم قطعیت
ترکیب باندی	C1	0.192388
	C2	0.799958
نسبت باندی	C1	0.198694
	C2	0.797555
بافر خطواره	C1	0.091335
	C2	0.232344
	C3	0.745195
تراکم خطواره	C1	0.041003
	C2	0.13025
	C3	0.130371
	C4	0.690966

از آنجایی که اوزان نهایی حاصل شده به صورت نرمال هستند، پس این اوزان معادل مقدار Unc در توابع برآورد می‌باشند. پس از محاسبه مقادیر عدم قطعیت، این مقادیر با استفاده از روش دمپستر شیفر با یکدیگر تلفیق می‌شوند. نقشه نهایی عدم قطعیت در شکل (۳-۲۲) نمایش داده شده است.



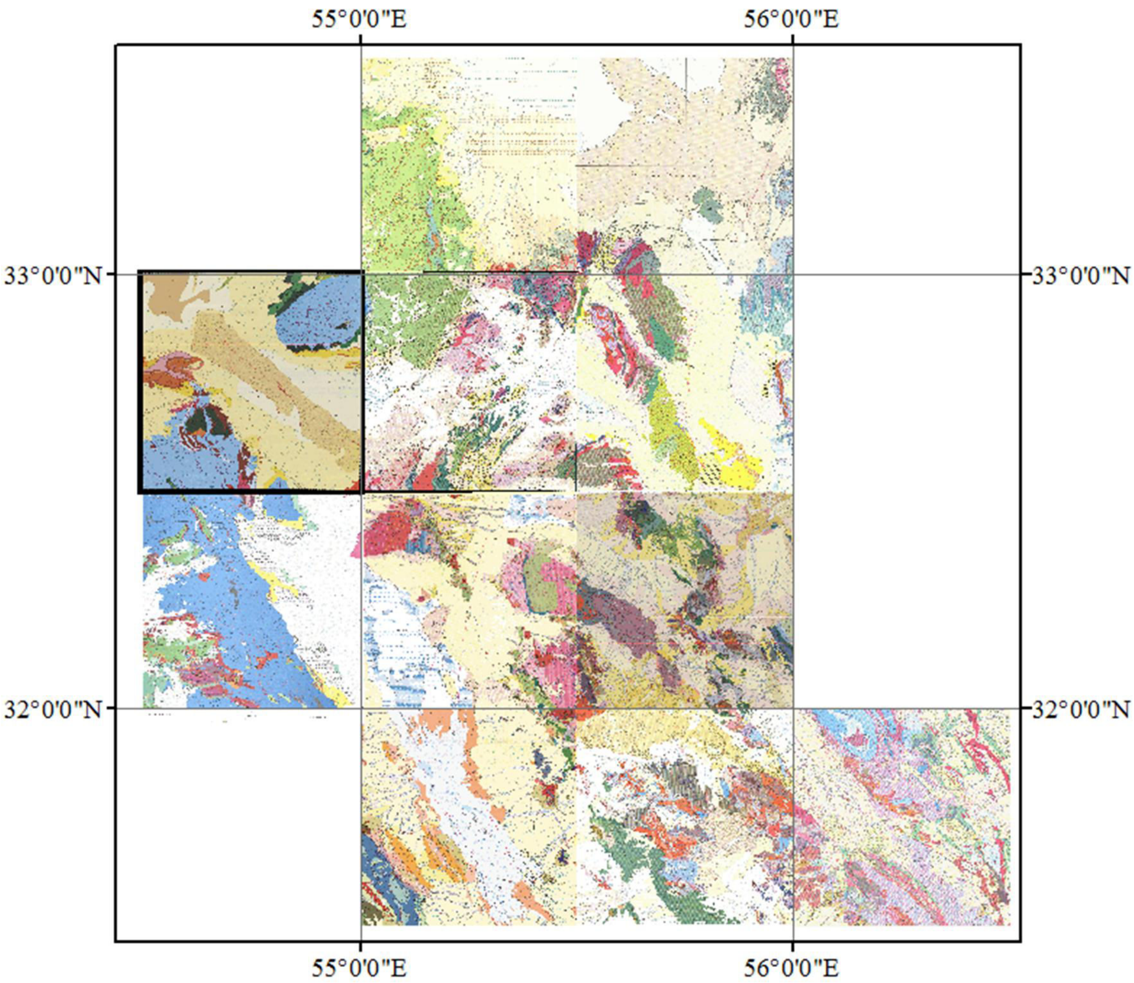
شکل (۳-۲۲): نقشه نهایی Unc (عدم قطعیت) با استفاده از تعیین اوزان به روش تلفیقی داده-محور و دانش-محور

۴

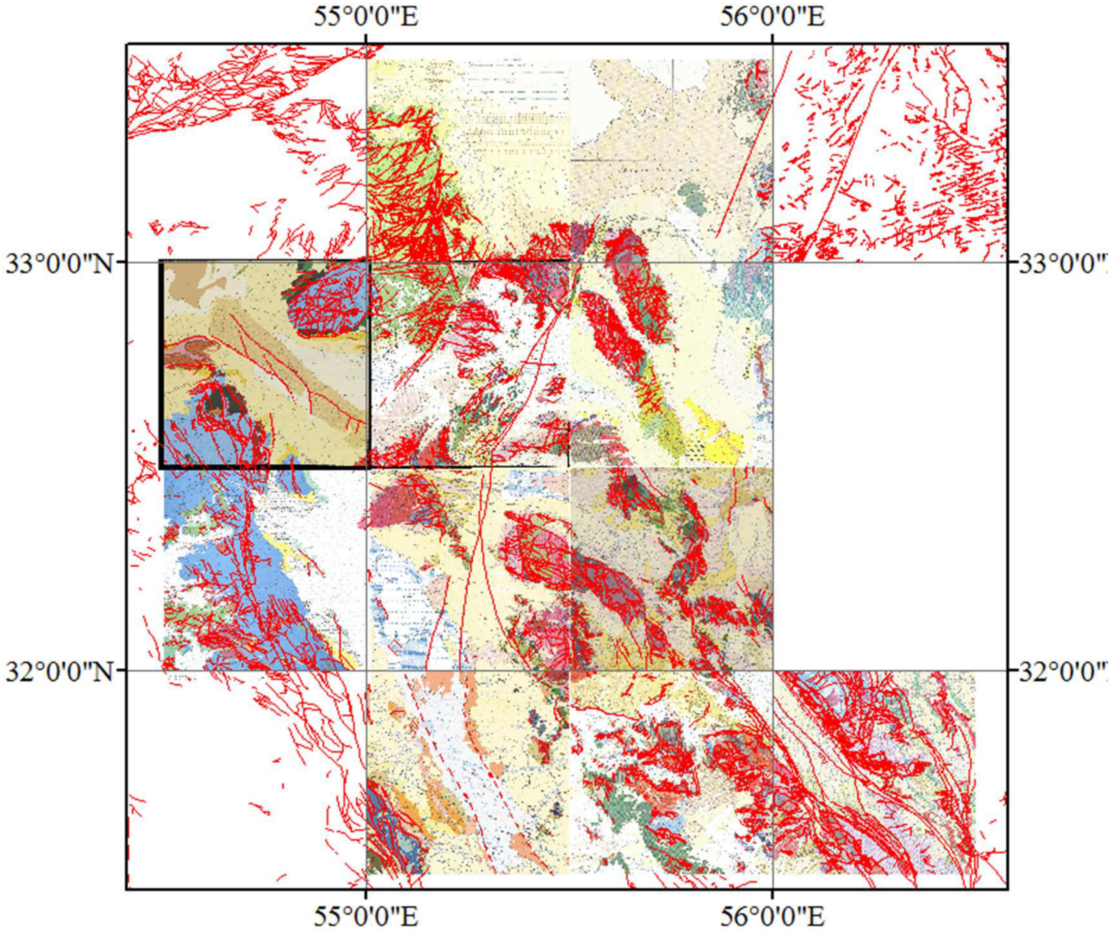
پیاده‌سازی روش‌های پیشنهادی با داده‌های واقعی

۴-۱- لایه های اطلاعاتی به دست آمده از داده های اکتشافی مربوط به آهن ایران مرکزی

محدوده مورد نظر شامل ۱۱ نقشه ۱:۱۰۰۰۰۰ مربوط به بیاضه، پشت بادام، زرین، ساغند، زمان آباد، خرانق، آریز، چادرملو، بافق، اسفوردی و بهاباد می‌باشد که در شکل (۴-۱) و (۴-۲) نمایش داده شده‌اند.

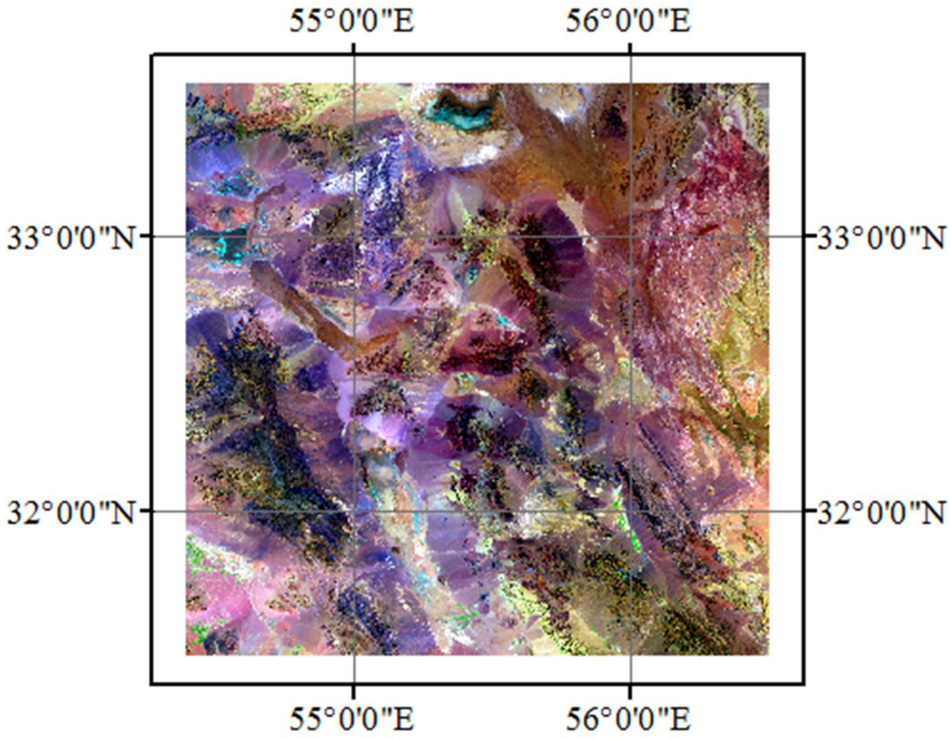


شکل(۴-۱): نقشه‌های زمین شناسی ۱:۱۰۰۰۰۰ مربوط به محدوده مورد مطالعه

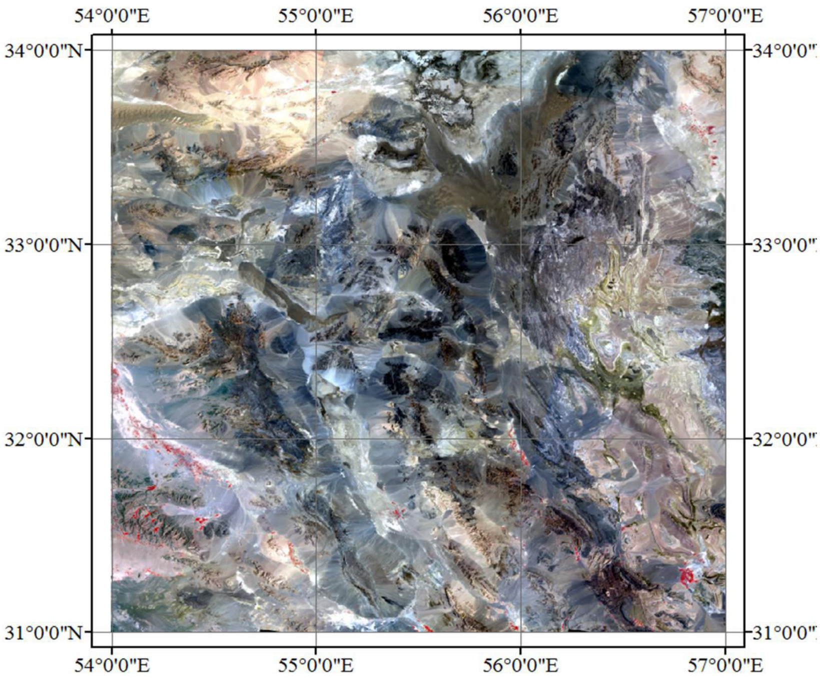


شکل (۴-۲): نقشه زمین شناسی به همراه گسل‌های موجود در آن

داده‌های سنجش از دور محدوده شامل داده‌های ماهواره‌ای ASTER و ETM بوده که با پردازش‌های صورت گرفته بر روی آن‌ها در نرم‌افزار ENVI 5.1 مناطقی که دارای آلتراسیون‌های آرژیلیک، فیلیک و پروپیلیتیک و همچنین اکسید آهن بودند شناسایی شد. در زیر تصاویر رنگی کاذب ۷۴۱ مربوط به داده‌های ETM و ۴۶۸ داده‌های ماهواره‌ای ASTER آورده شده است:

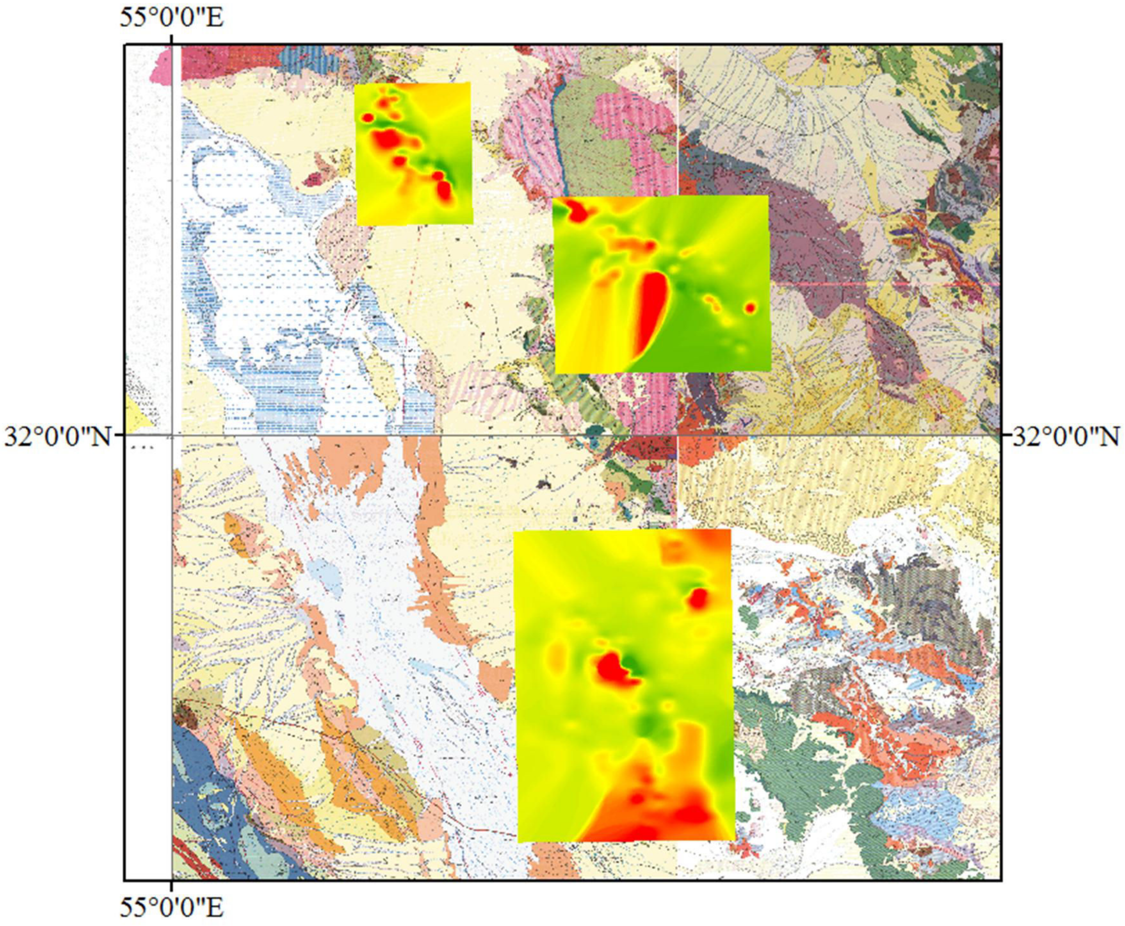


شکل (۴-۳): تصویر رنگی کاذب ۷۴۱ به دست آمده از داده ماهواره‌ای ETM



شکل(۴-۴): تصویر رنگی کاذب ۴۶۸ حاصل از داده ماهواره‌ای ASTER

داده‌های ژئوفیزیکی شامل داده‌های مغناطیس هوابرد کل منطقه و همچنین سه محدوده با داده‌های مغناطیس برداشت زمینی می‌باشد که موقعیت این نقاط بر روی نقشه‌ها در شکل (۴-۵) مشاهده می-شود.



شکل (۴-۵): نقشه‌های به دست آمده از برداشت زمینی مغناطیس و محل قرارگیری آن‌ها بر روی نقشه‌های زمین شناسی منطقه مورد مطالعه

داده‌های اکتشافی در دسترس از منطقه شامل داده‌های ژئوفیزیکی مغناطیس هوابرد (RTP)، داده‌های ژئوشیمی، نقشه مربوط به مناطق دارای دگرسانی و اکسیدآهن، نقشه‌ی گسل‌ها و خطواره‌های منطقه و لیتولوژی (سنگ‌شناسی) می‌باشد. در اطراف گسل‌ها و خطواره‌های موجود، سه بافر به فواصل ۱۰۰، ۲۰۰ و ۳۰۰ متری ترسیم شده و در چهار کلاس دسته‌بندی شده که کلاس چهارم فواصل بیش از ۳۰۰ متر را در بر می‌گیرد. همچنین چگالی (تراکم) مربوط به گسل‌ها در فاصله ۱۰۰۰ متری اطراف

گسل محاسبه شده و در سه کلاس دسته‌بندی شده است. مقادیر لایه‌های دگرسانی و اکسید آهن نیز به سه کلاس (برحسب شدّت) تقسیم شده‌اند و کلاس چهارم این لایه‌ها نیز مناطقی را نشان می‌دهد که در آنها اکسید آهن و دگرسانی وجود ندارد. لایه لیتولوژی بر اساس سنگ‌شناسی در ۶ کلاس دسته‌بندی شده و لایه RTP نیز به سه کلاس تقسیم شده است. از داده‌های مغناطیس زمینی، حفاری‌های انجام شده و اندیس‌های معدنی موجود در منطقه نیز به‌عنوان لایه شناخته شده استفاده شده است. لایه‌های ورودی به همراه کلاس‌های هر لایه و مقادیر مربوط به هر کلاس در جدول (۴-۱) آمده است. پس از آماده‌سازی داده‌های ورودی و تولید رسترهای مورد نیاز، ابتدا مقادیر توابع برآورد برای هر لایه محاسبه گردید. جدول (۴-۲) مقادیر ورودی برای محاسبه توابع برآورد شامل تعداد کل پیکسل‌های موجود در کلاس‌ها، تعداد پیکسل‌های شناخته شده در کلاس، تعداد کل پیکسل‌های شناخته شده در لایه و تعداد کل پیکسل‌های موجود در لایه را نمایش می‌دهد. در نهایت مقادیر بدست آمده برای هر کلاس در جدول (۴-۳) آمده است.

جدول (۴-۱): لایه‌های ورودی به همراه مقادیر هر کلاس

نام لایه	کلاس	مقدار
دگرسانی	1	0.000573 - 0.076277
	2	0.076277 - 0.212348
	3	0.212348 - 0.419211
	4	0
اکسید آهن	1	0.0005 - 0.088594
	2	0.088594 - 0.285595
	3	0.285595 - 0.534990
	4	0
لیتولوژی	1	Sedimentary
	2	Intrusive
	3	Volcanic
	4	Metamorphic
	5	sub Volcanic
	6	MIntrusiveetamorphic
بافر خطواره	1	100 (m)
	2	200 (m)
	3	300 (m)
	4	>300
چگالی خطواره	1	0 - 1.255646
	2	1.255646 - 5.919475
	3	5.919475 - 22.870697
ژئوشیمی	1	0-12
	2	12-25
	3	25-39
RTP	1	0-60
	2	60-156
	3	156-252

جدول (۴-۲): مقادیر ورودی برای محاسبه توابع برآورد

نام لایه	نام کلاس	تعداد پیکسل‌های کلاس	تعداد پیکسل‌های شناخته شده در کلاس	تعداد کل پیکسل‌های شناخته شده	تعداد پیکسل‌های لایه
دگرسانی	1	20505	2	103	3836720
	2	4817	2	103	3836720
	3	3030	3	103	3836720
	4	3808368	96	103	3836720
اکسید آهن	1	16117	26	115	2955365
	2	4552	4	115	2955365
	3	2423	0	115	2955365
	4	2932273	85	115	2955365
لیتولوژی	1	1978582	85	115	2178311
	2	72120	7	115	2178311
	3	15896	5	115	2178311
	4	111597	18	115	2178311
	5	7	0	115	2178311
	6	109	0	115	2178311
بافر خطواره	1	239532	77	103	2849746
	2	178791	14	103	2849746
	3	139882	7	103	2849746
	4	2291541	5	103	2849746
چگالی خطواره	1	2429177	82	116	2848235
	2	387195	29	116	2848235
	3	31863	5	116	2848235
ژئوشیمی	1	710506	34	103	2051171
	2	667696	38	103	2051171
	3	672969	31	103	2051171
RTP	1	667480	33	103	2051171
	2	158139	3	103	2051171

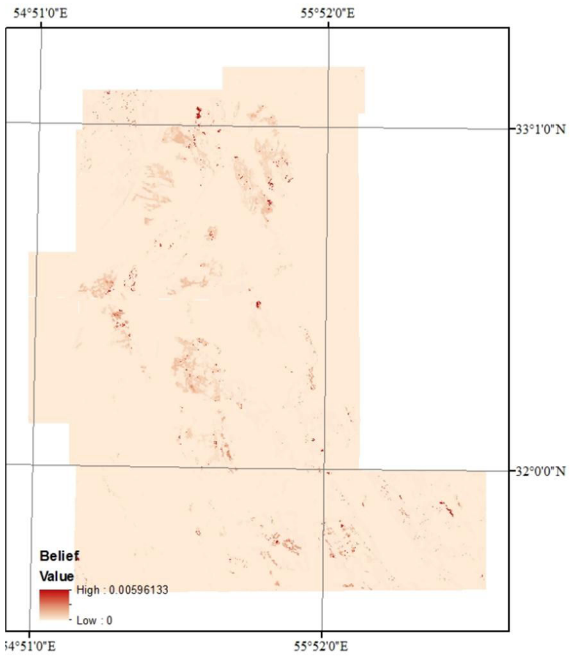
تعداد پیکسل‌های لایه	تعداد کل پیکسل‌های شناخته شده	تعداد پیکسل‌های شناخته شده در کلاس	تعداد پیکسل‌های کلاس	نام کلاس	نام لایه
2051171	103	67	1225552	3	

جدول (۴-۳): نتایج بدست آمده برای توابع برآورد

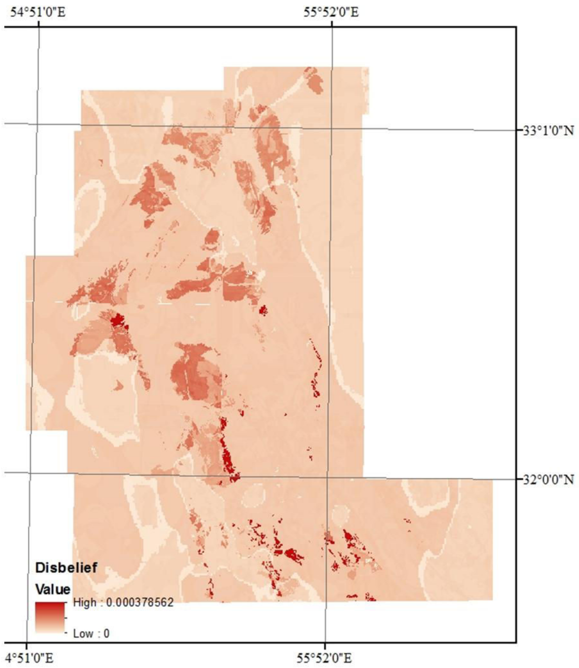
باور	عدم قطعیت	عدم اعتماد	اعتماد	کلاس	نام لایه
0.749943	0.685848	0.250057	0.064095	1	دگرسانی
0.750022	0.476055	0.249978	0.273967	2	
0.750166	0.090006	0.249834	0.66016	3	
0.749869	0.748093	0.250131	0.001776	4	
0.666372	0.506731	0.333628	0.159641	1	اکسید آهن
0.666128	0.385987	0.333872	0.280141	2	
1	1	0	0	3	
0.667499	-0.08577	0.332501	0.753265	4	
0.749953	0.725712	0.250047	0.024241	1	لیتولوژی
0.74992	0.589494	0.25008	0.160426	2	
0.750046	0.225978	0.249954	0.524068	3	
0.750009	0.458744	0.249991	0.291265	4	
1	1	0	0	5	
1	1	0	0	6	
0.750011	0.319672	0.249989	0.430339	1	بافر خطواره
0.750006	0.427171	0.249994	0.322835	2	
0.749999	0.55594	0.250001	0.194059	3	
0.749984	0.697277	0.250016	0.052707	4	
0.666639	0.602791	0.333361	0.063848	1	چگالی خطواره
0.666668	0.34153	0.333332	0.325138	2	
0.666694	0.055681	0.333306	0.611013	3	
0.666665	0.359081	0.333335	0.307584	1	ژئوشیمی
0.6667	0.265978	0.3333	0.400722	2	

باور	عدم قطعیت	عدم اعتماد	اعتماد	کلاس	نام لایه
0.666665	0.374971	0.333335	0.291694	3	
0.666669	0.289368	0.333331	0.377301	1	RTP
0.666658	0.528011	0.333342	0.138647	2	
0.666673	0.182621	0.333327	0.484052	3	

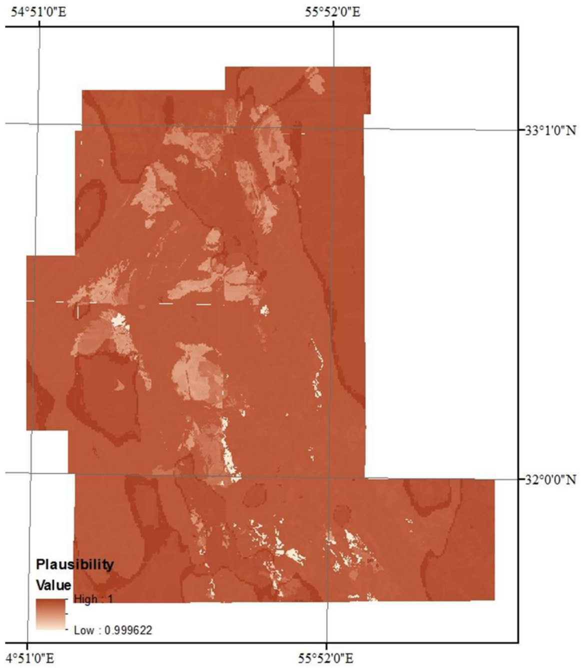
پس از محاسبه مقادیر توابع برآورد، نتایج با استفاده از روش دمپستر-شیفر با یکدیگر تلفیق شدند. نتایج حاصل از تلفیق با عملگر AND در شکل (۴-۶) و نتایج تلفیق با عملگر OR در شکل (۴-۷) نشان داده شده است. همچنین مقادیر حداقل و حداکثر بدست آمده برای هر یک از توابع برآورد با عملگرهای AND و OR پس از تلفیق، در جدول (۴-۴) آمده است.



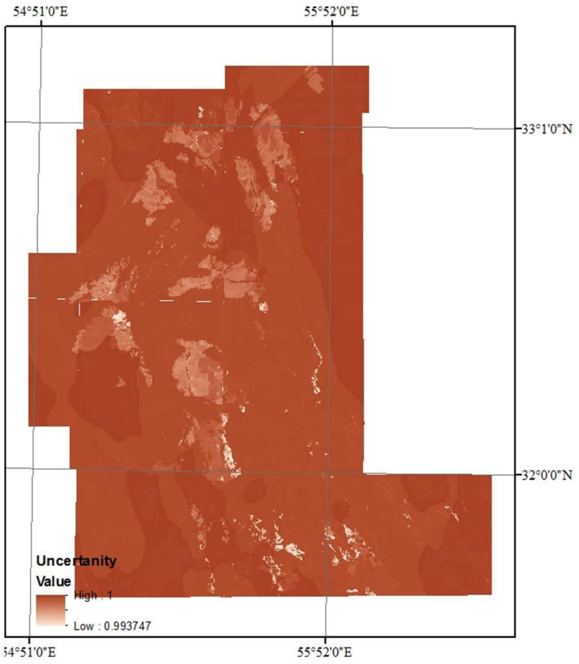
الف. نقشه Belief



ب. نقشه Disbelief

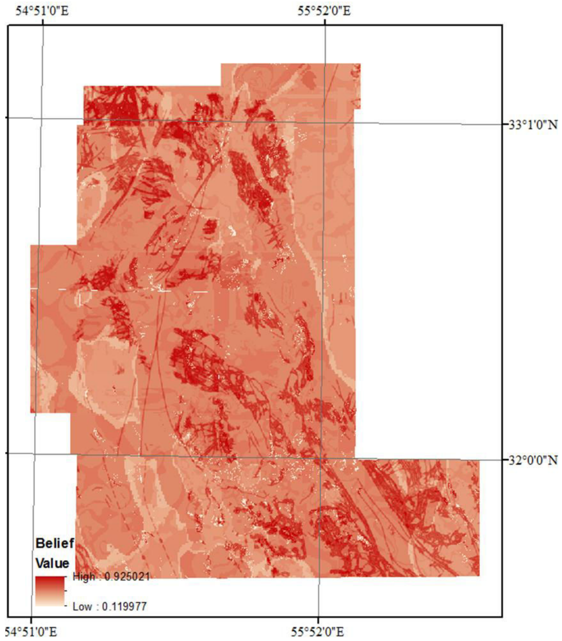


ج. نقشه Plausibility

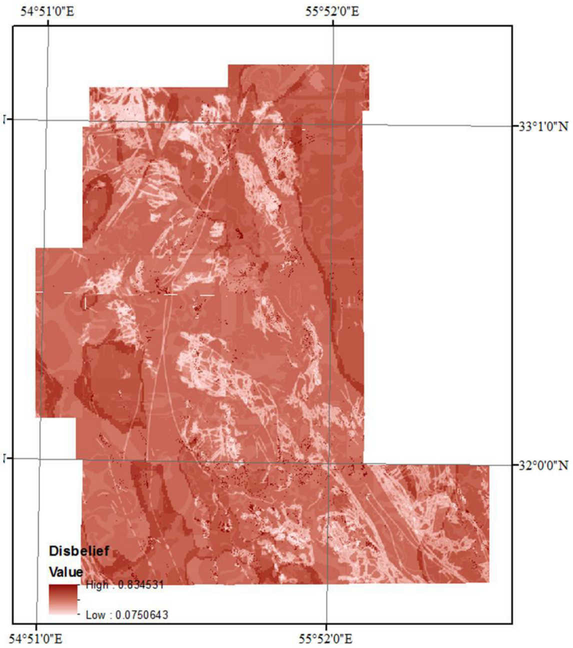


د. نقشه Uncertainty

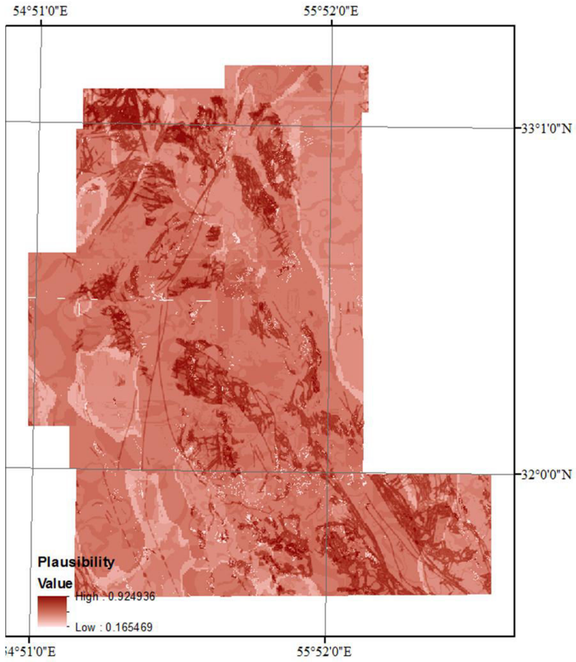
شکل (۴-۶): نقشه‌های حاصل از تلفیق دمپستر-شیفر با عملگر AND و استفاده از توابع برآورد



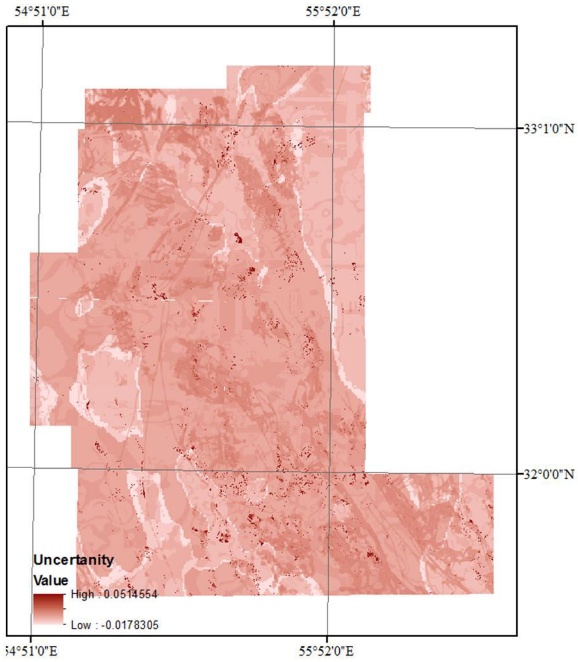
الف. نقشه Belief



ب. نقشه Disbelief



ج. نقشه Plausibility



د. نقشه Uncertainty

شکل(۴-۷): نقشه‌های حاصل از تلفیق دمپستر-شیفر با عملگر OR و استفاده از توابع برآورد

جدول(۴-۴): مقادیر حداقل و حداکثر توابع برآورد پس از تلفیق به روش دمپستر-شیفر

	باور		عدم قطعیت		عدم اعتماد		اعتماد	
	بیشینه	کمینه	بیشینه	کمینه	بیشینه	کمینه	بیشینه	کمینه
AND	1	0.999622	1	0.993747	0.000378562	0	0.00596133	0
OR	0.924936	0.165469	0.0514554	-0.0178305	0.834531	0.0750643	0.926021	0.119977

جدول (۴-۴) مقادیر حداقل و حداکثر بدست آمده با استفاده از عملگرهای AND و OR را برای توابع برآورد نشان می‌دهد. همانطور که مشاهده می‌شود، مقادیر بیشینه و کمینه بدست آمده با استفاده از عملگر AND بسیار به یکدیگر نزدیک بوده و برای توابع Belief و Disbelief به صفر نزدیک می‌باشد و برای توابع Uncertainty و Plausibility بسیار نزدیک به یک است. اما نتایج تلفیق با عملگر OR بازه بزرگتری را شامل می‌شود و نتایج حاصل از آن بیشتر قابل درک و تفسیر می‌باشند. لذا بنظر می‌رسد نتایج تلفیق با عملگر OR به واقعیت نزدیک‌تر بوده و قابل قبول‌تر باشد.

۴-۲- پیاده‌سازی روش دانش-محور AHP و Fuzzy-AHP

۴-۲-۱- روش AHP

به منظور پیاده‌سازی روش دانش-محور، فرم‌های طراحی شده برای تعیین وزن کلاس‌ها با استفاده از دانش کارشناسی، توسط سه کارشناس تکمیل شده است. مقادیر تعیین شده توسط کارشناسان برای ورود به برنامه AHP در پیوست ب آمده است. اوزان محاسبه شده بر اساس نظر هر کارشناس به روش AHP در جدول (۴-۵) آمده است. همچنین جدول (۴-۶) وزن نهایی که از تلفیق نظرات کارشناسان با استفاده از روش AHP Group بدست آمده است را نمایش می‌دهد.

جدول (۴-۵): وزن بدست آمده برای کلاس‌های مختلف به روش AHP توسط کارشناسان

نام لایه	کلاس	کارشناس ۱		کارشناس ۲		کارشناس ۳	
		اعتماد	عدم اعتماد	اعتماد	عدم اعتماد	اعتماد	عدم اعتماد
دگرسانی	1	0.560004	0.146665	0.604855	0.131715	0.604855	0.131715
	2	0.264049	0.245317	0.248244	0.250585	0.248244	0.250585
	3	0.122107	0.292631	0.108243	0.297252	0.108243	0.297252
	4	0.053839	0.315387	0.038658	0.320447	0.038658	0.320447
اکسید آهن	1	0.560004	0.146665	0.560004	0.146665	0.604855	0.131715
	2	0.264049	0.245317	0.264049	0.245317	0.248244	0.250585
	3	0.122107	0.292631	0.122107	0.292631	0.108243	0.297252
	4	0.053839	0.315387	0.053839	0.315387	0.038658	0.320447
لیتولوژی	1	0.074384	0.185123	0.06816	0.186368	0.086568	0.182686
	2	0.123758	0.175248	0.119627	0.176075	0.129777	0.174045
	3	0.466715	0.106657	0.481465	0.103707	0.482062	0.103588
	4	0.262336	0.147533	0.260316	0.147937	0.233489	0.153302
	5	0.040403	0.191919	0.039388	0.192122	0.038397	0.192321
	6	0.032403	0.193519	0.031043	0.193791	0.029707	0.194059
بافر خطواره	1	0.560004	0.146665	0.604855	0.131715	0.604855	0.131715
	2	0.264049	0.245317	0.248244	0.250585	0.248244	0.250585
	3	0.122107	0.292631	0.108243	0.297252	0.108243	0.297252
	4	0.053839	0.315387	0.038658	0.320447	0.038658	0.320447
چگالی خطواره	1	0.633346	0.183327	0.696531	0.151734	0.728843	0.135578
	2	0.260498	0.369751	0.231614	0.384193	0.216165	0.391917
	3	0.106156	0.446922	0.071855	0.464073	0.054992	0.472504
ژئوشیمی	1	0.633346	0.183327	0.633346	0.183327	0.633346	0.183327
	2	0.260498	0.369751	0.260498	0.369751	0.260498	0.369751
	3	0.106156	0.446922	0.106156	0.446922	0.106156	0.446922
RTP	1	0.054992	0.472504	0.071855	0.464073	0.071855	0.464073
	2	0.216165	0.391917	0.231614	0.384193	0.231614	0.384193
	3	0.728843	0.135578	0.696531	0.151734	0.696531	0.151734

جدول(۴-۶): وزن نهایی بدست آمده به روش AHP با استفاده از تلفیق نظرات کارشناسان به روش AHP-Group

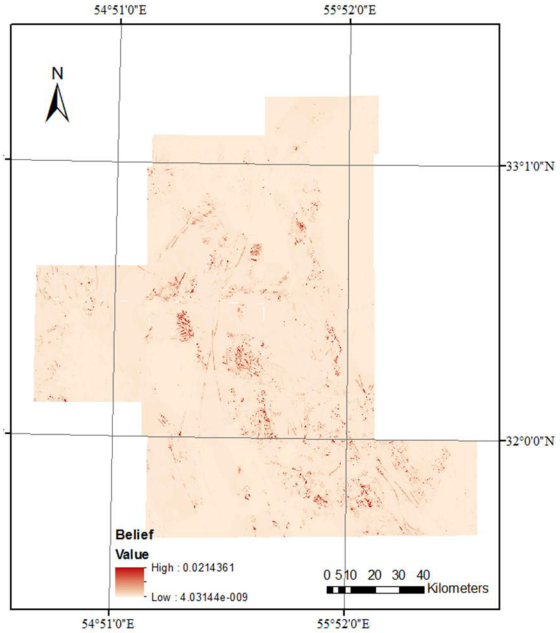
نام لایه	کلاس	اعتماد	عدم اعتماد
دگرسانی	1	0.589519	0.136521
	2	0.253404	0.248817
	3	0.11268	0.295704
	4	0.043171	0.318751
اکسید آهن	1	0.574572	0.141502
	2	0.258672	0.247061
	3	0.117299	0.294163
	4	0.048211	0.317065
لیتولوژی	1	0.075996	0.184719
	2	0.124318	0.175121
	3	0.476694	0.104641
	4	0.251695	0.149568
	5	0.039387	0.192121
	6	0.031031	0.19379
بافر خطواره	1	0.589519	0.136521
	2	0.253404	0.248817
	3	0.11268	0.295704
	4	0.043171	0.318751
چگالی خطواره	1	0.685076	0.155656
	2	0.235388	0.381843
	3	0.074857	0.461043
ژئوشیمی	1	0.633346	0.183327
	2	0.260498	0.369751
	3	0.106156	0.446922
RTP	1	0.065726	0.466866
	2	0.226345	0.386751
	3	0.707139	0.146145

۴-۳- محاسبه مقادیر توابع برآورد با استفاده از اوزان بدست آمده با روش AHP

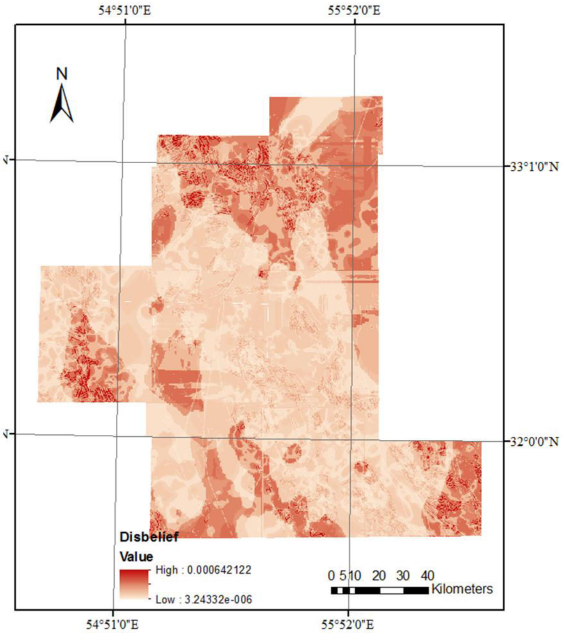
پس از محاسبه وزن کلاس‌ها با تلفیق نظرات کارشناسان و به روش AHP، از اوزان بدست آمده برای محاسبه مقادیر سایر توابع برآورد استفاده شد. سپس این مقادیر با استفاده از روش دمپستر-شیفر با یکدیگر تلفیق شده و نقشه‌های نهایی حاصل شده است. جدول (۴-۷) مقادیر توابع برآورد بدست آمده با روش AHP و تلفیق نظر سه کارشناس را نشان می‌دهد. همچنین شکل (۴-۸) نقشه‌های حاصل از تلفیق با عملگر AND و شکل (۴-۹) نقشه‌های حاصل از تلفیق با عملگر OR را نمایش می‌دهند. مقادیر کمینه و بیشینه توابع برآورد پس از تلفیق در جدول (۴-۸) آمده است.

جدول (۴-۷): مقادیر توابع برآورد حاصل شده به روش AHP

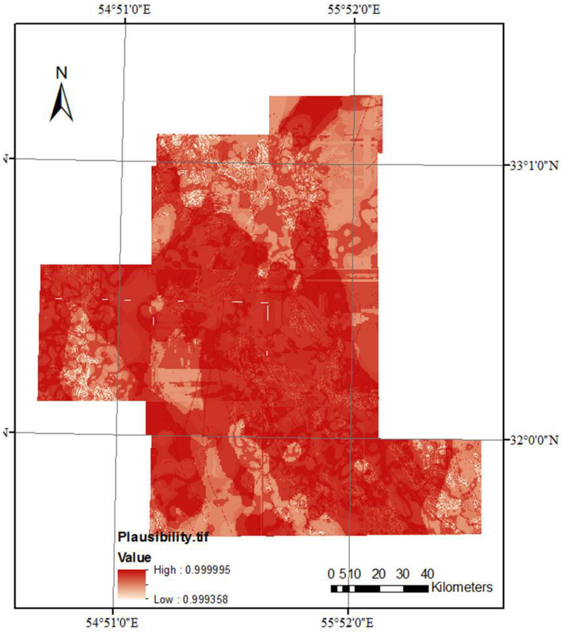
نام لایه	کلاس	اعتماد	عدم اعتماد	عدم قطعیت	باور
دگرسانی	1	0.590243	0.136549	0.273208	0.863451
	2	0.253715	0.248868	0.497417	0.751132
	3	0.112818	0.295765	0.591417	0.704235
	4	0.043224	0.318818	0.637958	0.681182
اکسید آهن	1	0.575289	0.141532	0.283179	0.858468
	2	0.258995	0.247112	0.493893	0.752888
	3	0.117445	0.294225	0.58833	0.705775
	4	0.048271	0.317131	0.634598	0.682869
لیتولوژی	1	0.076062	0.184727	0.739211	0.815273
	2	0.124427	0.175128	0.700445	0.824872
	3	0.477113	0.104645	0.418242	0.895355
	4	0.251916	0.149574	0.59851	0.850426
	5	0.039422	0.192128	0.768449	0.807872
	6	0.031059	0.193797	0.775144	0.806203
بافر خطواره	1	0.590243	0.136549	0.273208	0.863451
	2	0.253715	0.248868	0.497417	0.751132
	3	0.112818	0.295765	0.591417	0.704235
	4	0.043224	0.318818	0.637958	0.681182
چگالی خطواره	1	0.688296	0.155883	0.15582	0.844117
	2	0.236495	0.3824	0.381105	0.6176
	3	0.075209	0.461716	0.463075	0.538284
ژئوشیمی	1	0.633346	0.183327	0.183327	0.816673
	2	0.260498	0.369751	0.369751	0.630249
	3	0.106156	0.446922	0.446922	0.553078
RTP	1	0.065778	0.466977	0.467245	0.533023
	2	0.226524	0.386843	0.386633	0.613157
	3	0.707698	0.14618	0.146122	0.85382



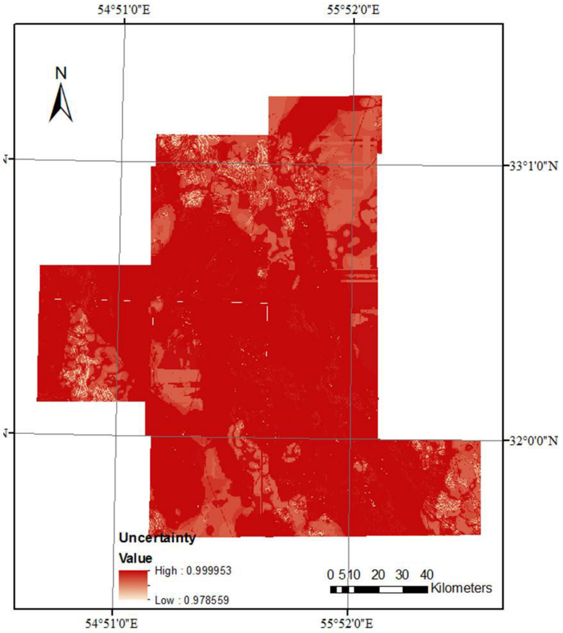
الف. نقشه Belief



ب. نقشه Disbelief

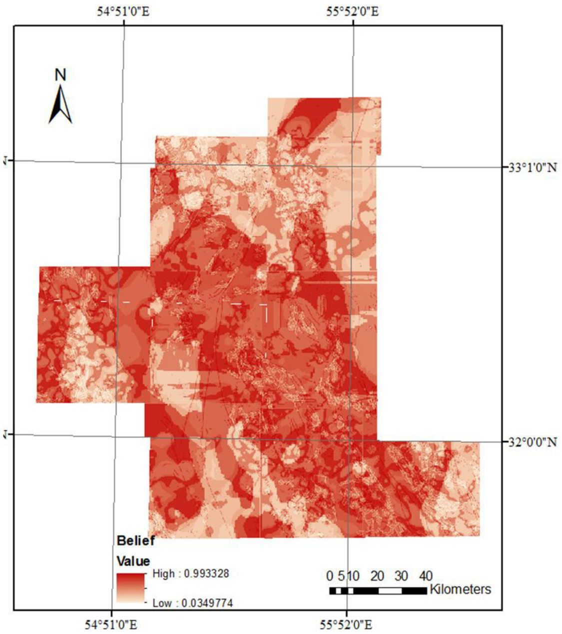


ج. نقشه Plausibility

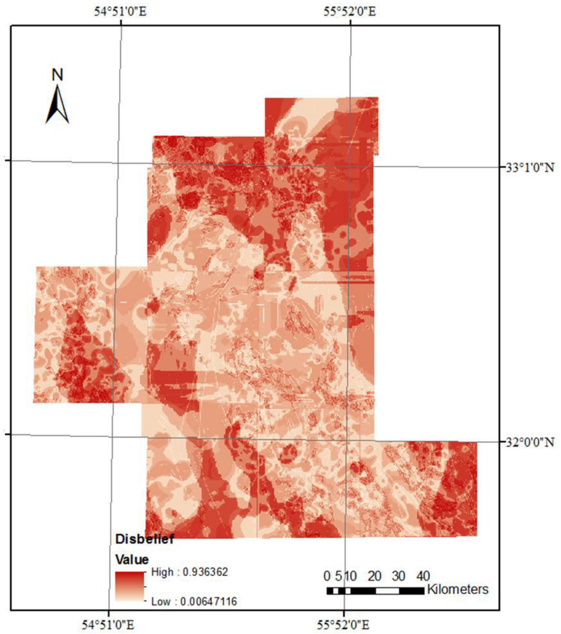


د. نقشه Uncertainty

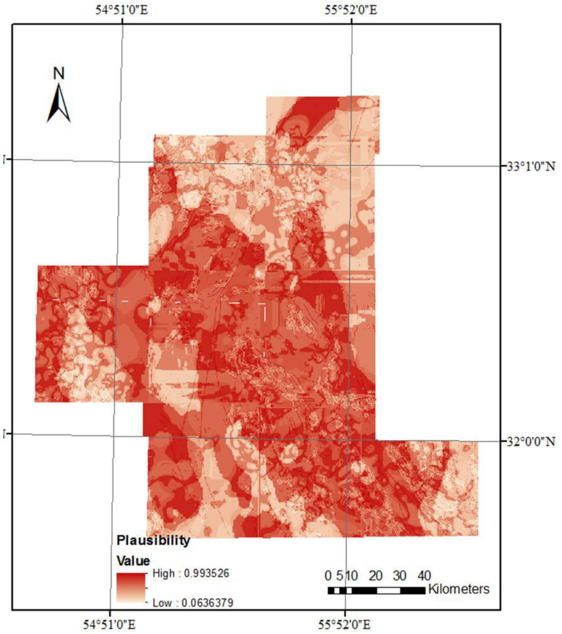
شکل (۴-۸): نقشه‌های حاصل از تلفیق با عملگر AND و استفاده از روش AHP



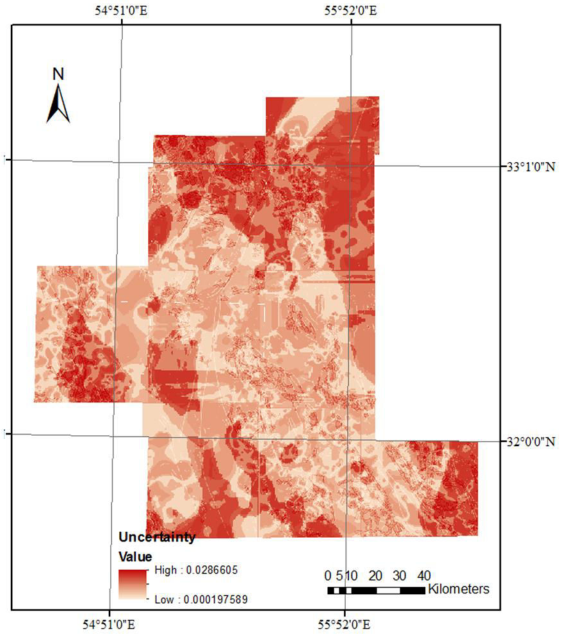
الف. نقشه Belief



ب. نقشه Disbelief



ج. نقشه Plausibility



د. نقشه Uncertainty

شکل (۴-۹): نقشه‌های حاصل از تلفیق با عملگر OR و استفاده از روش AHP

جدول (۴-۸): مقادیر حداقل و حداکثر توابع برآورد بدست آمده با روش AHP پس از تلفیق به روش دمپستر-شیفر

	باور		عدم قطعیت		عدم اعتماد		اعتماد	
	بیشینه	کمینه	بیشینه	کمینه	بیشینه	کمینه	بیشینه	کمینه
AND	0.999953	0.978559	0.999995	0.999358	0.000642122	3.2433e-006	0.0214361	4.0314e-009
OR	0.992536	0.00636379	0.0286605	0.000197589	0.936362	0.00647116	0.993328	0.0349774

همانطور که در این جدول نیز مشاهده می‌شود، مقادیر حداقل و حداکثر بدست آمده با روش تلفیق AND برای توابع برآورد بسیار نزدیک به یکدیگر بوده در حالی که مقادیر حاصل از تلفیق به روش OR بازه بزرگتری را در برمی‌گیرد.

۴-۴- محاسبه وزن‌ها به روش Fuzzy-AHP

به منظور پیاده‌سازی این روش، ماتریس ارجحیت کلاس‌ها که توسط کارشناسان برای روش AHP تعیین شده بود، با استفاده از جدول (۴-۹) به اعداد فازی مثلثی تبدیل شده و سپس وزن مربوط به هر کلاس برای هر کارشناس محاسبه شده است. تبدیل ماتریس ارجحیت به اعداد فازی برای کارشناس اول تا سوم در پیوست ج آمده است. وزن بدست آمده برای کلاس‌های هر لایه توسط هر کارشناس در وزن استاندارد شده مربوط به هر لایه (جدول (۴-۱۰)) ضرب شده و وزن نهایی بدست آمده با توجه به نظر هر کارشناس محاسبه گردیده و در جدول (۴-۱۱) نشان داده شده است. وزن نهایی بدست آمده با استفاده از تلفیق نظرات کارشناسان به روش Fuzzy-AHP نیز در جدول (۴-۱۲) آمده است.

جدول (۴-۹): تبدیل مقادیر گسسته به درجه عضویت فازی (اعداد مثلثی)

مقادیر فازی	مقادیر گسسته
(1,1,1)	1
(1,2,3)	2
(2,3,4)	3
(3,4,5)	4
(4,5,6)	5
(5,6,7)	6
(6,7,8)	7
(7,8,9)	8
(8,9,10)	9

جدول (۴-۱۰): وزن مربوط به هر لایه تعیین شده بر اساس نظر کارشناسی

نام لایه	وزن
دگرسانی	0.21
لیتولوژی	0.071
ژئوشیمی	0.21
اکسید آهن	0.21
بافر خطواره	0.071
چگالی خطواره	0.071
RTP	0.14

جدول (۴-۱۱): اوزان بدست آمده به روش Fuzzy-AHP توسط کارشناسان

نام لایه	کلاس	کارشناس ۱		کارشناس ۲		کارشناس ۳	
		عدم اعتماد	عدم اعتماد	اعتماد	عدم اعتماد	اعتماد	عدم اعتماد
دگرسانی	1	1	0.435854	1	0.447342	1	0.447342
	2	0.326986	1.108869	0.319309	1.128033	0.319309	1.128033
	3	0.0983	1.337554	0.119309	1.328033	0.119309	1.328033
	4	0.010569	1.425286	0.008725	1.438617	0.008725	1.438617
اکسید آهن	1	1	0.908342	1	0.908342	1	0.469231
	2	0.553542	1.3548	0.553542	1.3548	0.319309	1.149922
	3	0.353542	1.5548	0.353542	1.5548	0.119309	1.349922
	4	0.001258	1.907085	0.001258	1.907085	0.030614	1.438617
لیتولوژی	1	0.1737	1.832935	0.207535	1.931036	0.12964	1.522362
	2	0.2864	1.720235	0.378256	1.760315	0.208635	1.443367
	3	1	1.006635	1	1.138571	1	0.652002
	4	0.545399	1.461236	0.549425	1.589145	0.31	1.342002
	5	0.000568	2.006067	0.001677	2.136893	0.001864	1.650138
	6	0.000568	2.006067	0.001677	2.136893	0.001864	1.650138
بافر خطواره	1	1	0.534477	1	0.444236	1	0.444236
	2	0.332522	1.201955	0.319309	1.124927	0.319309	1.124927
	3	0.19283	1.341647	0.119309	1.324927	0.119309	1.324927
	4	0.009125	1.525352	0.005619	1.438617	0.005619	1.438617
چگالی خطواره	1	1	0.610571	1	0.214273	1	0.578114
	2	0.518701	1.09187	0.2124	1.001873	0.38124	1.196874
	3	0.09187	1.518701	0.001873	1.2124	0.196874	1.38124
ژئوشیمی	1	0.63124	1.466941	0.63124	1.466941	0.63124	1.466941
	2	0.918701	1.17948	0.918701	1.17948	0.918701	1.17948
	3	0.54824	1.549941	0.54824	1.549941	0.54824	1.549941
RTP	1	0.39824	1.019872	0.27891	1.003461	0.230853	1.028438
	2	0.019872	0.418112	0.003461	1.27891	0.028438	1.230853
	3	1	0.418112	1	0.282371	1	0.259291

جدول (۴-۱۲): وزن نهایی بدست آمده با استفاده از تلفیق (AHP-Group) نظرات کارشناسان به روش Fuzzy-AHP

نام لایه	کلاس	اعتماد	عدم اعتماد
دگرسانی	1	1	0.443479
	2	0.321847	1.121608
	3	0.111849	1.331199
	4	0.0093	1.43416
اکسید آهن	1	1	0.728834
	2	0.460791	1.282743
	3	0.246141	1.483267
	4	0.003645	1.736048
لیتولوژی	1	0.16719	1.753147
	2	0.282737	1.635002
	3	1	0.907459
	4	0.452892	1.460648
	5	0.001211	1.919624
	6	0.001211	1.919624
بافر خطواره	1	1	0.472482
	2	0.323654	1.150038
	3	0.140014	1.330477
	4	0.006604	1.466966
چگالی خطواره	1	1	0.422901
	2	0.347608	1.093983
	3	0.032359	1.364989
ژئوشیمی	1	0.63124	1.466941
	2	0.918701	1.17948
	3	0.54824	1.549941
RTP	1	0.294882	1.017204
	2	0.012506	0.869854
	3	1	0.312824

۴-۵- تلفیق مقادیر توابع بدست آمده به روشFuzzy-AHP با استفاده از روش دمپستر- شیفر

پس از محاسبه اوزان کلاس‌ها توسط هر کارشناس به روش Fuzzy-AHP و تلفیق نظرات کارشناسان با یکدیگر، وزن‌های بدست آمده (توابع اعتماد و عدم اعتماد) برای محاسبه سایر توابع برآورد مورد استفاده قرار گرفت. مقادیر تعیین شده برای توابع برآورد به روش Fuzzy-AHP در جدول (۴-۱۳) آمده است.

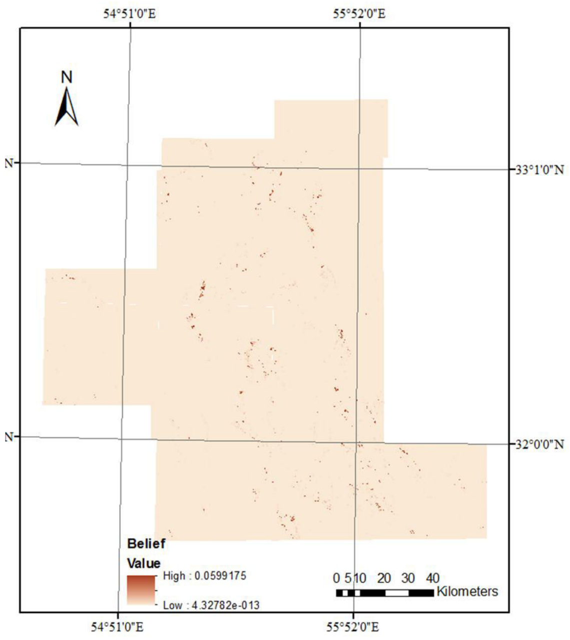
جدول (۴-۱۳): مقادیر توابع برآورد حاصل شده به روش Fuzzy-AHP

نام لایه	کلاس	اعتماد	عدم اعتماد	عدم قطعیت	باور
دگرسانی	1	0.693002	0.10241	0.204588	0.89759
	2	0.223041	0.259005	0.517954	0.740995
	3	0.077512	0.307405	0.615084	0.692595
	4	0.006445	0.331181	0.662374	0.668819
اکسید آهن	1	0.584598	0.139333	0.27607	0.860667
	2	0.269377	0.245225	0.485398	0.754775
	3	0.143894	0.283559	0.572547	0.716441
	4	0.002131	0.331884	0.665985	0.668116
لیتولوژی	1	0.087753	0.182705	0.729542	0.817295
	2	0.148399	0.170393	0.681208	0.829607
	3	0.524868	0.094571	0.380561	0.905429
	4	0.237709	0.152222	0.610069	0.847778
	5	0.000636	0.200055	0.79931	0.799945
	6	0.000636	0.200055	0.79931	0.799945
بافر خطواره	1	0.680146	0.106897	0.212957	0.893103
	2	0.220132	0.260192	0.519676	0.739808
	3	0.09523	0.301015	0.603754	0.698985
	4	0.004492	0.331896	0.663613	0.668104
چگالی خطواره	1	0.724655	0.146745	0.1286	0.853255
	2	0.251896	0.379608	0.368496	0.620392
	3	0.023449	0.473646	0.502904	0.526354
ژئوشیمی	1	0.300851	0.349574	0.349574	0.650426
	2	0.437856	0.281072	0.281072	0.718928
	3	0.261293	0.369354	0.369353	0.630646
RTP	1	0.22555	0.46239	0.312059	0.53761
	2	0.009566	0.395409	0.595025	0.604591
	3	0.764884	0.1422	0.092916	0.8578

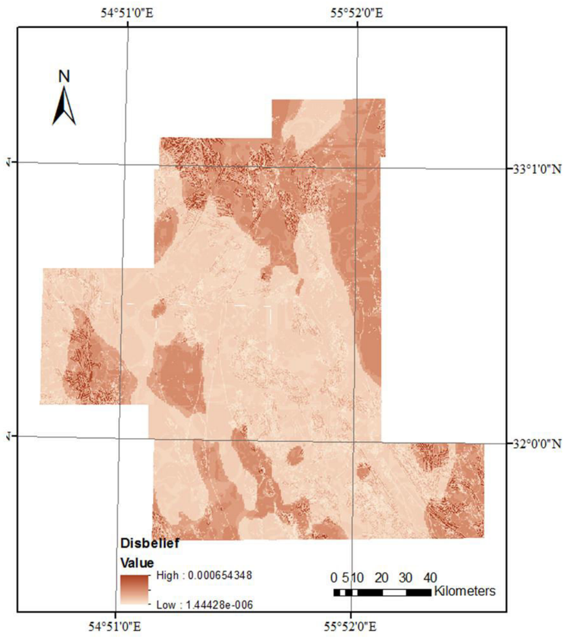
۴-۶- نقشه‌های حاصل شده از روش Fuzzy-AHP پس از تلفیق به روش دمپستر-شیفر

پس از محاسبه توابع برآورد به روش Fuzzy-AHP، مقادیر بدست آمده با روش دمپستر-شیفر با یکدیگر تلفیق شدند. شکل (۴-۱۰) نقشه‌های حاصل شده از ترکیب با عملگر AND و شکل (۴-۱۱) نقشه‌های بدست آمده از ترکیب با عملگر OR را نشان می‌دهند.

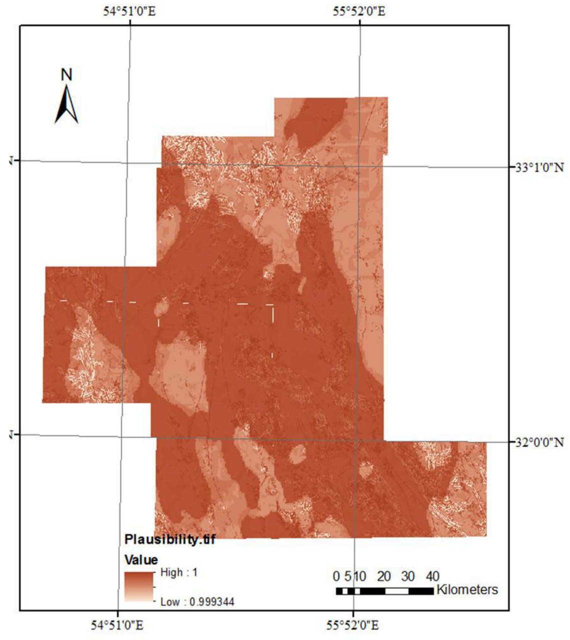
جدول (۴-۱۴) مقادیر بیشینه و کمینه برای توابع برآورد پس از تلفیق را نمایش می‌دهد



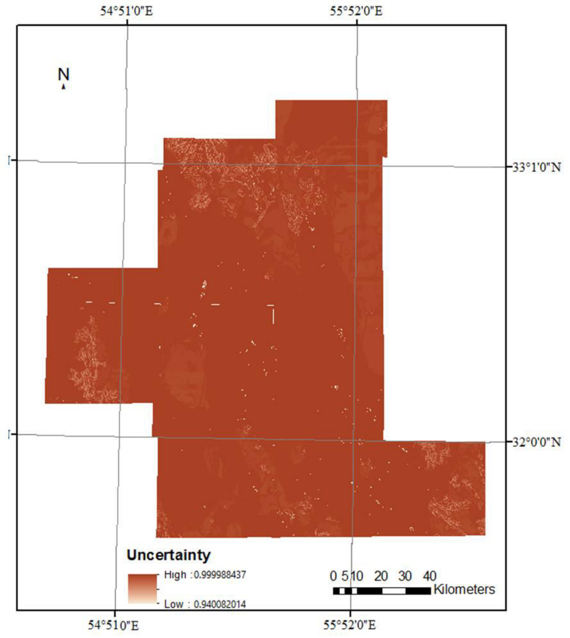
الف. نقشه Belief



ب. نقشه Disbelief

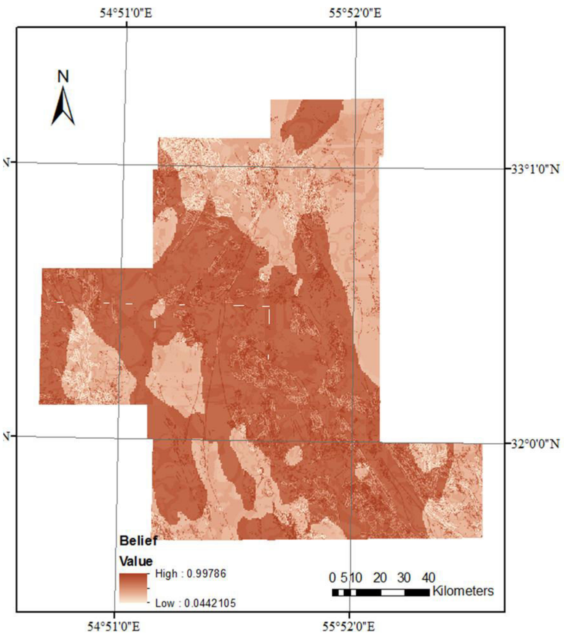


ج. نقشه Plausibility

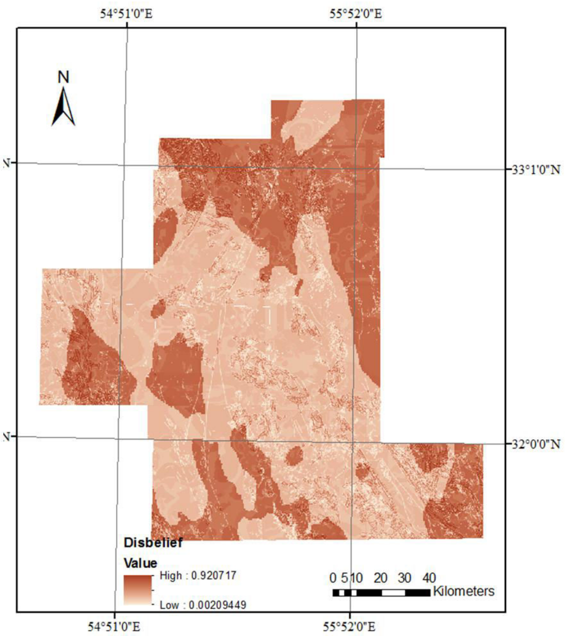


د. نقشه Uncertainty

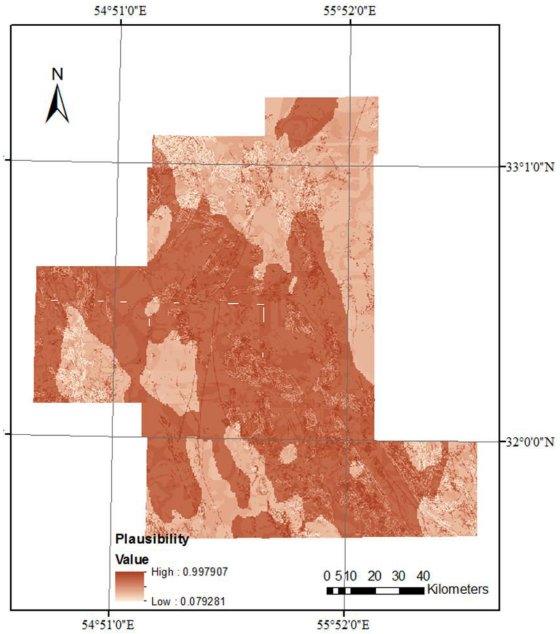
شکل (۴-۱۰): نقشه‌های حاصل از تلفیق با عملگر And و استفاده از روش Fuzzy-AHP



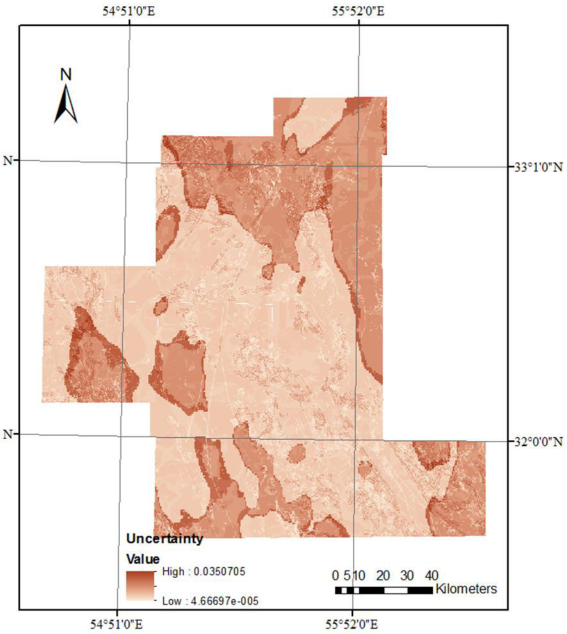
الف. نقشه Belief



ب. نقشه Disbelief



ج. نقشه Plausibility



د. نقشه Uncertainty

شکل (۴-۱۱): نقشه‌های حاصل از تلفیق با عملگر OR و استفاده از روش Fuzzy-AHP

جدول (۴-۱۴): مقادیر حداقل و حداکثر توابع برآورد بدست آمده با روشAHP -Fuzzy پس از تلفیق به روش دمپستر-شیفر

	باور		عدم قطعیت		عدم اعتماد		اعتماد	
	بیشینه	کمینه	بیشینه	کمینه	بیشینه	کمینه	بیشینه	کمینه
AND	1	0.999344	0.999988	0.9400820	0.000654348	1.444e-006	0.0599175	4.327e-013
OR	0.997907	0.079281	0.0350705	4.666e-005	0.920717	0.00209449	0.99786	0.0442105

۴-۷- محاسبه اوزان کلاس‌ها به روش شبکه عصبی (داده-محور)

در این مرحله، از روش شبکه عصبی برای بدست آوردن وزن کلاس‌ها به روش داده-محور استفاده می‌شود. اوزان نهایی بدست آمده با این روش و همچنین تعداد لایه‌های پنهان در جدول (۴-۱۵) نمایش داده شده است.

جدول (۴-۱۵): وزن بدست آمده برای کلاس‌های مربوط به هر لایه به همراه تعداد نرون‌های لایه‌های پنهان

نرون لایه میانی دوم	نرون لایه میانی اول	عدم اعتماد	اعتماد	کلاس	نام لایه
5	12	0.56863	0.09876	1	دگرسانی
		0.46363	0.20376	2	
		0.35273	0.31466	3	
		0.61718	0.05021	4	
11	16	1.4525	0.1364	1	اکسید آهن
		1.1968	0.3921	2	
		0.8852	0.7037	3	
		1.2322	0.3567	4	
9	17	4.0287	0.6554	1	لیتولوژی
		3.6989	0.9852	2	
		2.9106	1.7735	3	
		3.4141	1.27	4	
		0	0	5	
		0	0	6	
7	13	2.1166	0.9799	1	بافر خطواره
		2.2116	0.8849	2	
		2.3891	0.7074	3	
		2.5722	0.5243	4	
9	15	0.21181	0.0581	1	چگالی خطواره
		0.18337	0.08654	2	
		0.14464	0.12527	3	
9	12	1.4331	0.6918	1	ژئوشیمی
		1.3705	0.7544	2	
		1.4462	0.6787	3	
7	10	1.175	0.7031	1	RTP
		1.4425	0.4356	2	
		1.1387	0.7394	3	

۴-۸- تلفیق روش داده-محور و روش دانش-محور

در آخرین مرحله وزن بدست آمده با استفاده از روش دانش-محور و داده-محور تلفیق شده و مقدار توابع برآورد بر اساس اوزان بدست آمده محاسبه شده و با روش دمپستر-شیفر با یکدیگر تلفیق می-شوند. وزن نهایی بدست آمده با تلفیق روش AHP و ANN در جدول (۴-۱۶) و وزن نهایی حاصل شده از تلفیق دو روش Fuzzy-AHP و ANN در جدول (۴-۱۷) نشان داده شده است. به منظور تلفیق دو سری وزن‌های بدست آمده از روش‌های داده محور و دانش محور، اهمیت اوزان بدست آمده از روش داده محور برابر ۲/۳ و اهمیت اوزان بدست آمده به روش دانش محور ۱/۳ در نظر گرفته شده است. به‌عبارتی اهمیت بیشتری (دو برابر) برای اوزان بدست آمده به روش داده محور در نظر گرفته شده است.

جدول (۴-۱۶): وزن نهایی بدست آمده با استفاده از تلفیق روش داده-محور شبکه عصبی و دانش-محور AHP (تلفیق اوزان با استفاده از روش AHP-Group)

نام لایه	کلاس	اعتماد	عدم اعتماد
دگرسانی	1	0.179151	0.353416
	2	0.219121	0.376768
	3	0.223448	0.332594
	4	0.047745	0.495175
اکسید آهن	1	0.220288	0.668341
	2	0.341335	0.70732
	3	0.387278	0.613136
	4	0.183056	0.783737
لیتولوژی	1	0.319596	1.44194
	2	0.494152	1.338118
	3	1.144548	0.960629
	4	0.740447	1.203549
	5	0	0
	6	0	0
بافر خطواره	1	0.827219	0.84884
	2	0.583267	1.067655
	3	0.383465	1.190626
	4	0.228096	1.282391
چگالی خطواره	1	0.13224	0.191141
	2	0.120802	0.234161
	3	0.105514	0.212866
ژئوشیمی	1	0.671739	0.722093
	2	0.52926	0.885569
	3	0.365679	0.977754
RTP	1	0.319098	0.863819
	2	0.3502	0.930153
	3	0.728486	0.574382

جدول (۴-۱۷): وزن نهایی بدست آمده با استفاده از تلفیق روش داده-محور شبکه عصبی و دانش-محور Fuzzy-AHP (تلفیق اوزان با استفاده از روش AHP-Group)

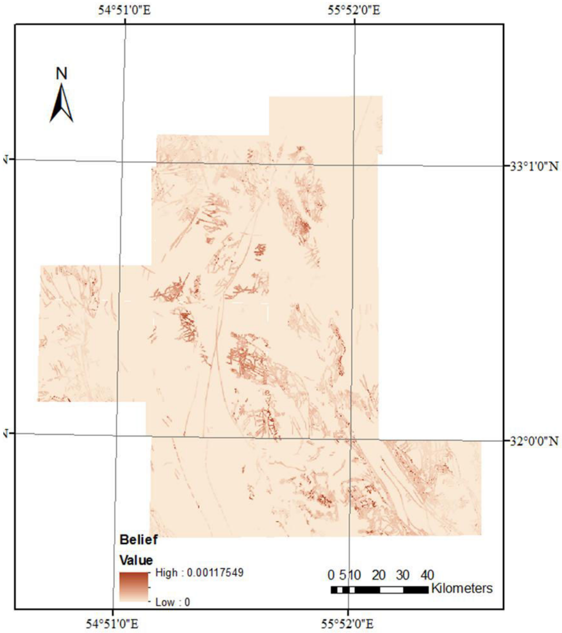
نام لایه	کلاس	اعتماد	عدم اعتماد
دگرسانی	1	0.213659	0.523413
	2	0.237299	0.622388
	3	0.222897	0.549173
	4	0.028621	0.817474
اکسید آهن	1	0.264978	1.154216
	2	0.413777	1.224788
	3	0.495815	1.051399
	4	0.077405	1.381364
لیتولوژی	1	0.415663	3.052924
	2	0.649846	2.817655
	3	1.465168	1.973622
	4	0.900604	2.572563
	5	0	0
	6	0	0
بافر خطواره	1	0.986555	1.283968
	2	0.632834	1.778451
	3	0.412256	1.965586
	4	0.121989	2.133093
چگالی خطواره	1	0.150009	0.266713
	2	0.137565	0.332575
	3	0.07978	0.305658
ژئوشیمی	1	0.670994	1.444293
	2	0.805612	1.303616
	3	0.632085	1.479985
RTP	1	0.526293	1.119854
	2	0.133382	1.218688
	3	0.817686	0.740241

پس از محاسبه وزن‌های بدست آمده از تلفیق روش‌های دانش- محور با روش داده- محور، از هر سری از وزن‌های بدست آمده برای محاسبه سایر توابع برآورد استفاده شده است. جدول (۴-۱۸) مقادیر توابع برآورد بدست آمده با استفاده از تلفیق دو روش ANN و AHP را نشان می‌دهد. همچنین مقادیر توابع برآورد بدست آمده از تلفیق دو روش ANN و Fuzzy-AHP در جدول (۴-۱۹) نشان داده شده است.

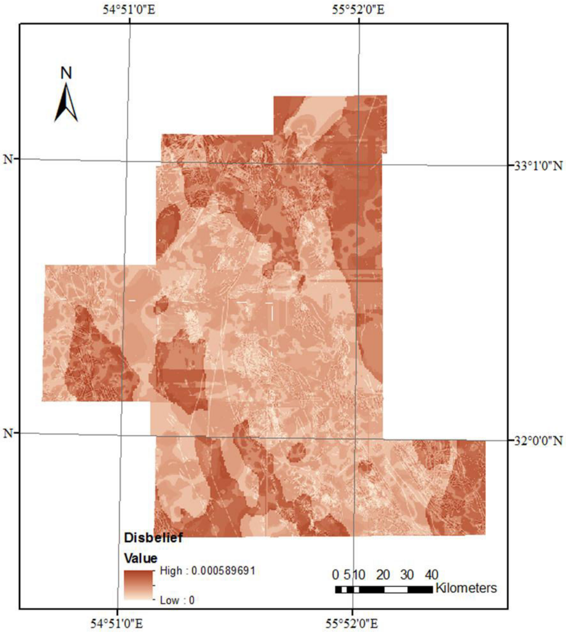
پس از محاسبه مقادیر توابع برآورد با استفاده از روش پیشنهادی، نتایج حاصل با روش دمپستر-شیفر با یکدیگر تلفیق شده و نقشه‌های نهایی بدست آمدند. شکل (۴-۱۲) نقشه‌های نهایی حاصل شده از تلفیق دو روش ANN و AHP و با استفاده از عملگر AND را نمایش می‌دهند. شکل (۴-۱۳) نیز نقشه‌های حاصل از تلفیق این دو روش را با عملگر OR نشان می‌دهد. همچنین نقشه‌های حاصل از تلفیق روش‌های ANN و Fuzzy-AHP و تلفیق با عملگر AND در شکل (۴-۱۴) و نقشه‌های حاصل از تلفیق این دو روش با عملگر OR در شکل (۴-۱۵) نشان داده شده است. مقادیر بیشینه و کمینه توابع برآورد برای دو روش تلفیق (AHP-Group) AHP-ANN و ANN-Fuzzy-AHP به ترتیب در جدول (۴-۲۰) و (۴-۲۱) نمایش داده شده است.

جدول (۴-۱۸): مقادیر توابع برآورد محاسبه شده به روش تلفیقی ANN-AHP

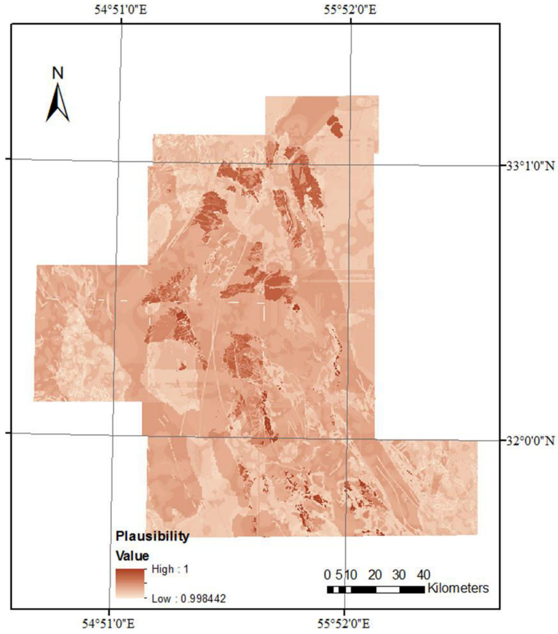
نام لایه	کلاس	اعتماد	عدم اعتماد	عدم قطعیت	باور
دگرسانی	1	0.267604	0.226846	0.50555	0.773154
	2	0.327308	0.241836	0.430857	0.758164
	3	0.333771	0.213481	0.452748	0.786519
	4	0.071318	0.317837	0.610846	0.682163
اکسید آهن	1	0.194608	0.241058	0.564334	0.758942
	2	0.301544	0.255117	0.443339	0.744883
	3	0.342131	0.221146	0.436722	0.778854
	4	0.161716	0.282679	0.555605	0.717321
لیتولوژی	1	0.118424	0.291641	0.589935	0.708359
	2	0.183105	0.270642	0.546253	0.729358
	3	0.424104	0.194293	0.381603	0.805707
	4	0.274367	0.243425	0.482208	0.756575
	5	0	0	1	1
	6	0	0	1	1
بافر خطواره	1	0.4091	0.193379	0.397521	0.806621
	2	0.288454	0.243229	0.468318	0.756771
	3	0.189642	0.271243	0.539115	0.728757
	4	0.012804	0.292149	0.695047	0.807851
چگالی خطواره	1	0.368814	0.299515	0.331671	0.700485
	2	0.336912	0.366927	0.296161	0.633073
	3	0.294274	0.333558	0.372167	0.666442
ژئوشیمی	1	0.428766	0.279295	0.291939	0.720705
	2	0.337823	0.342525	0.319652	0.657475
	3	0.23341	0.37818	0.388409	0.62182
RTP	1	0.228288	0.364734	0.406978	0.635266
	2	0.250539	0.392742	0.356718	0.607258
	3	0.521172	0.242524	0.236304	0.757476



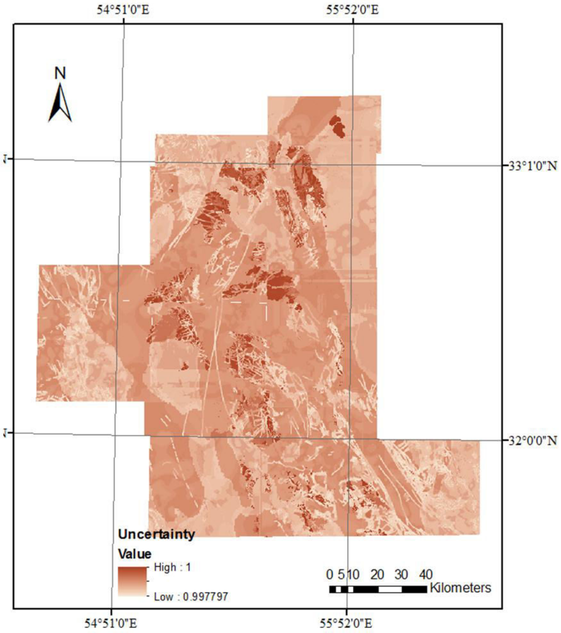
الف. نقشه Belief



ب. نقشه Disbelief

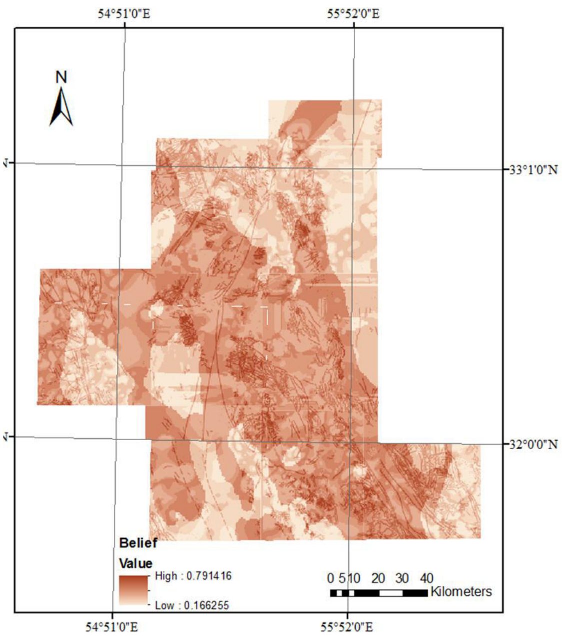


ج. نقشه Plausibility

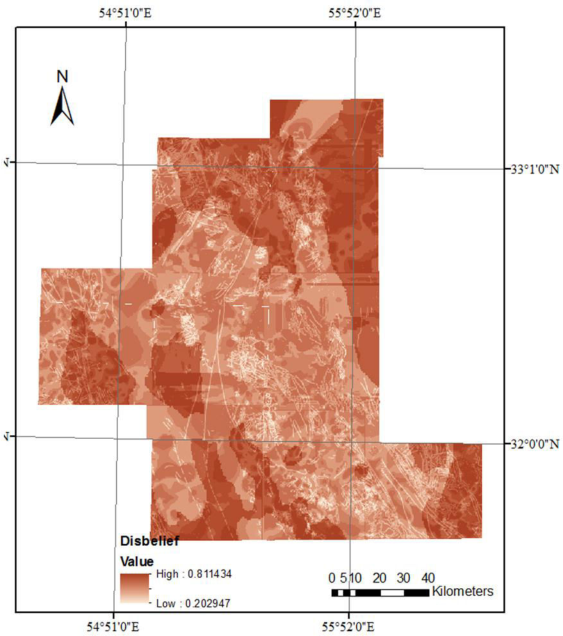


د. نقشه Uncertainty

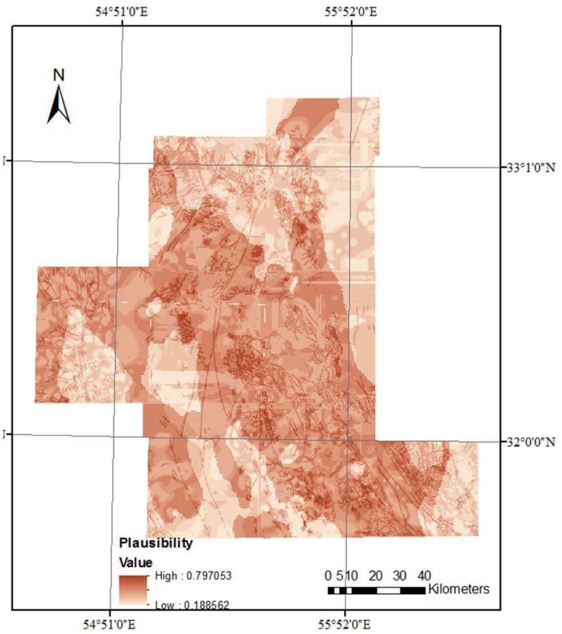
شکل (۴-۱۲): نقشه‌های حاصل از تلفیق با عملگر And و استفاده از روش تلفیقی ANN-AHP



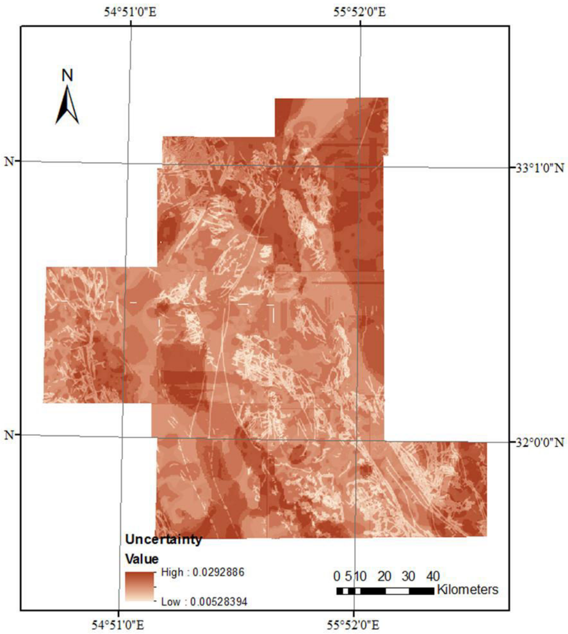
الف. نقشه Belief



ب. نقشه Disbelief



ج. نقشه Plausibility



د. نقشه Uncertainty

شکل (۴-۱۳): نقشه‌های حاصل از تلفیق با عملگر OR و استفاده از روش تلفیقی ANN-AHP

جدول (۴-۱۹): مقادیر توابع برآورد محاسبه شده به روش تلفیقی ANN-FuzzyAHP

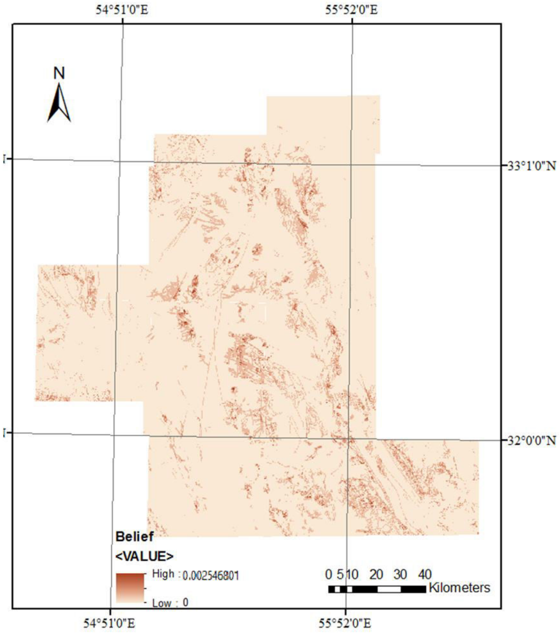
نام لایه	کلاس	اعتماد	عدم اعتماد	عدم قطعیت	باور
دگرسانی	1	0.304151	0.208328	0.487521	0.791672
	2	0.337803	0.247722	0.414475	0.752278
	3	0.317302	0.218581	0.464117	0.781419
	4	0.040743	0.325369	0.633887	0.674631
اکسید آهن	1	0.211648	0.239874	0.548478	0.760126
	2	0.330499	0.25454	0.414961	0.74546
	3	0.396027	0.218506	0.385468	0.781494
	4	0.061826	0.28708	0.651093	0.71292
لیتولوژی	1	0.121139	0.293078	0.585783	0.706922
	2	0.189389	0.270492	0.540119	0.729508
	3	0.427003	0.189466	0.383531	0.810534
	4	0.262469	0.246964	0.490567	0.753036
	5	0	0	1	1
	6	0	0	1	1
بافر خطواره	1	0.458088	0.179298	0.362614	0.820702
	2	0.293845	0.248349	0.457806	0.751651
	3	0.191423	0.274481	0.534095	0.725519
	4	0.056644	0.297872	0.645484	0.702128
چگالی خطواره	1	0.40835	0.294728	0.296922	0.705272
	2	0.374475	0.367508	0.258017	0.632492
	3	0.217176	0.337764	0.445061	0.662236
ژئوشیمی	1	0.318204	0.34161	0.340185	0.65839
	2	0.382044	0.308337	0.309619	0.691663
	3	0.299752	0.350053	0.350195	0.649947
RTP	1	0.356239	0.363733	0.280029	0.636267
	2	0.090284	0.395835	0.513881	0.604165
	3	0.553477	0.240433	0.20609	0.759567

جدول (۴-۲۰): مقادیر حداقل و حداکثر توابع برآورد بدست آمده با روش تلفیقی AHP -ANN پس از تلفیق به روش دمپستر-شیفر

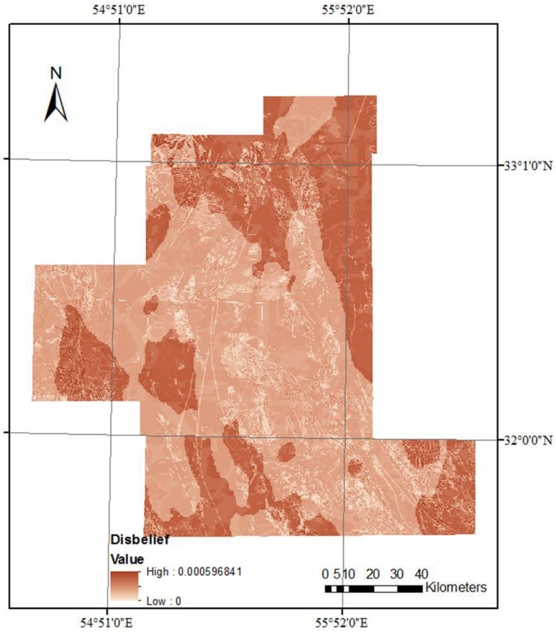
	اعتماد		**عدم اعتماد**		**عدم قطعیت**		**باور**	
	کمینه	بیشینه	کمینه	بیشینه	کمینه	بیشینه	کمینه	بیشینه
AND	0	0.00117549	0	0.000589691	0.997797	1	0.998442	1
OR	0.166255	0.791416	0.202947	0.811438	0.00528394	0.0292886	0.188562	0.797053

جدول (۴-۲۱): مقادیر حداقل و حداکثر توابع برآورد بدست آمده با روش تلفیقی FuzzyAHP -ANN پس از تلفیق به روش دمپستر-شیفر

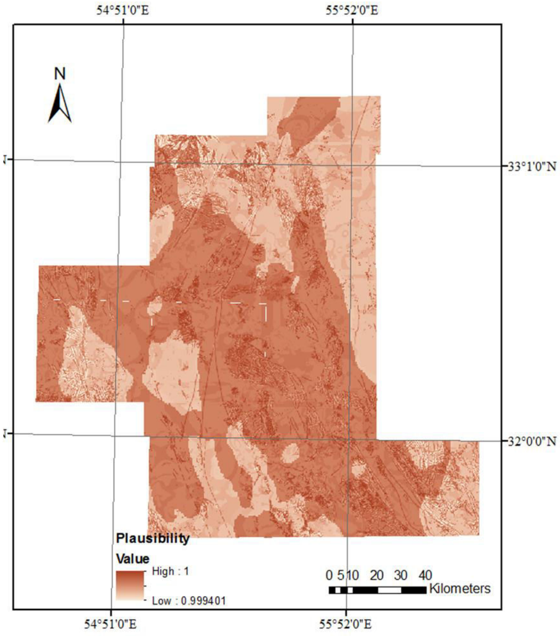
	Belief		**Disbelief**		**Uncertainty**		**Plausibility**	
	کمینه	بیشینه	کمینه	بیشینه	کمینه	بیشینه	کمینه	بیشینه
AND	0	0.002546801	0	0.00596841	0.997373	1	0.999401	1
OR	0.122859	0.841487	0.155405	0.847741	0.00298933	0.0293971	0.152256	0.845495



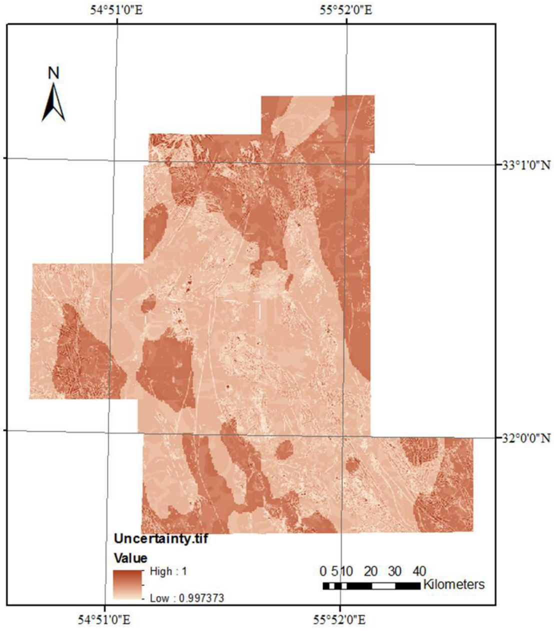
الف. نقشه Belief



ب. نقشه Disbelief

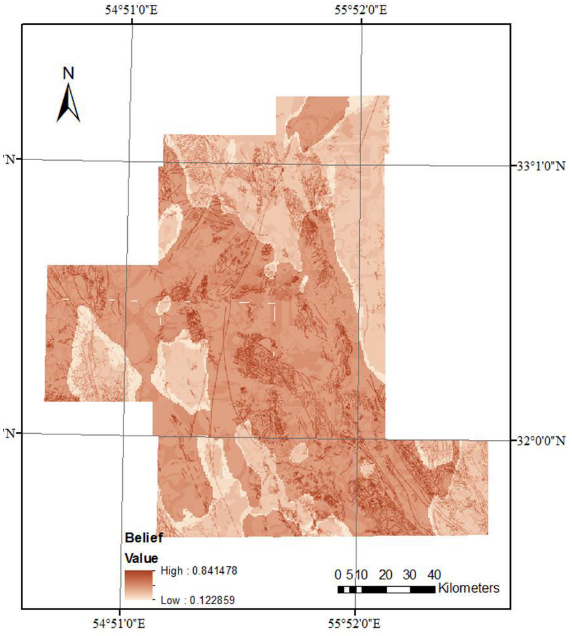


ج. نقشه Plausibility

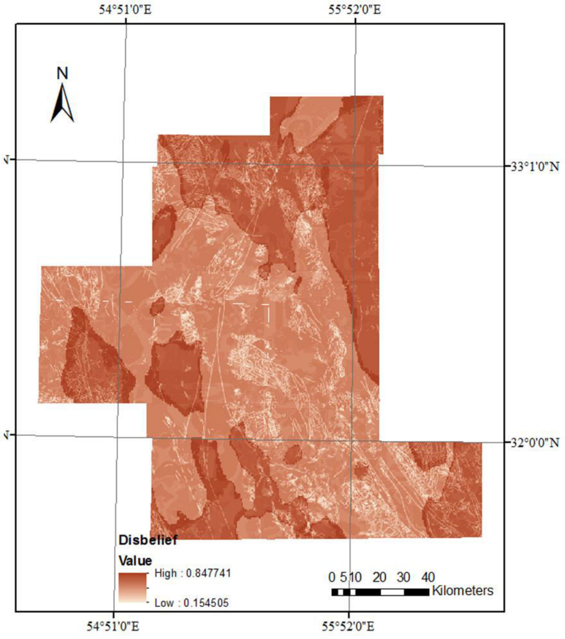


د. نقشه Uncertainty

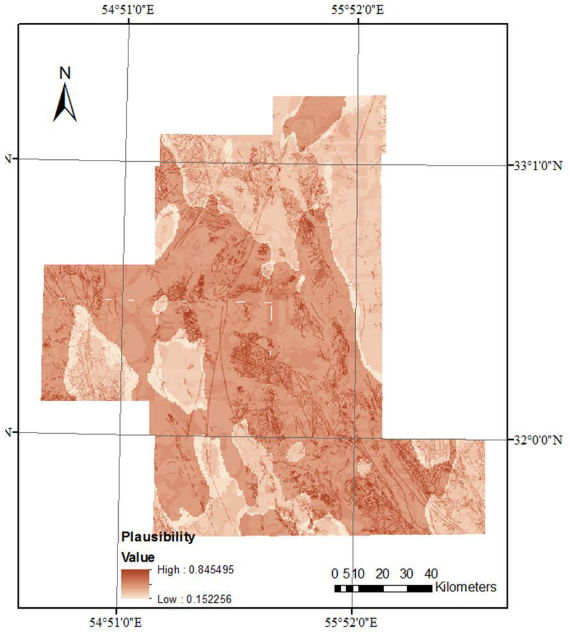
شکل (۴-۱۴): نقشه‌های حاصل از تلفیق با عملگر And و استفاده از روش تلفیقی ANN-Fuzzy-AHP



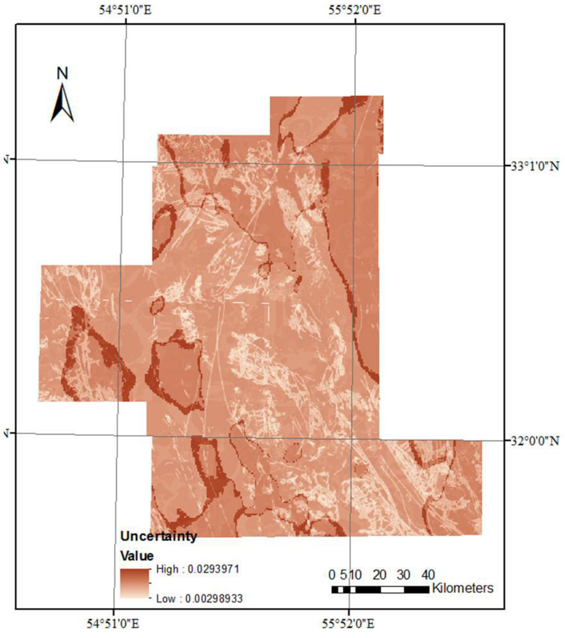
الف. نقشه Belief



ب. نقشه Disbelief



ج. نقشه Plausibility



د. نقشه Uncertainty

شکل (۴-۱۵): نقشه‌های حاصل از تلفیق با عملگر OR و استفاده از روش تلفیقی ANN-Fuzzy-AHP

۵

نتیجه‌گیری و پیشنهادات

۵-۱- مقایسه نتایج حاصل از روش‌های مختلف

به منظور مقایسه نتایج حاصل از روش‌های مختلف، میزان همبستگی میان مقدار نهایی تابع Belief و تابع Uncertainty برای هر روش با نقشه حاصل از نمونه‌های شناخته شده محاسبه گردید. نتایج حاصل در جدول (۵-۱) نمایش داده شده است. از آنجایی که مقدار عدم قطعیت با حضور اندیس‌های شناخته شده رابطه معکوس دارد، بنابراین باید مقدار همبستگی منفی باشد. بدین معنا که هر چه میزان عدم قطعیت کاهش پیدا می‌کند، احتمال حضور اندیس شناخته شده در آن منطقه افزایش می‌یابد، اما میزان همبستگی میان مقدار اعتماد و احتمال حضور اندیس شناخته شده در منطقه باید مثبت باشد. بدین معنا که هر چه میزان اعتماد در منطقه‌ای بیشتر باشد، احتمال حضور اندیس شناخته شده در آن منطقه بیشتر است.

همانطور که در جدول (۵-۱) مشاهده می‌شود، روش تلفیقی ANN-Fuzzy-AHP بیشترین مقدار همبستگی برای مقادیر تابع Belief در هر دو حالت عملگرهای AND و OR را حاصل کرده است. همچنین این روش تنها روشی بود که مقادیر تابع Uncertainty برای هر دو عملگر AND و OR همبستگی منفی با اندیس‌های شناخته شده را دارد. بنابراین این روش نسبت به سایر روش‌ها، قابلیت اعتماد بیشتری برای استخراج مناطق حاوی سنگ آهن را از خود نشان داد. همچنین نتایج نشان می-دهد فازی‌سازی نظرات کارشناسان و تلفیق روش AHP با روش Fuzzy موجب بهبود نتایج می‌گردد.

مسئله دیگری که باید در مورد نتایج مورد توجه قرار گیرد، این است که زمانی‌که از روش معمول محاسبه توابع برآورد استفاده شد، مقدار عدم قطعیت برای کلاس ۴ لایه اکسید آهن منفی محاسبه شد (جدول (۴-۳)). در صورتی‌که میزان عدم قطعیت همواره مثبت و در بازه [0-1] قرار دارد. منفی شدن میزان عدم قطعیت این لایه موجب گردید که پس از تلفیق نیز در بخشی از نقشه خروجی مقادیر عدم قطعیت منفی محاسبه شود (جدول (۴-۴)). یکی دیگر از مزایای روش تلفیقیِ پیشنهادی

جلوگیری از منفی شدن مقادیر عدم قطعیت می‌باشد که موجب بهبود نتایج حاصل از روش‌های داده-محور گردیده است.

جدول (۵-۱): مقادیر همبستگی میان خروجی هر روش و نقشه اندیس‌های شناخته شده

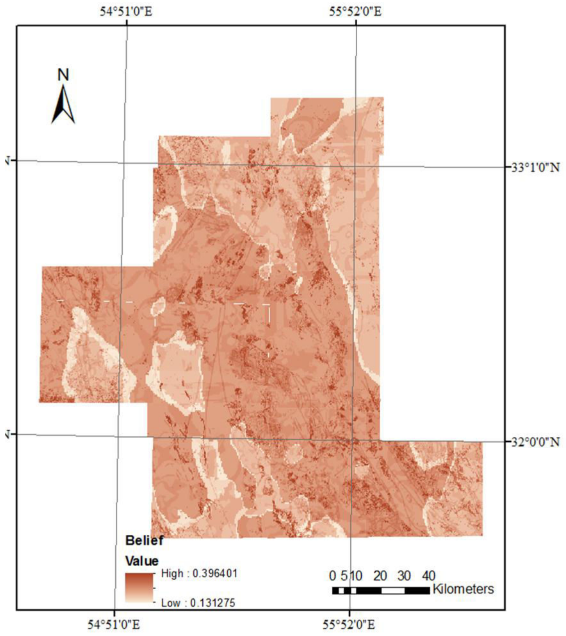
روش	عملگر تلفیق	همبستگی با نقشه مناطق شناخته شده معدنی	
		Belief	Uncertainty
روش سنتی محاسبه توابع برآورد	AND	0.073	0.14382
	OR	0.218	0.307
روش AHP	AND	0.067	0.18359
	OR	0.115	-0.032
روش Fuzzy-AHP	AND	0.364	0.21357
	OR	0.217	-0.129
روش تلفیقی ANN-AHP	AND	0.317	0.2944
	OR	0.409	-0.203
روش تلفیقی ANN-Fuzzy-AHP	AND	0.471	-0.12563
	OR	0.426	-0.318

۵-۲- مقایسه روش تلفیقی دمپستر-شیفر و همپوشانی شاخص

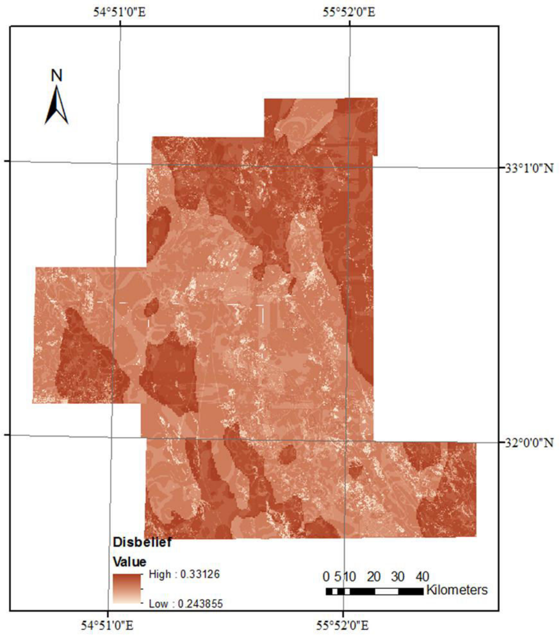
پس از استخراج نتایج و بدست آوردن بهترین روش به منظور محاسبه توابع برآورد، دو روش تلفیقی دمپستر-شیفر و همپوشانی شاخص به منظور تلفیق لایه‌های توابع برآورد حاصل از روش پیشنهادی با یکدیگر مقایسه شدند. مقدار وزن مربوط به هر لایه توسط کارشناس تعیین شده و در جدول (۵-۲) نمایش داده شده است. نقشه‌های حاصل از تلفیق به روش همپوشانی شاخص وزن‌دار در شکل (۵-۱) نشان داده شده است.

جدول (۵-۲): وزن تخصیص داده شده به هر لایه

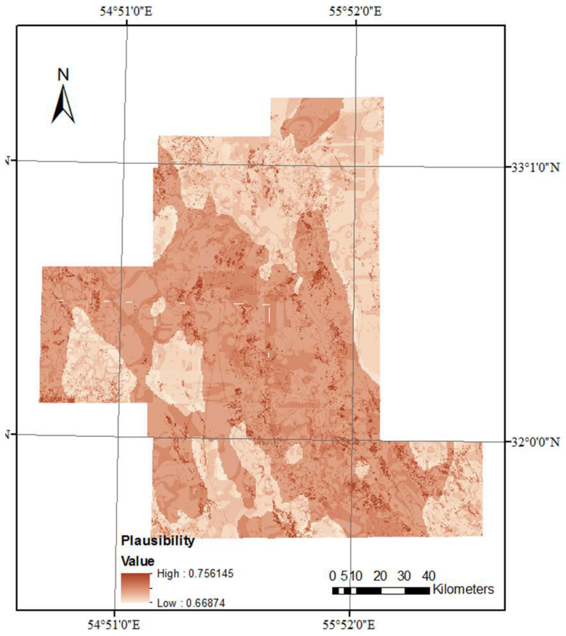
نام لایه	وزن
دگرسانی	۳
لیتولوژی	۱
ژئوشیمی	۳
اکسید آهن	۳
بافر خطواره	۱
چگالی خطواره	۱
RTP	۲



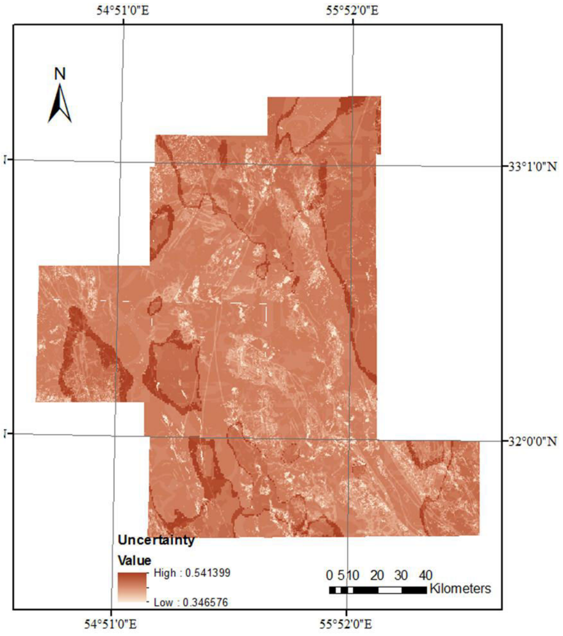
الف. نقشه Belief



ب. نقشه Disbelief



ج. نقشه Plausibility



د. نقشه Uncertainty

شکل (۵-۱): تلفیق لایه‌های توابع برآورد روش پیشنهادی با استفاده از همپوشانی شاخص

جدول (۵-۳) میزان همبستگی میان مقادیر Belief و Uncertainty را برای روش‌های تلفیق دمپستر-شیفر و همپوشانی شاخص با لایه شناخته شده را با یکدیگر مقایسه می‌کند. همانطور که نتایج نشان می‌دهد، تلفیق به روش دمپستر-شیفر در هر دو حالت AND و OR نتایج بهتری را حاصل کرده است. میزان همبستگی میان عدم قطعیت و لایه شناخته شده در روش همپوشانی شاخص تقریبا نزدیک به صفر است که نشان‌دهنده تقریب نامناسب همپوشانی شاخص از میزان عدم قطعیت در منطقه می-باشد.

جدول (۵-۳): همبستگی میان نتایج حاصل از روش‌های همپوشانی شاخص و دمپستر-شیفر با لایه شناخته شده

روش	عملگر تلفیق	همبستگی	
		Belief	Uncertainty
روش همپوشانی شاخص	-	0.369	0.019
روش دمپستر-شیفر	AND	0.471	-0.12563
	OR	0.426	-0.318

۵-۳- پیشنهادات

برای ادامه و بهبود نتایج تحقیق پیشنهادات زیر قابل ارائه می‌باشد:

- بررسی روش داده- محور ماشین بردار پشتیبان روی داده‌های مصنوعی پیچیده‌تر و در صورت مناسب بودن نتایج، آزمایش آن روی داده‌های واقعی
- بررسی روش داده- محور رگرسیون وزن‌دار جغرافیایی روی داده‌های مصنوعی پیچیده‌تر و در صورت مناسب بودن نتایج، آزمایش آن روی داده‌های واقعی
- بررسی روش داده- محور حداقل مربعات معمولی (رگرسیون معمولی) روی داده‌های مصنوعی پیچیده‌تر و در صورت مناسب بودن نتایج، آزمایش آن روی داده‌های واقعی
- بهبود کدهای برنامه‌نویسی جهت افزایش بازدهی محاسبات
- استفاده از شبکه‌های نروفازی در ترکیب با روش دمپستر- شیفر
- استفاده از روش‌های دانش‌محور Demattle، Vikor، Electre و ANP
- بررسی نتایج تلفیق با تغییر وزن‌های داده شده به هر یک از روش‌های دانش‌محور و داده‌محور

پیوست‌ها

پیوست الف

الگوریتم ۱. برنامه محاسبه توابع برآورد

۱. کلاس Main

public class EvidentialBeliefFunctions {
 public static void main(String[] args) {
 Scanner in = new Scanner(System.in);
 System.out.println("Enter number the of layers:");
 int numOLayer = in.nextInt();
 for (int i = 0; i < numOLayer; i++) {
 CalculateFunctions cal = new CalculateFunctions();
 }
 }
}

۲. متد Constructor برای محاسبه توابع برآورد

public CalculateFunctions() {
 readInputDataFromCSV();
 numOfClasses = inputValues.size();
 calculateBel(inputValues);
 calculateDis(inputValues);
 calculateUnc(belValues, disValues);
 calculatePls(belValues, disValues);
 getEBFOutput();
 }

۳. خواندن داده‌ها از فایل

private void readInputDataFromCSV() {
 inputValues = new ArrayList();
//reading file
 BufferedReader bfr = null;
 ArrayList data = new ArrayList();

```
StringTokenizer st;
String dataRow;
int row = 0;
int col = 0;
try {
// File file = new File(inputCSVFile);
bfr = new BufferedReader(new FileReader(getFileFromUser()));
} catch (FileNotFoundException fnf) {
System.out.println("file not found!");
}
try {
//reading line
while ((dataRow = bfr.readLine()) != null) {
st = new StringTokenizer(dataRow, ",");
//reading columns
ArrayList vect = new ArrayList();
while (st.hasMoreTokens()) {
vect.add(st.nextToken());
col++;
}
int vectSize = vect.size();
double[] t = new double[vectSize];
for (int i = 0; i < vect.size(); i++) {
t[i] = Double.parseDouble((String) vect.get(i));
// System.out.println(t[i]);
}
inputValues.add(t);
row++;
}
bfr.close();
} catch (Exception e) {
System.out.println("evidentialbilieffunctions.CalculateFunctions.readInputDataFromExcel()" +
e.getMessage());
}
}
```

۴. متد محاسبه تابع Bel

```
public void calculateBel(ArrayList input) {

arrayOfWeightsForBel = new ArrayList();
belValues = new ArrayList();
double sumOfWeights = 0;
try {
for (int i = 0; i < input.size(); i++) {

double[] values = (double[]) input.get(i);
int numOfTotalPixels = (int) values[1];
int numOfClassPixel = (int) values[2];
int numOfKnownPixelInClass = (int) values[3];
int numOfTotallKnownPoxel = (int) values[4];

//get input from users:numOfTotallKnownPoxel, numOfKnownPixelInClass, numOfClassPixel,
numOfTotalPixels
double weight = calculateWeightForBel(numOfTotalPixels, numOfClassPixel,
numOfKnownPixelInClass, numOfTotallKnownPoxel, i);
arrayOfWeightsForBel.add(i, weight);
}
// System.out.println("Weights of Bel Values");
// print(arrayOfWeightsForBel);
//check sum and size of arraylist
if (arrayOfWeightsForBel.size() == numOfClasses) {
sumOfWeights = calculateSumOfArraylist(arrayOfWeightsForBel);
} else {
System.out.println("The size of weight array is not acceptable!!");
}
if (sumOfWeights != 0) {
for (int b = 0; b < numOfClasses; b++) {
double[] bel = new double[1];
bel[0] = ((double) arrayOfWeightsForBel.get(b)) / sumOfWeights;
belValues.add(b, bel);
}
```

```
}
// System.out.println("Bel Values");
// print(belValues);
} catch (Exception e) {

System.out.println("evidentialbilieffunctions.CalculateFunctions.calculateBel()Erro: " + e.getMessage());
}
}
```

۵. متد محاسبه وزن تابع Bel

```
private double calculateWeightForBel(int numOfTotalPixels,
int numOfClassPixel,
int numOfKnownPixelInClass,
int numOfTotallKnownPixel,
int classNumber) {

double weightOfClass = 0;
try {
double denominator = ((double) numOfTotallKnownPixel - (double) numOfKnownPixelInClass) / ((double) numOfTotalPixels - (double) numOfClassPixel);
double nominator = (double) numOfKnownPixelInClass / (double) numOfClassPixel;
weightOfClass = nominator / denominator;
} catch (Exception e) {
System.out.println("Error: evidentialbilieffunctions.CalculateFunctions.calculateWeightForBel():" + e.getMessage());
}
return weightOfClass;
}
```

۶. متد محاسبه Dis

```
private void calculateDis(ArrayList input) {
```

```
arrayOfWeightsForDis = new ArrayList();
disValues = new ArrayList();
double sumOfWeights = 0;
try {
for (int i = 0; i < input.size(); i++) {

double[] values = (double[]) input.get(i);
int numOfTotalPixels = (int) values[1];
int numOfClassPixel = (int) values[2];
int numOfKnownPixelInClass = (int) values[3];
int numOfTotallKnownPoxel = (int) values[4];

//get input from users:numOfTotallKnownPoxel, numOfKnownPixelInClass, numOfClassPixel,
numOfTotalPixels
double weight = calculateWeightForDis(numOfTotalPixels, numOfClassPixel,
numOfKnownPixelInClass, numOfTotallKnownPoxel, i);
arrayOfWeightsForDis.add(i, weight);
}
// System.out.println("Weight of Dis Values");
//check sum and size of arraylist
if (arrayOfWeightsForDis.size() == numOfClasses) {
sumOfWeights = calculateSumOfArraylist(arrayOfWeightsForDis);
} else {
System.out.println("The size of weight array is not acceptable!!");
}
if (sumOfWeights != 0) {
for (int b = 0; b < numOfClasses; b++) {
double[] dis = new double[1];
dis[0] = ((double) arrayOfWeightsForDis.get(b)) / sumOfWeights;
disValues.add(b, dis);
}
}
// System.out.println("Dis Values");
// print(disValues);
```

```
} catch (Exception e) {
System.out.println("evidentialbilieffunctions.CalculateFunctions.calculateDis()    Error:    "    +
e.getMessage());
}
}
```

۷. متد محاسبه وزن Dis

```
private double calculateWeightForDis(int numOfTotalPixels,
int numOfClassPixel,
int numOfKnownPixelInClass,
int numOfTotallKnownPixel,
int classNumber) {

double weightOfClass = 0;
try {
double nominator = ((double) numOfClassPixel - (double) (numOfKnownPixelInClass)) /
(double) numOfClassPixel;
double denominator = ((double) numOfTotalPixels - (double) numOfTotallKnownPixel -
(double) numOfClassPixel + (double) numOfKnownPixelInClass) / ((double)
numOfTotalPixels - (double) numOfClassPixel);
weightOfClass = nominator / denominator;
} catch (Exception e) {
System.out.println("Error:
evidentialbilieffunctions.CalculateFunctions.calculateWeightForDis():" + e.getMessage());
}
return weightOfClass;
}
```

۸. متد محاسبه Uncertainty

```
private void calculateUnc(ArrayList bel, ArrayList dis) {

uncValues = new ArrayList();
try {
```

```
if (bel.size() == dis.size()) {

for (int i = 0; i < bel.size(); i++) {
double[] b = (double[]) bel.get(i);
double bb = b[0];
double[] d = (double[]) dis.get(i);
double dd = d[0];
double[] u = new double[1];
u[0] = 1 - bb - dd;
uncValues.add(i, u);
}

} else {
System.out.println("The number of Bel values is not equal to Dis values!!Check the functions.");
}
// System.out.println("Unc Values");
// print(uncValues);

} catch (Exception e) {
System.out.println("evidentialbilieffunctions.CalculateFunctions.calculateUnc() Error: " + e.getMessage());
}
}
```

۹. متد محاسبه Plausibility

```
private void calculatePls(ArrayList bel, ArrayList dis) {

plsValues = new ArrayList();
try {
if (bel.size() == dis.size()) {

for (int i = 0; i < bel.size(); i++) {
double[] p = new double[1];
```

```
p[0] = (double) ((double[]) bel.get(i))[0] - (double) ((double[]) dis.get(i))[0];
plsValues.add(i, p);
}

} else {
System.out.println("The number of Bel values is not equal to Dis values!!Check the functions.");
}
// System.out.println("Pls Values");
// print(plsValues);

} catch (Exception e) {
System.out.println("evidentialbilieffunctions.CalculateFunctions.calculatePls() Error: " + e.getMessage());
}
}
```

الگوریتم ۲. برنامه مربوط به ایجاد لایه‌های رستری

```
[inputRaster, R] = geotiffread(rasterPath);
% Read Excel file
inputExcel = xlsread(excelPath);
for ii=1:size(inputRaster,1)
 for jj=1:size(inputRaster,2)
 % get pixel value
 pixel=inputRaster(ii,jj);
 %get the value of class from excel file
 for i=1:size(inputExcel,1)
 value = inputExcel(i,1);
 if pixel == value
 bel = inputExcel(i,2);
 dis = inputExcel(i,3);
 unc = inputExcel(i,4);
 pls = inputExcel(i,5);
 end
 end
 bel_Values(ii,jj)=bel;
 dis_Values(ii,jj)=dis;
 unc_Values(ii,jj)=unc;
 pls_Values(ii,jj)=pls;
 end
end
%Create output Rasters
info = geotiffinfo(rasterPath);
geotiffwrite(fullfile(rasterOutPutPath,'BandInteg_Bel.tif'), bel_Values, R,
...
'GeoKeyDirectoryTag', info.GeoTIFFTags.GeoKeyDirectoryTag);
```

الگوریتم ۳. پیاده‌سازی روش Fuzzy-AHP

۵-۲-۱.۱.۱.۱.۱.۱. متد Constructor مربوط به کلاس Fuzzy-AHP

```
public FAHP(ArrayList indata) {
 this.data = indata;
 ArrayList sMat = calculateSMatrix(indata);
 double[] weights = calculateWeight(sMat);
 finalWeight = normalizeWeights(weights);
 }
```

.۱.۱. متد محاسبه ماتریس S

```
 public ArrayList calculateSMatrix(ArrayList input) {
 try {
 double[] sumOfAllElements = calculateSumofAllElements(data);
 ArrayList sMatrix = new ArrayList();
 for (int r = 0; r < input.size(); r++) {

 double[] row = (double[]) input.get(r);
 double[] rowElm = calculateSumOfRowElm(row);
 double[] s = {rowElm[0] * sumOfAllElements[0], rowElm[1] * sumOfAllElements[1], rowElm[2] *
sumOfAllElements[2]};
 sMatrix.add(s);
 }
 return sMatrix;
 } catch (Exception e) {
 System.out.println("Error dsexpertknowledge.FAHP.calculateSMatrix(): " + e.getMessage());
 return null;
 }
 }
```

۵-۲-۳.۱.۱.۱.۱.۱. متد محاسبه $\sum\sum M_{ij}$

```
 public double[] calculateSumofAllElements(ArrayList input) {
 try {
 double[] sumOfAllElm = new double[3];
```

```
int numofClm = ((double[]) input.get(0)).length;
int numOfRow = input.size();
double sumoffirstElm = 0;
double sumofSecElm = 0;
double sumofThidtElm = 0;

for (int r = 0; r < numOfRow; r++) {
// double[] elemnts = new double[3];
//sum first elements of all rows
for (int c = 0; c < numofClm; c += 3) {
double c1 = (double) ((double[]) input.get(r))[c];
sumoffirstElm += c1;
}

//sum Second elements of all rows
for (int c = 1; c < numofClm; c += 3) {
double c2 = (double) ((double[]) input.get(r))[c];
sumofSecElm += c2;
}

//sum Second elements of all rows
for (int c = 2; c < numofClm; c += 3) {
double c3 = (double) ((double[]) input.get(r))[c];
sumofThidtElm += c3;
}
}
sumOfAllElm[2] = (double) (1 / sumoffirstElm);
sumOfAllElm[1] = (double) (1 / sumofSecElm);
sumOfAllElm[0] = (double) (1 / sumofThidtElm);
return sumOfAllElm;

} catch (Exception e) {
System.out.println("Error dsexpertknowledge.FAHP.calculateSumofAllElements(): " + e.getMessage());
return null;
}
}
```

۵-۲-۴.۱.۱.۱.۱.متد محاسبه مجموع المان‌های هر سطر: $(\sum M_j)$

```
public double[] calculateSumOfRowElm(double[] inputRow) {
double[] sumOfRowElm = new double[3];
try {
double sumoffirstElm = 0;
double sumofSecElm = 0;
double sumofThidtElm = 0;
//Sum of first Elms
for (int i = 0; i < inputRow.length; i += 3) {
sumoffirstElm += inputRow[i];
}
//Sum of Second Elms
for (int i = 1; i < inputRow.length; i += 3) {
sumofSecElm += inputRow[i];
}

//Sum of Third Elms
for (int i = 2; i < inputRow.length; i += 3) {
sumofThidtElm += inputRow[i];
}
sumOfRowElm[0] = sumoffirstElm;
sumOfRowElm[1] = sumofSecElm;
sumOfRowElm[2] = sumofThidtElm;
return sumOfRowElm;
} catch (Exception e) {
System.out.println("Error dsexpertknowledge.FAHP.calculateSumOfRowElm(): " + e.getMessage());
return null;
}
}
```

۵-۲-۵.۱.۱.۱.۱. متد محاسبه وزن‌ها

```
public double[] calculateWeight(ArrayList inputSmatrix) {

double[] weight = new double[inputSmatrix.size()];
double[] w = new double[inputSmatrix.size() - 1];
try {
```

```
for (int r = 0; r < inputSmatrix.size(); r++) {
double v1 = (double) ((double[]) (inputSmatrix.get(r)))[1];
int cnt = 0;
for (int r2 = 0; r2 < inputSmatrix.size(); r2++) {

if (r2 != r) {
double v2 = (double) ((double[]) (inputSmatrix.get(r2)))[1];
if (v1 >= v2) {
w[cnt] = 1;
cnt++;
} else {
double v;
double upper1 = (double) ((double[]) (inputSmatrix.get(r)))[2];
double lower2 = (double) ((double[]) (inputSmatrix.get(r2)))[0];
double med1 = (double) ((double[]) (inputSmatrix.get(r)))[1];
double med2 = (double) ((double[]) (inputSmatrix.get(r2)))[1];
double minus = upper1 - lower2;
if (minus >= 0) {
w[cnt] = (double) ((upper1 - lower2) / (upper1 - lower2 + med2 - med1));
cnt++;
} else {
w[cnt] = 0;
cnt++;
}
}
}


}
weight[r] = calculateMin(w);
}
return weight;

} catch (Exception e) {
System.out.println("dsexpertknowledge.FAHP.calculateWeight(): " + e.getMessage());
return null;
}
}
```

۱.۱. متد نرمالسازی وزن‌ها

```
private double[] normalizeWeights(double[] inputWeight) {

double[] normalWeight = new double[inputWeight.length];
try {
double sum = 0;
for (int r = 0; r < inputWeight.length; r++) {
sum += inputWeight[r];
}
for (int i = 0; i < inputWeight.length; i++) {
normalWeight[i] = (double) inputWeight[i] / sum;
}
return normalWeight;

} catch (Exception e) {
System.out.println("Error dsexpertknowledge.FAHP.normalizeWeights(): " + e.getMessage());
return null;
}
}
```

الگوریتم ۴. تلفیق نظرات کارشناسان به روش AHP-Group

۱. خواندن فایل‌های مورد نظر و محاسبه اوزان به روش AHP و تلفیق نظرات با متد integrateWeightsOfExpert

```
public void expertManagementAHP() {
try {
HashMap<String, double[]> hashMap = new HashMap();
for (int i = 1; i <= DSExpertKnowledge.numOfExperts; i++) {

ArrayList alteration = readInputDataFromCSV("E:\\Work\\Excels\\AHP\\Input\\Expert" + i +
"\\Alteration.csv");
CalculateWeightAHP alterationWeight = new CalculateWeightAHP(alteration);
hashMap.put("alterationWeight" + i, alterationWeight.getWeight());

ArrayList buffer = readInputDataFromCSV("E:\\Work\\Excels\\AHP\\Input\\Expert" + i +
"\\Buffer.csv");
CalculateWeightAHP buffergWeight = new CalculateWeightAHP(buffer);
hashMap.put("bufferWeight" + i, buffergWeight.getWeight());

ArrayList density = readInputDataFromCSV("E:\\Work\\Excels\\AHP\\Input\\Expert" + i +
"\\Density.csv");
CalculateWeightAHP densityWeight = new CalculateWeightAHP(density);
hashMap.put("densityWeight" + i, densityWeight.getWeight());

ArrayList geoChem = readInputDataFromCSV("E:\\Work\\Excels\\AHP\\Input\\Expert" + i +
"\\GeoChem.csv");
CalculateWeightAHP geoChemWeight = new CalculateWeightAHP(geoChem);
hashMap.put("geoChemWeight" + i, geoChemWeight.getWeight());

ArrayList ironOxide = readInputDataFromCSV("E:\\Work\\Excels\\AHP\\Input\\Expert" + i +
"\\Iron_Oxide.csv");
CalculateWeightAHP ironOxideWeight = new CalculateWeightAHP(ironOxide);
hashMap.put("ironOxideWeight" + i, ironOxideWeight.getWeight());

ArrayList lithology = readInputDataFromCSV("E:\\Work\\Excels\\AHP\\Input\\Expert" + i +
"\\Lithology.csv");
CalculateWeightAHP lithologyWeight = new CalculateWeightAHP(lithology);
hashMap.put("lithologyWeight" + i, lithologyWeight.getWeight());
```

```
ArrayList rtp = readInputDataFromCSV("E:\\Work\\Excels\\AHP\\Input\\Expert" + i + "\\RTP.csv");
CalculateWeightAHP rtpWeight = new CalculateWeightAHP(rtp);
hashMap.put("rtpWeight" + i, rtpWeight.getWeight());

}
double[] expertOne = null;
double[] expertTow = null;
double[] expertThree = null;

for (int n = 0; n < names.length; n++) {
ArrayList weight = new ArrayList();
for (int i = 1; i <= DSExpertKnowledge.numOfExperts; i++) {
if (i == 1) {
expertOne = hashMap.get(names[n] + i);
} else if (i == 2) {
expertTow = hashMap.get(names[n] + i);
} else {
expertThree = hashMap.get(names[n] + i);
}
}
double[] fw = integ.integrateWeightsOfExpert(expertOne, expertTow, expertThree);
weight.add(fw);
writeResultToXls(weight, DSExpertKnowledge.exportExcelPathAHP+names[n]);
}

} catch (Exception e) {
System.out.println("Error dsexpertknowledge.PrepareInputData.expertManagement(): " + e.getMessage());
}
}
```

۲. متد integrateWeightsOfExpert برای تلفیق به روش AHP-Group

```
public double[] integrateWeightsOfExpert(double[] weightOne, double[] weightTwo, double[]
weightThree) {

double[] finalWeight = new double[weightOne.length];
try {
if (weightOne.length == weightTwo.length && weightTwo.length == weightThree.length) {
```

```
for (int i = 0; i < weightOne.length; i++) {

double w = weightOne[i] * weightTwo[i] * weightThree[i];
w = Math.pow(w, DSExpertKnowledge.beta);
finalWeight[i] = w;
}
} else {
System.out.println("the size of weight arrays are not equal!!");
}
return finalWeight;
} catch (Exception e) {

System.out.println("Error dsexpertknowledge.WeightIntegration.integrateWeights(): " +
e.getMessage());
return null;
}
}
```

الگوریتم ۵. پیاده‌سازی SVM

```
Clc
clear all

group = xlsread('Label.xls');
xdata = xlsread('LinDens_123.xls');

svmStruct = svmtrain(xdata,group);
output = svmclassify(svmStruct,xdata);
alpha = SVMStruct.Alpha;
supportVectors = SVMStruct.SupportVectors;

filename = 'LinDens_123_output.xlsx';
xlswrite(filename,output);
filename = 'LinDens_123Weight.xlsx';
xlswrite(filename,alpha);
```

الگوریتم ۶. پیاده‌سازی شبکه عصبی

```
clc
clear all
group = xlsread('Label.xls');
xdata = xlsread('LinDens_123.xls');
x = transpose(xdata);
t = transpose(group);
out =1;
for h1=1:50
 for h2=1:50
 net = feedforwardnet([h1 h2],'trainlm');
% net = feedforwardnet([15 7],'trainlm');
 net = train(net,x,t);
 y = net(x);
 trainValidation = round(y);
 predicted = transpose(trainValidation);
 makhrajeR2 = 0;
 squareError = 0;
 for ii =1:size(predicted,1)
 error = predicted(ii,1) - group(ii,1);
 squareError = squareError+ (error.^2);
 makhrajeR2 = makhrajeR2 + (predicted(ii,1) - mean(group)).^2;
 end
 RMSE = sqrt((squareError/size(predicted,1)));
 Rsq = 1 - squareError/makhrajeR2;
 cnt = 0;
 for ii =1:size(predicted,1)
 if(predicted(ii,1) == group(ii,1))
 cnt = cnt+1;
 end
 end
 accuracy = cnt/size(predicted,1);
 output(out,1) = h1;
 output(out,2) = h2;
 output(out,3) = RMSE;
 output(out,4) = Rsq;
 output(out,5) = accuracy;
 w1 = net.IW{1} %the input-to-hidden layer weights
```

```
 w2 = net.LW{2} %the hidden-to-output layer weights
 w3 = net.LW{3,2};
 A = transpose(w1);
 B = transpose(w2);
 C = A*B;
 D = transpose(w3);
 final = C*D;

 for w = 1:size(final,1)
 finalweight(w,out)=final(w,1);
 end
 finalweight((size(final,1)+1),out)=h1;
 finalweight((size(final,1)+2),out)=h2;
 out = out+1;
 end
end
filename = 'LinDens_123_output.xlsx';
xlswrite(filename,output);
filename = 'LinDens_123Weight.xlsx';
xlswrite(filename,finalweight);
```

پیوست ب

جداول نظرات کارشناسان برای تعیین وزن‌ها به روش AHP

نظرات کارشناس اول در تعیین وزن کلاس‌ها

جدول ۱. ماتریس ارجحیت تعین شده برای لایه دگرسانی توسط کارشناس اول

	C1	C2	C3	C4
C1	1	3	5	7
C2	0.333333	1	3	5
C3	0.2	0.333333	1	3
C4	0.142857	0.142857	0.333333	1
	1.67619	4.47619	9.333333	16

جدول ۲. ماتریس ارجحیت تعین شده برای لایه بافر خطواره توسط کارشناس اول

	C1	C2	C3	C4
C1	1	3	5	7
C2	0.333333	1	3	5
C3	0.2	0.333333	1	3
C4	0.142857	0.142857	0.333333	1

جدول ۳. ماتریس ارجحیت تعین شده برای لایه چگالی خطواره توسط کارشناس اول

	C1	C2	C3
C1	1	3	5
C2	0.333333	1	3
C3	0.2	0.333333	1

جدول ۴. ماتریس ارجحیت تعین شده برای لایه ژئوشیمی توسط کارشناس اول

	C1	C2	C3
C1	1	3	5
C2	0.333333	1	3
C3	0.2	0.333333	1

جدول ۵. ماتریس ارجحیت تعین شده برای لایه اکسیدآهن توسط کارشناس اول

	C1	C2	C3	C4
C1	1	3	5	7
C2	0.333333	1	3	5
C3	0.2	0.333333	1	3
C4	0.142857	0.142857	0.333333	1

جدول ۶. ماتریس ارجحیت تعین شده برای لایه لیتولوژی توسط کارشناس اول

	C1	C2	C3	C4	C5	C6
C1	1	0.333333	0.2	0.1428571	3	3
C2	3	1	0.142857	0.2	5	5
C3	5	7	1	5	9	9
C4	7	5	0.2	1	7	7
C5	0.33333333	0.2	0.111111	0.1428571	1	1
C6	0.33333333	0.2	0.111111	0.1428571	1	1

جدول ۷. ماتریس ارجحیت تعین شده برای لایه RTP توسط کارشناس اول

	C1	C2	C3
C1	1	0.142857	0.111111
C2	7	1	0.142857
C3	9	7	1
	17	8.142857	1.253968

نظرات کارشناس دوم در تعیین وزن کلاس‌ها

جدول ۸. ماتریس ارجحیت تعین شده برای لایه دگرسانی توسط کارشناس دوم

	C1	C2	C3	C4
C1	1	5	7	9
C2	0.2	1	5	7
C3	0.142857	0.2	1	5
C4	0.111111	0.111111	0.2	1

جدول ۹. ماتریس ارجحیت تعین شده برای لایه بافر خطواره توسط کارشناس دوم

	C1	C2	C3	C4
C1	1	5	7	9
C2	0.2	1	5	7
C3	0.142857	0.2	1	5
C4	0.111111	0.111111	0.2	1

جدول ۱۰. ماتریس ارجحیت تعین شده برای لایه چگالی خطواره توسط کارشناس دوم

	C1	C2	C3
C1	1	5	7
C2	0.2	1	5
C3	0.142857	0.2	1

جدول ۱۱. ماتریس ارجحیت تعین شده برای لایه ژئوشیمی توسط کارشناس دوم

	C1	C2	C3
C1	1	3	5
C2	0.333333	1	3
C3	0.2	0.333333	1

جدول ۱۲. ماتریس ارجحیت تعین شده برای لایه اکسیدآهن توسط کارشناس دوم

	C1	C2	C3	C4
C1	1	3	5	7
C2	0.333333	1	3	5
C3	0.2	0.333333	1	3
C4	0.142857	0.142857	0.333333	1

جدول ۱۳. ماتریس ارجحیت تعین شده برای لایه لیتولوژی توسط کارشناس دوم

	C1	C2	C3	C4	C5	C6
C1	1	0.333333	0.142857	0.2	3	3
C2	3	1	0.142857	0.2	5	5
C3	7	7	1	5	9	9
C4	5	5	0.2	1	9	9
C5	0.33333333	0.2	0.111111	0.1111111	1	1
C6	0.33333333	0.2	0.111111	0.1111111	1	1

جدول ۱۴. ماتریس ارجحیت تعین شده برای لایه RTP توسط کارشناس دوم

	C1	C2	C3
C1	1	0.2	0.142857
C2	5	1	0.2
C3	7	5	1

نظرات کارشناس سوم در تعیین وزن کلاس‌ها

جدول ۱۵. ماتریس ارجحیت تعین شده برای لایه دگرسانی توسط کارشناس سوم

	C1	C2	C3	C4
C1	1	5	7	9
C2	0.2	1	5	7
C3	0.142857	0.2	1	5
C4	0.111111	0.111111	0.2	1

جدول ۱۶. ماتریس ارجحیت تعین شده برای لایه بافر خطواره توسط کارشناس سوم

	C1	C2	C3	C4
C1	1	5	7	9
C2	0.2	1	5	7
C3	0.142857	0.2	1	5
C4	0.111111	0.111111	0.2	1

جدول ۱۷. ماتریس ارجحیت تعین شده برای لایه چگالی خطواره توسط کارشناس سوم

	C1	C2	C3
C1	1	7	9
C2	0.142857	1	7
C3	0.111111	0.142857	1

جدول ۱۸. ماتریس ارجحیت تعین شده برای لایه ژئوشیمی توسط کارشناس سوم

	C1	C2	C3
C1	1	3	5
C2	0.333333	1	3
C3	0.2	0.333333	1

جدول ۱۹. ماتریس ارجحیت تعین شده برای لایه اکسیدآهن توسط کارشناس سوم

	C1	C2	C3	C4
C1	1	5	7	9
C2	0.2	1	5	7
C3	0.142857	0.2	1	5
C4	0.111111	0.111111	0.2	1

جدول ۲۰. . ماتریس ارجحیت تعین شده برای لایه لیتولوژی توسط کارشناس سوم

	C1	C2	C3	C4	C5	C6
C1	1	0.2	0.142857	0.1428571	5	5
C2	5	1	0.142857	0.2	5	5
C3	7	7	1	7	9	9
C4	7	5	0.142857	1	7	7
C5	0.2	0.2	0.111111	0.1428571	1	1
C6	0.2	0.2	0.111111	0.1428571	1	1

جدول ۲۱. ماتریس ارجحیت تعین شده برای لایه RTP توسط کارشناس سوم

	C1	C2	C3
C1	1	0.142857	0.111111
C2	7	1	0.142857
C3	9	7	1

پیوست ج

جداول نظرات کارشناسان برای تعیین وزن‌ها به روش Fuzzy-AHP

نظرات کارشناس اول در تعیین وزن کلاس‌ها

جدول ۱. تبدیل ماتریس ارجحیت لایه دگرسانی به اعداد فازی برای کارشناس اول

	C1	C2	C3	C4
C1	(1,1,1)	(2,3,4)	(4,5,6)	(6,7,8)
C2	(1/4,1/3,1/2)	(1,1,1)	(2,3,4)	(4,5,6)
C3	(1/6,1/5,1/4)	(1/4,1/3,1/2)	(1,1,1)	(2,3,4)
C4	(1/8,1/7,1/6)	(1/6,1/5,1/4)	(1/4,1/3,1/2)	(1,1,1)

جدول ۲. تبدیل ماتریس ارجحیت لایه بافر خطواره به اعداد فازی برای کارشناس اول

	C1	C2	C3	C4
C1	(1,1,1)	(2,3,4)	(4,5,6)	(6,7,8)
C2	(1/4,1/3,1/2)	(1,1,1)	(2,3,4)	(4,5,6)
C3	(1/6,1/4,1/5)	(1/4,1/3,1/2)	(1,1,1)	(2,3,4)
C4	(1/8,1/7,1/6)	(1/6,1/4,1/5)	(1/4,1/3,1/2)	(1,1,1)

جدول ۳. تبدیل ماتریس ارجحیت لایه چگالی خطواره به اعداد فازی برای کارشناس اول

	C1	C2	C3
C1	(1,1,1)	(2,3,4)	(4,5,6)
C2	(1/4,1/3,1/2)	(1,1,1)	(2,3,4)
C3	(1/6,1/4,1/5)	(1/4,1/3,1/2)	(1,1,1)

جدول ۴. تبدیل ماتریس ارجحیت لایه ژئوشیمی به اعداد فازی برای کارشناس اول

	C1	C2	C3
C1	(1,1,1)	(2,3,4)	(4,5,6)
C2	(1/4,1/3,1/2)	(1,1,1)	(2,3,4)
C3	(1/6,1/4,1/5)	(1/4,1/3,1/2)	(1,1,1)

جدول ۵. تبدیل ماتریس ارجحیت لایه اکسیدآهن به اعداد فازی برای کارشناس اول

	C1	C2	C3	C4
C1	(1,1,1)	(2,3,4)	(4,5,6)	(6,7,8)
C2	(1/4,1/3,1/2)	(1,1,1)	(2,3,4)	(4,5,6)
C3	(1/6,1/4,1/5)	(1/4,1/3,1/2)	(1,1,1)	(2,3,4)
C4	(1/8,1/7,1/6)	(1/6,1/4,1/5)	(1/4,1/3,1/2)	(1,1,1)

جدول ۶. تبدیل ماتریس ارجحیت لایه لیتولوژی به اعداد فازی برای کارشناس اول

	C1	C2	C3	C4	C5	C6
C1	(1,1,1)	(1/4,1/3,1/2)	(1/6,1/5,1/4)	(1/8,1/7,1/6)	(2,3,4)	(2,3,4)
C2	(2,3,4)	(1,1,1)	(1/8,1/7,1/6)	(1/6,1/5,1/4)	(4,5,6)	(4,5,6)
C3	(4,5,6)	(6,7,8)	(1,1,1)	(4,5,6)	(8,9,10)	(8,9,10)
C4	(6,7,8)	(4,5,6)	(1/6,1/5,1/4)	(1,1,1)	(6,7,8)	(6,7,8)
C5	(1/4,1/3,1/2)	(1/6,1/5,1/4)	(1/10,1/9,1/8)	(1/8,1/7,1/6)	(1,1,1)	(1,1,1)
C6	(1/4,1/3,1/2)	(1/6,1/5,1/4)	(1/10,1/9,1/8)	(1/8,1/7,1/6)	(1,1,1)	(1,1,1)

جدول ۷. تبدیل ماتریس ارجحیت لایه RTP به اعداد فازی برای کارشناس اول

	C1	C2	C3
C1	(1,1,1)	(1/8,1/7,1/6)	(1/10,1/9,1/8)
C2	(6,7,8)	(1,1,1)	(1/8,1/7,1/6)
C3	(8,9,10)	(6,7,8)	(1,1,1)

نظرات کارشناس دوم در تعیین وزن کلاس‌ها

جدول ۸. تبدیل ماتریس ارجحیت لایه دگرسانی به اعداد فازی برای کارشناس دوم

	C1	C2	C3	C4
C1	(1,1,1)	(4,5,6)	(6,7,8)	(8,9,10)
C2	(1/6,1/5,1/4)	(1,1,1)	(4,5,6)	(6,7,8)
C3	(1/8,1/7,1/6)	(1/6,1/5,1/4)	(1,1,1)	(4,5,6)
C4	(1/10,1/9,1/8)	(1/6,1/5,1/4)	(1/6,1/5,1/4)	(1,1,1)

جدول ۹. تبدیل ماتریس ارجحیت لایه بافر خطواره به اعداد فازی برای کارشناس دوم

	C1	C2	C3	C4
C1	(1,1,1)	(4,5,6)	(6,7,8)	(8,9,10)
C2	(1/6,1/5,1/4)	(1,1,1)	(4,5,6)	(6,7,8)
C3	(1/8,1/7,1/6)	(1/6,1/5,1/4)	(1,1,1)	(4,5,6)
C4	(1/10,1/9,1/8)	(1/8,1/7,1/6)	(1/6,1/5,1/4)	(1,1,1)

جدول ۱۰. تبدیل ماتریس ارجحیت لایه چگالی خطواره به اعداد فازی برای کارشناس دوم

	C1	C2	C3
C1	(1,1,1)	(4,5,6)	(6,7,8)
C2	(1/6,1/5,1/4)	(1,1,1)	(4,5,6)
C3	(1/8,1/7,1/6)	(1/6,1/5,1/4)	(1,1,1)

جدول ۱۱. تبدیل ماتریس ارجحیت لایه ژئوشیمی به اعداد فازی برای کارشناس دوم

	C1	C2	C3
C1	(1,1,1)	(2,3,4)	(4,5,6)
C2	(1/4,1/3,1/2)	(1,1,1)	(2,3,4)
C3	(1/6,1/5,1/4)	(1/4,1/3,1/2)	(1,1,1)

جدول ۱۲. تبدیل ماتریس ارجحیت لایه اکسیدآهن به اعداد فازی برای کارشناس دوم

	C1	C2	C3	C4
C1	(1,1,1)	(2,3,4)	(4,5,6)	(6,7,8)
C2	(1/4,1/3,1/2)	(1,1,1)	(2,3,4)	(4,5,6)
C3	(1/6,1/5,1/4)	(1/4,1/3,1/2)	(1,1,1)	(2,3,4)
C4	(1/8,1/7,1/6)	(1/6,1/5,1/4)	(1/4,1/3,1/2)	(1,1,1)

جدول ۱۳. تبدیل ماتریس ارجحیت لایه لیتولوژی به اعداد فازی برای کارشناس دوم

	C1	C2	C3	C4	C5	C6
C1	(1,1,1)	(1/4,1/3,1/2)	(1/8,1/7,/16)	(1/6,1/5,1/4)	(2,3,4)	(2,3,4)
C2	(2,3,4)	(1,1,1)	(1/8,1/7,16)	(1/6,1/5,1/4)	(4,5,6)	(4,5,6)
C3	(6,7,8)	(6,7,8)	(1,1,1)	(4,5,6)	(8,9,10)	(8,9,10)
C4	(4,5,6)	(4,5,6)	(1/6,1/5,1/4)	(1,1,1)	(8,9,10)	(8,9,10)
C5	(1/4,1/3,1/2)	(1/6,1/5,1/4)	(1/10,1/9,18)	(1/10,1/9,18)	(1,1,1)	(1,1,1)
C6	(1/4,1/3,1/2)	(1/6,1/5,1/4)	(1/10,1/9,1/8)	(1/10,1/9,18)	(1,1,1)	(1,1,1)

جدول ۱۴. تبدیل ماتریس ارجحیت لایه RTP به اعداد فازی برای کارشناس دوم

	C1	C2	C3
C1	(1,1,1)	(1/6,1/5,1/4)	(1/8,1/7,/16)
C2	(4,5,6)	(1,1,1)	(1/6,1/5,1/4)
C3	(6,7,8)	(4,5,6)	(1,1,1)

نظرات کارشناس سوم در تعیین وزن کلاس‌ها

جدول ۱۵. تبدیل ماتریس ارجحیت لایه دگرسانی به اعداد فازی برای کارشناس سوم

	C1	C2	C3	C4
C1	(1,1,1)	(4,5,6)	(6,7,8)	(8,9,10)
C2	(1/6,1/5,1/4)	(1,1,1)	(4,5,6)	(6,7,8)
C3	(1/8,1/7,1/6)	(1/6,1/5,1/4)	(1,1,1)	(4,5,6)
C4	(1/10,1/9,1/8)	(1/8,1/7,1/6)	(1/6,1/5,1/4)	(1,1,1)

جدول ۱۶. تبدیل ماتریس ارجحیت لایه بافر خطواره به اعداد فازی برای کارشناس سوم

	C1	C2	C3	C4
C1	(1,1,1)	(4,5,6)	(6,7,8)	(8,9,10)
C2	(1/6,1/5,1/4)	(1,1,1)	(4,5,6)	(6,7,8)
C3	(1/8,1/7,1/6)	(1/6,1/5,1/4)	(1,1,1)	(4,5,6)
C4	(1/10,1/9,1/8)	(1/8,1/7,1/6)	(1/6,1/5,1/4)	(1,1,1)

جدول ۱۷. تبدیل ماتریس ارجحیت لایه چگالی خطواره به اعداد فازی برای کارشناس سوم

	C1	C2	C3
C1	(1,1,1)	(6,7,8)	(8,9,10)
C2	(1/8,1/7,1/6)	(1,1,1)	(6,7,8)
C3	(1/10,1/9,1/8)	(1/8,1/7,1/6)	(1,1,1)

جدول ۱۸. تبدیل ماتریس ارجحیت لایه ژئوشیمی به اعداد فازی برای کارشناس سوم

	C1	C2	C3
C1	(1,1,1)	(2,3,4)	(4,5,6)
C2	(1/4,1/3,1/2)	(1,1,1)	(2,3,4)
C3	(1/6,1/5,1/4)	(1/4,1/3,1/2)	(1,1,1)

جدول ۱۹. تبدیل ماتریس ارجحیت لایه اکسیدآهن به اعداد فازی برای کارشناس سوم

	C1	C2	C3	C4
C1	(1,1,1)	(4,5,6)	(6,7,8)	(8,9,10)
C2	(1/6,1/5,1/4)	(1,1,1)	(4,5,6)	(6,7,8)
C3	(1/8,1/7,1/6)	(1/6,1/5,1/4)	(1,1,1)	(4,5,6)
C4	(1/10,1/9,1/8)	(1/8,1/7,1/6)	(1/6,1/5,1/4)	(1,1,1)

جدول ۲۰. تبدیل ماتریس ارجحیت لایه لیتولوژی به اعداد فازی برای کارشناس سوم

	C1	C2	C3	C4	C5	C6
C1	(1,1,1)	(1/6,1/5,1/4)	(1/8,1/7,1/6)	(1/8,1/7,1/6)	(4,5,6)	(4,5,6)
C2	(4,5,6)	(1,1,1)	(1/8,1/7,1/6)	(1/6,1/5,1/4)	(4,5,6)	(4,5,6)
C3	(6,7,8)	(6,7,8)	(1,1,1)	(6,7,8)	(8,9,10)	(8,9,10)
C4	(6,7,8)	(4,5,6)	(1/8,1/7,1/6)	(1,1,1)	(6,7,8)	(6,7,8)
C5	(1/6,1/5,1/4)	(1/6,1/5,1/4)	(1/10,1/9,1/8)	(1/8,1/7,1/6)	(1,1,1)	(1,1,1)
C6	(1/6,1/5,1/4)	(1/6,1/5,1/4)	(1/10,1/9,1/8)	(1/8,1/7,1/6)	(1,1,1)	(1,1,1)

جدول ۲۱. تبدیل ماتریس ارجحیت لایه RTP به اعداد فازی برای کارشناس سوم

	C1	C2	C3
C1	(1,1,1)	(1/6,1/5,1/4)	(1/8,1/7,1/6)
C2	(4,5,6)	(1,1,1)	(1/6,1/5,1/4)
C3	(6,7,8)	(4,5,6)	(1,1,1)

مراجع

- ساغری دوز، محمد (۱۳۹۳) شناسائی زون‌های پرعیار مس در محدوده اکتشافی کانسار چاه فیروزه از طریق تلفیق داده‌های اکتشافی به روش دمپستر- شیفر، پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه صنعتی اصفهان، اصفهان، ایران.
- سلمان‌ماهینی، ع. ا. و کامیاب، ح. ر (۱۳۹۰) سنجش از دور و سامانه‌های اطلاعات جغرافیایی کاربردی با نرم افزار ایدریسی، ۶۲۰ صفحه.
- علایی مقدم، ساناز.، کریمی، محمد.، صفرزاده، الناز.، ۱۳۹۳، بهینه سازی تخصیص کاربری اراضی شهری، دومین کنفرانس ملی مهندسی فناوری اطلاعات مکانی – دانشگاه خواجه نصیرالدین طوسی.
- غضنفری، م. و کاظمی، ز (۱۳۸۲) اصول و مبانی سیستمهای خبره: با فصولی درباره شبکههای عصبی مصنوعی، تئوری مجموعه های فازی، دانشگاه علم و صنعت ایران، ۶۸۴ صفحه.
- فردوسی، س. و قدوسی، ف (۱۳۸۴) در ترجمه ارزیابی اثرات محیطزیستی تجارب، تنگناها و روند آینده، برنامه محیطزیست ملل متحد، واحد محیطزیست و اقتصاد، تهران، دایره سبز، ۱۶۰ صفحه.
- فرزامیان، محمد.، کامکار روحانی، ابوالقاسم.، ضیایی، منصور.، فرجی سبکبار، حسنعلی.، ۱۳۸۷. برآورد عدم قطعیت در مدل سازی داده‌های ئوفیزیکی با روش Dempster-Shafer. دومین کنفرانس مهندسی معدن ایران. دانشگاه تهران.
- محمدی، م. مرادی، ح. و پورقاسمی، ح (۱۳۹۱) آنالیز حساسیت زمین لغزش با استفاده از تئوری احتمالاتی دمپستر_ شیفر در محیط GIS، نوزدهمین همایش ملی ژئوماتیک.
- مظلوم، بی‌بی زهرا؛ میکائیلی تبریزی، علیرضا؛ ماهینی، عبدالرسول سلمان (۱۳۹۳)، ارتقای ارزیابی آثار توسعه با تئوری دمپستر- شیفر (مطالعۀ موردی: شهرستان بینالود- خراسان رضوی)، محیط شناسی، دورۀ ۴۰ ، شمارۀ ۳، ص ۶۲۱-۶۳۰

- یوسفی، م. ۱۳۸۳. کاربرد سیستم اطلاعات جغرافیایی در اکتشاف سنگ های تزئینی. مجموعه مقالات اولین کنفرانس مهندسی معدن ایران، دانشگاه تربیت مدرس.
- یوسفی، م.، خالو کاکائی، ر.، ۱۳۸۵. کاربرد کامپیوتر در معدن، انتشارات جهاد دانشگاهی صنعتی امیر کبیر.
- یوسفی، م.، غلامی ، ر.، ۱۳۸۹، مدیریت ریسک و تصمیم گیری در سیستم های اقتصادی ، انتشارات جهاد دانشگاهی صنعتی امیرکبیر.
- یوسفی، م.، کامکار روحانی، ۱۳۸۹، اصول روش های مدل سازی پتانسیل معدنی (در سیستم اطلاعات جغرافیایی). انتشارات جهاد دانشگاهی.
- یوسفی، م.، کامکار روحانی،ا.، خالو کاکائی، ر.، علی پور، م.، ۱۳۸۷. انتخاب بهینه مناطق امید بخش با استفاده از تلفیق معیار های اکتشافی ژئوشیمیایی و سیستم اطلاعات جغرافیایی. مجموعه مقالات دومین کنفرانس مهندسی معدن ایران. دانشگاه تهران.

- Adiat, K.A.N., Nawawi, M.N.M., Abdullah, K., 2012. Assessing the accuracy of GIS-based elementary multi criteria decision analysis as a spatial prediction tool—a case of predicting potential zones of sustainable groundwater resources. J. Hydrol. 440, 75–89.
- Agterberg, F.P, 1988, Appliation of recent developments of regression analysis in regional mineral resource evaluation. In: CF. Chung. A.G. Fabbri, R. Sinding – Larsen (Eds), Quantitative Analysis of Mineral and Energy Resources, D. Redel Publishing Company, Dordecht, pp. 1-28.
- Agterberg, F.P. Bonham – carter, G.F., Cheng. Q., Wright, D.F., 1989. Weights of evidence modeling and weighted logistic regression in mineral potential mapping. In: J.C. Davis, U.C. Herzfeld (Eds), Computers in Geology, Oxford University Press, New York, pp. 13 – 32.
- Agterberg, F.P., 2001. Multifractal simulation of geochemical map patterns. In: D.D. Meriam, J.C. Davis (Eds), Geologic Modeling and simulation: Sedimentary systems, Kluwer – plenum Publishers, New work, PP. 327 – 346

- Agterberg, F.P., Cheng, Q. 2002. Conditional independence test for wights – of – evidence modeling. Natural Resources Research 11(4): 249 – 255.
- Alavi, M., 1994. Tectonics of the Zagros orogenic belt of Iran; new data and interpretations. Tectonophysics 229, 211–238.
- Alpaydm, E., 2004. Introduction to machine learning. The MIT Press Cambridge, Massachusetts London, England.
- Aminzadeh, F. (1994). Application of fuzzy expert systems in integrated oil exploration. Computational Electrical Engineering, 20, 89–97.
- Aminzadeh, F., & Simaaned, M. A. (1991). Expert systems in exploration. Tulsa: SEG Press (244 pages).
- An, P, Moon, W.M., Bonham – Carter , G.F, 1992. On knowledge – based approach on integrating remote sensing, geophysical and geological information. Proceedings of International Geoscience and remote Sensing Symposium (UGARSS) 1992, pp. 34 – 38.
- An, P. Moon, W.M. Bonham – carter, G.F. 1994. An object – oriented knowledge representation structure for exploration data integration. Nonrenewable resources 3(2): 132 – 145.
- Andrić, J. M., & Lu, D.-G. (2016). Risk assessment of bridges under multiple hazards in operation period. Safety Science, 83(Supplement C), 80-92, doi:https://doi.org/10.1016/j.ssci.2015.11.001.
- Aven, T., 2003. Foundation of risk analysis. John wiley & sons, ltd.
- Awasthi, A., & Chauhan, S. S. (2011). Using AHP and Dempster–Shafer theory for evaluating sustainable transport solutions. Environmental Modelling & Software, 26(6), 787-796.
- Beynon, M. (2002). DS/AHP method: A mathematical analysis, including an understanding of uncertainty. European journal of operational research, 140(1), 148-164.
- Billa, M., Cassard, D., Lips, A.L.W., Bouchot, V., Tourliere, B., Stein, G., Guillou-Frottier, L., 2004. Predicting gold-rich epithermal and porphyry systems in the central Andes with a continental-scale metallogenic GIS. Ore Geology Reviews 25(1-2): 39-67.

- Bishop, C. M., 2006. Pattern Recognition and Machine Leaming. Springer Science+Business Media, LLC, 233 Spring Street, New York, NY 10013, USA.
- Boleneus, D.E., Raines, G.L., Causey, J.D., Bookstrom, A.A, Frost, T.P., ~nd Hyndman, P.C., 2001. Assessment method for epithermal gold deposits rn northeast Washington State using weights-of-evidence GIS modeling. USGS Open-File Report 01- 501, 52 pp.
- Bonham-Carter, G.F .. Agterberg, F.P., 1999. Arc-WofE: a GIS tool for statistical integration of .mineral exploration datasets. Proceedings of International Statistical Institute, Hetsinki, August 11-16, p. 497-500.
- Bonham-carter, G.F., 1994. Geographic information system for geoscientists: modelling with GIS, pergamon, ontario
- Bonham-Carter, G.F., Agterberg, F.P., 1990. Application of a microcomputer-based geographic information systems to mineral potential mapping. In: r. Hanley, D.F. merriam (Eds.), Microcomputer Applications in Geology, Vol. 2, Pergamon Press, Oxford, pp. 49-74.
- Bonham-Carter, G.F., Agterberg, F.P., Wright. D.F., 1989. Weights of evidence modelling: a new approach to mapping mineral potential. In F.P. Agterberg, G.F. Bonham-Carter (Eds.), Statistical Applications in the Earth Sciences, Geological Survey of Canada, Paper 89-9, pp. 171-183.
- Bonham-Carter, G.F., Chung, C.F., 1983. Integration of mineral resource data for Kasmere Lake area, Northwest Manitoba, with emphasis on uranium. Mathematical Geology 15(1): 25-45.
- Bordossy, G., fodor, J., 2004, Evaluation of uncertainties and risk in geology, mathematioal approaches, springer verleg berlin
- Brunsdon, C., Fotheringham, A. S., & Charlton, M. (2008). Geographically weighted regression: a method for exploring spatial nonstationarity. Encyclopedia of Geographic Information Science, 558.
- Bui, D. T., Pradhan, B., Lofman, O., Revhaug, I., & Dick, O. B. (2012). Spatial prediction of landslide hazards in Hoa Binh province (Vietnam): a comparative assessment of the efficacy of evidential belief functions and fuzzy logic models. Catena, 96, 28-40.
- Burges, C. J. (1998). A tutorial on support vector machines for pattern recognition. Data mining and knowledge discovery, 2(2), 121-167.

- Carranaz, E.J.M., 2008. Geochemical anomaly and mineral prospectivity maooing in GIS, Mand book of exploration and Environmental Geochemistiy, rol 11, Elsevier, Amsterdam.
- Carranza, E.J.M, Wibowo, H., Barritt, S.D., Sumintadireja, P., 2008c. Spatial data analysis and integration for regional-scale geothermal potential mapping, West Java, Indonesia. Geothermics 33(3): 267-299.
- Carranza, E.J.M., 2002. Geologically – Constrained Mineral Potential Mapping ·(Examples from the Philippines), Ph.D. Thesis, Delft University of Technology, The Netherlands, ITC (International Institute for Geolnfonnation Science and Earth Observation) Publication No. 86, Enschede, 480 pp.
- carranza, E.J.M., 2008. Geochemical Anomaly and Mineral Prospectlvity Mapping in GIS, Handbook of Exploration and Environmental Geochemistry, Vol. 11, Elsevier, Amsterdam
- Carranza, E.J.M., Hale, M., 2001a. Geologically-constrained fuzzy mapping of gold mineralization potential, Baguio district, Philippines. Natural Resources Research 10(2): 125-136.
- Carranza, E.J.M., Hale, M., 2001b. Logistic regression for geologically - constained mapping of gold mineralization potential, Baguio district. Philippines. Exploration and Mining Geology Journal 10(3): 165-175.
- Carranza, E.J.M., Hale, M., 2002c. Wildcat mapping of gold potential Baguio district, Philippines. Transactions of the Institution of Mining and Metallurgy {Section B -Applied Earth Science) 111 (2): 100-105.
- Carranza, E.J.M., Hale, M., 2oo2b spatial association. of mineral association of mineral occurrences and curvi-linear geological features. Mathematical Geology
- Carranza, E.J.M., Mangaoang, J.C., Hale, M., 1999. Application of mineral exploration models and GIS to generate mineral potential maps as input for optimum land-use planning in the Philippines. Natural Resources Research 8(2): 165-173.
- Carranza, E.J.M., Sadeghi, M., 2010. Predictive mapping of prospectivity and quantitative estimation of undiscovered VMS deposits in Skellefte district (Sweden). Ore Geology Reviews, doi:10.1016/j.oregeorev.2010.02.003 .
- Carranza, E.J.M., Van Ruitenbeek, F.J.A., Hecker, C.A., Van der Meijde, M., Van der Meer, F.D., 2008b. Knowledge-guided data-driven evidential belief

modeling of mineral prospectivity in Caba de Gata, SE Spain. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, doi: 10.1016/j.jag.2008.02.008.

- Carranza, E.J.M., Woldai, T., Chikambwe, E.M., 2005. Application of datadriven evidential belief functions to prospectivity mapping for aquamarinebearing pegmatites, Lundazi district, Zambia. Natural Resources Research 14(1): 47-63.
- Chang, D.-Y. (1996). Applications of the extent analysis method on fuzzy AHP. European journal of operational research, 95(3), 649-655.
- Chen, C.H., Ho, P.G.P., 2008. Statistical pattern recognition in remote sensing. Pattern Recognition 41: 2731 - 2741.
- Chica – Olmo, M. Abarca, F. Riogol, J.P, 2002. Development of a decision support system based on remote sensing and GIS techniques of gold-rich area indentification in SE spain. International Journal of Remote Sensing 23 (22): 4801-4814.
- Chung, C.F, Agterberg, F.P. 1988. Poisson regression analysis and its application. In: C.F. Chung, A.G. Fabbri. R. Sinding – Larsen (Eds), Quantitative Analysis of Mineral and Energy Resources, D. Reidel Publishing Company, Dordercht, pp. 29-36.
- Chung, C.F, Fabbri, A.G. 1993. The representation of geoscience information for data integration. Nonrenewable Resources 2(2): 122 – 139.
- chung, C.F., Agterberg, F.P., 1980. Regression models for estimating mineral resources from geological map data. Mathematical Geology 12(5): 472-488.
- Craven, B., & Islam, S. M. (2011). Ordinary least squares regression: Sage Publications.
- Daneshfar, B., Desrochers, A., and Budkewitsch, P., 2006, MineralPotential Mapping for Mvr Deposits with Limited Data Sets Using Landsat Data and Geological Evidence in the Borden Basin, Northern Baffin Island, Nunavut, Canada .Natural Resources Research, 15(3): 129-149
- Davoodi Moghaddam, D., Rezaei, M., Pourghasemi, H.R., Pourtaghie, Z.S., Pradhan, B., 2015. Groundwater spring potential mapping using bivariate statistical model and GIS in the taleghan watershed Iran. Arab. J. Geosci. 8 (2), 913–929.

- De Araujo, C.C., Macedo, AB., 2002. Multicriteria geologic data analysis for mineral favorability mapping: application to a metal sulphide mineralized area, Ribeira Valley metallogenic province, Brazil. Natural Resources Research 11 (1): 29-43.
- Dempster, A.P, 1967, Upper and lower probabilities induced by a multuvalued mapping. Annals of mathematical statistics 8(2): 325 – 339.
- Dempster, A.P. 1998. A Generalization of Bayesian inference Journal of the Royal Statistical Society B 30(2): 205 – 247.
- Denoeux, T. (2000). A neural network classifier based on Dempster-Shafer theory. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part A: Systems and Humans, 30(2), 131-150.
- D'Ercole, C., Groves, D.I., Knox-Robinson, C.M., 2000. Using fuzzy logic in a Geographic Information System environment to enhance conceptually based prosoectlvdy analysis of Mississippi Valley-type mineralisation. Australian Journal of Earth Sciences 47(5): 913-927.
- Dhillon, P. S., Foster, D. P., Kakade, S. M., & Ungar, L. H. (2013). A risk comparison of ordinary least squares vs ridge regression. The Journal of Machine Learning Research, 14(1), 1505-1511.
- Eddy. B.G. Bonham – Carter. G.F. Jefferson, C.W. 2006, Mineral Potential analyzed and mapped at multiple scales – a modified fuzzy logic method using digital geology. In. J.R. Harris (Ed).Gis for the Earth Sciences. Geological Assocation of Canada Special Publication 44. Geological Assocation of Canada, St. John's. pp. 143 – 162.
- Ferson, S., Nelsen, R. B., Hajagos, J., Berleant, D., Zhang, J., Tucker, T., Ginzburg, L. R., and Oberkampf, W. L. 2004. Dependence in probabilistic modeling, Dempster-Shafer theory and probability bounds analysis. New Mexico. 153 p.
- Fotheringham, A. S., Brunsdon, C., & Charlton, M. (2003). Geographically weighted regression: the analysis of spatially varying relationships: John Wiley & Sons.
- Goh. A.T.C. Gon, S.H. 2007. Support vector machines. Their use in gecetchinal enginerring as illustrated using seismic liqufacion data. Computers and Geotechnics 34: 410 – 421.

- Hagan, M. T., & Menhaj, M. B. (1994). Training feedforward networks with the Marquardt algorithm. IEEE transactions on Neural Networks, 5(6), 989-993.
- Hagan, M., Demuth, H., & Beale, M. (1997). Neural Network Design, PWS publishing. Boston, MA.
- Haris, D.P. Zucher, L. Stanley, M. Marow, J. Pan, G. 2003. A Comparative analysis of favoubality mappings by weights of evidence probabilistic neural networkds discriminant analysis, and logistic regression Natural Resources Research 12(4): 241 – 255.
- Harris, D.P, Pan, G. 1999, Mineral Favorability Mapping: a com panson of artificial neural networks, logistic regression and discriminant analysis Natural Resources Research 8(2): 93 – 109.
- Harris, J.R. WIkinson. L. Heather, K. Fumerton, S. Bemier, M.A. Ayer, J. Darn, R, 2001. Application of Gis processing techniques for producing mineral proscectivity maps – a case study. Mesothemal Au in the Swayze Greenstore Belt Ontario, Natural Resources Research 10(2): 91 – 124.
- Harris, J.R., wilkinsonr., meather, k., fumerton, s., berinieir, M,A., ayer, j., dahan, r.,2001. Application of GIS processing techinques ps for producing. Mineral prospectivity maps: mesothermal Au belt, ontario, canada, Natural Resources Research, 10(2):91-124
- Harris. J.R. Sarcom – Barrie, M. 2006. Mineral Potential mapping: Examples from the Red Lake Greenstore Belt Northwest Ontario. In: J.R. Harris (Ed). Gis for the Earth Sciences Geogical Association of Canada Special Publiction 44. Geological Association of Canada. St. John pp. 1 – 21.
- Harris. J.R. Sarcom – Barrie, M. Panagapko, D.A. Skulski, T. Parker, J.R, 2006, Gold prospectivity maps of the Red Lake greenstone belt application of GIS technology Canadian Journal of Earth Sciences 43(7): 865 – 893.
- Haykin, S. (1994). Neural networks: a comprehensive foundation: Prentice Hall PTR.
- Hermandeza C.S. Boyd, D.S. fody. G.M. 2007. Mapping Specific habitats from remotely sensed imagery support vector machine and support vector data description based classification of coastal saltmarch habitats. Ecological Informations 2: 83 – 88.

- Hosseinali, F., & Alesheikh, A. A. (2008). Weighting spatial information in GIS for copper mining exploration. American Journal of Applied Sciences, 5(9), 1187-1198.
- Hummel, J. M., Bridges, J. F., & IJzerman, M. J. (2014). Group decision making with the analytic hierarchy process in benefit-risk assessment: a tutorial. The Patient-Patient-Centered Outcomes Research, 7(2), 129-140.
- Kanungo, D., Arora, M., Sarkar, S., & Gupta, R. (2006). A comparative study of conventional, ANN black box, fuzzy and combined neural and fuzzy weighting procedures for landslide susceptibility zonation in Darjeeling Himalayas. Engineering Geology, 85(3), 347-366.
- Kavzoglu, T., Colkesen, I., 2009. A kernel functions analysis for support vector machines for land cover classification. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation 11, 352–359.
- Lee, S., Kim, Y.S., Oh, H.J., 2012a. Application of a weights-of-evidence method and GIS to regional groundwater productivity potential mapping. J. Environ. Manag. 96, 91–105.
- Lee, S., Song, K.Y., Kim, Y., Park, I., 2012b. Regional groundwater productivity potential mapping using a geographic information system (GIS) based artificial neural network model. Hydrogeol. J. 20, 1511–1527.
- Liu, Z., Forsyth, D., Safizadeh, S., Genest, M., Mandache, C., & Fahr, A (2006) The Use of Locally Weighted Regression for the Data Fusion with Dempster-Shafer Theory. In Proceedings of the 5th International Workshop, Advances in Signal Processing for Non-destructive Evaluation of Materials, Quebec City (Canada), ed. Maldague, X, 2006 (pp. 13s18)
- Malczewski, J., 1999- GIS and Multicriteria Decision Analysis, John Wiley & Sons INC.
- Manap MA, Sulaiman WNA, Ramli MF, Pradhan B, Surip N (2011) A knowledge-driven GIS modeling technique for groundwater potential mapping at the Upper Langat Basin, Malaysia. Arab J Geosci:1–17
- Martin, A., & Osswald, C. Experts fusion and multilayer perceptron based on belief learning for sonar image classification. In Information and Communication Technologies: From Theory to Applications, 2008. ICTTA 2008. 3rd International Conference on, 2008 (pp. 1-6): IEEE

- Meng, Y., Tang, D., Xu, H., Li, C., Li, L., & Meng, S. (2014). Geological controls and coalbed methane production potential evaluation: A case study in Liulin area, eastern Ordos Basin, China. Journal of Natural Gas Science and Engineering, 21(Supplement C), 95-111, doi:https://doi.org/10.1016/j.jngse.2014.07.034.
- Mennis, J. (2006). Mapping the results of geographically weighted regression. The Cartographic Journal, 43(2), 171-179.
- Mogaji KA, Lim HS, Abdullah K (2013) Modeling groundwater vulnerability prediction using geographic information system (GIS)-based ordered weighted average (OWA) method and DRASTIC model theory hybrid approach. Arab J Geosci:1–21
- MogajiKA,Aboyeji OS, Omosuyi GO (2011) Mapping of lineaments for groundwater targeting in the basement complex region of Ondo State, Nigeria, using remote sensing and geographic information system (GIS) techniques. Int J Water Resour Eng 3(7):150–160
- Mohammady M, Pourghasemi HR, Pradhan B. 2012. Landslide susceptibility mapping at Golestan Province, Iran: a comparison between frequency ratio, Dempster-Shafer, and weights-of evidence models. J Asian Earth Sci 61:221–236.
- Nampak, H., Pradhan, B., Manap, M.A., 2014. Application of GIS based data driven evidential belief function model to predict groundwater potential zonation. J. Hydrol. 513, 283–300.
- Neshat, A., Pradhan, B., 2015. Risk assessment of groundwater pollution with a newmethodological framework: application of Dempster–Shafer theory and GIS. Nat. Hazards http://dx.doi.org/10.1007/s11069-015-1788-5.
- Nikravesh, M., & Aminzadeh, F. (2001). Mining and fusion of petroleum data with fuzzy logic and neural network agents. Journal of Petroleum Science and Engineering, 29(3–4), 221–238.
- Nykanen, V, Groves, D.I, Ojala, V.J. Eilu, P. Gardoll, S.J. 2008a. Reconnaissance scale conceptual fuzzy – logic prospectivity modeling for iron oxide copper – gold deposits in the northern Fennoscandian Shield, Finland. Australian Journal of Earth Sciences 55 (1): 25 – 38.

- Nykanen, V, Groves, D.I, Ojala, V.J. Eilu, P. Gardoll, S.J. 2008b. Combined conceptual / empirical prospectivity mapping for orogenic gold in the northern Fennoscandian Shield, Finaland. Australian Journal of Earth Sciences 55(1): 39 – 59.
- Oh, H.J., Lee, S., 2010. Application of Artificial Neural Network for GoldSilver Deposits Potential Mapping: A Case Study of Korea. Natural Resources Research, doi: 10.1007/s11053-010-9112-2
- Omrani, H., Ion-Boussier, L. and Trigano, P. 2006. An Approach for Environmental Impacts Assessment using Belief Theory. Intelligent Systems. 3: pp: 457- 46.
- Ozdemir, A., 2011. GIS-based groundwater spring potential mapping in the Sultan Mountains (Konya, Turkey) using frequency ratio, weights of evidence and logistic regression methods and their comparison. J. Hydrol. 411 (3–4), 290–308.
- Pahlavani, P., Sheikhian, H., & Bigdeli, B. (2017). Assessment of an air pollution monitoring network to generate urban air pollution maps using Shannon information index, fuzzy overlay, and Dempster-Shafer theory, A case study: Tehran, Iran. Atmospheric Environment, 167(Supplement C), 254-269, doi:https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2017.08.039.
- Pan, G.C. 1996, Extended Weights of evidence modeling for the pseudo estimation of metal grades. Nonrenewable Resources. V.5. p 53 – 76.
- Pan, G.C., Harris, D.P., 2000. Information Synthesis for Mineral Exploration, Oxford University Press, Inc., New York.
- Park, L., Kim, Y., Lee, S., 2014. Groundwater productivity potential mapping using evidential belief function. Groundwater 52, 201–207.
- Park, N. 2011. Application of Dempster-Shafer theory of evidence to GIS-based landslide susceptibility analysis, Environ earth Sci. 62: 367-376
- Park, N.W., 2010. Application of Dempster–Shafer theory of evidence to GIS-based landslide susceptibility analysis. Environ. Earth Sci. 62 (2), 367–376.
- Park, N.W., 2011. Application of Dempster–Shafer theory of evidence to GIS-based landslide susceptibility analysis. Environ. Earth Sci. 62 (2), 367–376.

- Porwal, A., .Carranza, E.J.M., Hale, M., 2003c. Knowledge-driven and data. driven fuzzy ·models for. predictive mineral potential mapping. Natural Resources Research 12(1): 1-25.
- Porwal, A., Carranza, E.J.M., Hale, M., 2003a. Extended weights-ofevidence modelling for predictive mapping of base metal deposit potential in Aravalli province, western India. Exploration and Mining Geology 10(4): 155-
- Porwal, A., Carranza, E.J.M., Hale, M., 2006a, Hybrid neuro – fuzzy model for mineral potential mapping. Mathematical Geology 36 (7): 803 – 828.
- Porwal, A., Carranza, E.J.M., Hale, M., 2006b. Bayesian network classifiers for mineral potential mapping. Computers & Geosciences 32(1): 1-16.
- Porwal, A., Sides, E.J., 2000. A predictive model for base metal exploration I)(in a GIS environment. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing XXXlll(B7): 1178-1184.
- Pourghasemi, H.R., Beheshtirad, M., 2014. Assessment of a data-driven evidential belief function model and GIS for groundwater potential mapping in the Koohrang Watershed, Iran. Geocarto Int. http://dx.doi.org/10.1080/10106049.2014.966161.
- Pourtaghi, Z.S., Pourghasemi, H.R., 2014. GIS-based groundwater spring potential assessment and mapping in the Birjand Township, southern Khorasan Province Iran. Hydrogeol. J. 22 (3), 643–662.
- Pourtaghi, Zohre Sadat; Pourghasemi, Hamid Reza (2014) GIS-based groundwater spring potential assessment and mapping in the Birjand Township, Southern Khorasan Province, Iran; Hydrogeology Journal, Volume 22, Issue 3, pp 643–662.
- Pradhan, B., 2009. Groundwater potential zonation for basaltic watersheds using satellite remote sensing data and GIS techniques. Open Geosci. 1 (1), 120–129.
- Rahmati, O., Nazari Samani, A., Mahdavi, M., Pourghasemi, H.R., Zeinivand, H., 2014. Groundwater potential mapping at Kurdistan region of Iran using analytic hierarchy process and GIS. Arab. J. Geosci. doi http://dx.doi.org/10.1007/s12517-014-1668-4.

- Rahmati, O., Pourghasemi, H.R.,Melesse, A.M., 2016. Application of GIS-based data driven random forest and maximum entropy models for groundwater potential mapping: a case study at Mehran Region, Iran. Catena 137, 360–372.
- Ranjbar, H., Honarmand, M., 2004. Integration and analysis of airborne geophysical and ETM+ data for exploration of porphyry type deposits in the Central Iranian Volcanic Belt using fuzzy classification. International Journal
- Rigol – Sanchez, J.P. Chica – Oimo. M. Abarca – Hernandez , F. 2003, Artficial neural networks as a tool for mineral potential mapping with GIS International Journal of Remote Sensing 24(5): 1151-1156
- Rogge, D.M .Halden, N.M .. Beaumont-Smith, C., 2006. Application of data integration for shearhosted Au potential modelling: Lynn Lake Greenstone Belt, Northwestern Manitoba, Canada. In: J.R. Harris (Ed.), GIS for the Earth Sciences, Geological Association of Canada Special Publication 44, Geological Association of Canada, St John's, pp. 191-210.
- Rogova, G. (1994). Combining the results of several neural network classifiers. Neural networks, 7(5), 777-781.
- Rogova, G. L. (2008). Combining the Results of Several Neural Network Classifiers. Classic Works of the Dempster-Shafer Theory of Belief Functions, 219, 683-692.
- Saaty, R. W. (1987). The analytic hierarchy process—what it is and how it is used. Mathematical Modelling, 9(3), 161-176, doi:https://doi.org/10.1016/0270-0255(87)90473-8.
- Saaty, T. L. (1990). Decision making for leaders: the analytic hierarchy process for decisions in a complex world: RWS publications.
- Shafer, G. 1976, A Mathematical Theory of Evidence. Princeton University Press, Princeton, N.J.
- Singer, D.A., 1993. Basic concepts in three part quantitative assesments of mineral resources. Nonrenewable resources, 2(2): 69-81
- Skabar, A, 2007b. Modeling the spatial distribution of mineral deposits using neural networks. Natural Resource Modeling 20(3): 435-450.
- Tangestani, M. H., & Moore, F. (2002). The use of Dempster–Shafer model and GIS in integration of geoscientific data for porphyry copper potential mapping,

north of Shahr-e-Babak, Iran. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 4, 65–74.

- Tangestani, M.H., Moore, F., 2003. Mapping porphyry copper potential With a fuzzy model, northern Shahr-e-Babak, Iran. Australian Journal of Earth Sciences 50(3): 311-317.
- Thiart, c., De wit, M., 2000. Linking spatial statistics to GIS: Exploring potential gold and tin model of african journal of geology. 103(3-4): 215-230
- Van Laarhoven, P., & Pedrycz, W. (1983). A fuzzy extension of Saaty's priority theory. Fuzzy sets and Systems, 11(1-3), 229-241.
- Vapnik, V. N. (1998). Statistical learning theory (Vol. 2): Wiley New York.
- Venkataraman, G., Babu Madhavan, B., Ratha, D.S., Antony, J.P., Goyal, R.S., Banglani, s .. Sinha Roy, s .. 2000. Spatial modeling for base-meta: mineral exploration through integration of geological data sets. Natura Resources Research 9(1): 27-42.
- Wang, L.-X. (1999). A course in fuzzy systems: Prentice-Hall press, USA.
- Wang, W., Men, C., & Lu, W. (2008). Online prediction model based on support vector machine. Neurocomputing, 71(4), 550-558.
- Wang, Tien chin; Chen, Yueh (2008), Applying fuzzy linguistic preference relations to the improvement of consistency of fuzzy AHP, Information Sciences (78), 3755-3765.
- Wright DF, Bonham-Carter GF (1996) “VHMS favourability mapping with GIS-based integration models, Chisel Lake–Anderson Lake area.”In: EXTECH I, a multidisciplinary approach to massive sulphide research in the Rusty Lake-Snow Lake Greenstone Belts, Manitoba, Eds.
- Xu, Y., Cheng, Q., 2001. A fractal filtering technique for processing regional geochemical maps for mineral exploration. Geochemistry: Exploration, Environment Analysis 1, 147–156.
- Yager, Ronald R; Alajlan, Naif (2015) Dempster–Shafer belief structures for decision making under Uncertainty, Knowledge-Based Systems, Vol 80, pp 58–66.

- Yilmaz I. 2010. Comparison of landslide susceptibility mapping methodologies for Koyulhisar, Turkey: conditional probability logistic regression, artificial neural networks, and support vector machine. Environ Earth Sci 61(4): 21–836.
- Yousefi, M., & Carranza, E. J. M. (2016). Data-driven index overlay and Boolean logic mineral prospectivity modeling in greenfields exploration. Natural Resources Research, 25(1), 3-18.
- Yu, H., & Kim, S. (2012). SVM Tutorial—Classification, Regression and Ranking. In Handbook of Natural Computing (pp. 479-506): Springer.
- Zadeh, L.A., 1965, Fuzzy sets: IEEE Information and Control, vol 8, p. 338-353.
- Zhou, C., Lu, X., & Huang, M. (2016). Dempster–Shafer theory-based robust least squares support vector machine for stochastic modelling. Neurocomputing, 182, 145-153.
- Zohre Sadat Pourtaghi, Hamid Reza Pourghasemi (2014) GIS-based groundwater spring potential assessment and mapping in the Birjand Township, southern Khorasan Province, Iran. Hydrogeology Journal, DOI: 10.1007/s10040-013-1089-6
- Zuo, R., Carranza, E.J.M., 2011. Support vector machine: A tool for mapping mineral prospectivity. Computers & Geosciences 37, 1967-1975.
- Zuo, R., Cheng, Q., Xia, Q., 2009. Application of fractal models to characterization of vertical distribution of geochemical element concentration. J. Geochem. Explor. 102, 37–43.

Abstract:

Uncertainty with reality is mixed with reality, and accurate presentation of reality is not always possible. Modeling and estimating the development of mineralization due to the presence of ambiguities in exploration data is also not excluded from this principle, and avoidance of uncertainty in the exploration data modeling is usually difficult and its approximate presentation in decision making The final is a must-see. In this research, an optimal method, derived from the integration of knowledge-based and data-based methods of the theory of estimating functions (Demester-Shafer), was presented. For this purpose, an artificial data series was first produced and each of the data-based and knowledge-based methods using the data was investigated and a method for integrating the data-based and knowledge-based theory of estimating functions was proposed. These methods have been investigated with real data that have been obtained from the Central Iron Mineral Range of Iran, and their effectiveness has been investigated. Finally, the results of different methods were compared. The best results are shown by the combined method of artificial neural network and FAHP (Fuzzy-AHP) with available data. In this report, first in the first chapter, we describe the generalities of the research; in chapter two, the theoretical principles of the Dempse-Straße method are stated. In the third and fourth chapters, using artificial and real data, the research has been followed. Finally, in the fifth chapter, the results and suggestions of the research are presented.

Keywords: Dempster Shafer, EBF (Evidential Belief Function), Data Integration, Central Iran, Artificial Neural Network, Fuzzy, AHP

Shahrood University of Technology

Faculty of Mining, Petroleum and Geophysics Engineering

Ph.D. Thesis in Mineral Exploration

Mapping Potential area and Uncertainty Estimation Using Integration of Dempster-Shafer Data-driven and Knowledge-driven Methods

By: Meysam Davoodabadi Farahani

Supervisors:

Dr. Abolghasem Kamkar Rouhani

Dr. Alireza Arabamiri

September 2018