سنجش از دور
و
GIS ایران

سنجش از دور و GIS ایران
Iranian Remote Sensing & GIS

سال اول، شماره اول، بهار ۱۳۸۸
Vol.1, No.1, Spring 2009

۷۳-۸۸

بررسی روش‌های وزن‌دهی اطلاعات مکانی در GIS

(مطالعهٔ موردی: تهیهٔ نقشهٔ پتانسیل معدنی)

فرهاد حسینعلی[۱]*، علی‌اصغر آل شیخ[۲]، محمدعلی رجبی[۳]

۱- دانشجوی دکترای GIS، دانشگاه صنعتی خواجه نصیر الدین طوسی
۲- دانشیار گروه GIS، دانشگاه صنعتی خواجه‌نصیرالدین طوسی
۳- استاد گروه GIS، پردیس دانشکده‌های فنی، دانشگاه تهران

تاریخ دریافت مقاله: ۸۸/۵/۱۴ تاریخ پذیرش مقاله: ۸۸/۱۱/۳

چکیده

اکتشاف معادن جدید دارای اهمیت زیادی برای انسان‌هاست. سامانه‌های اطلاعات جغرافیایی (GIS) می‌توانند به شکل مؤثری در جمع‌آوری، وزن‌دهی، تجزیه و تحلیل و نمایش اطلاعات مکانی در جهت کمک به فرایندهای اکتشافی عمل کنند. موفقیت اکتشافات معدنی بستگی زیادی به عواملی چون تعیین عناصر تأثیرگذار، تعیین میزان تأثیر آنها و تعیین مدل‌های مناسب برای تلفیق عناصر مذکور دارد. هنگام تلفیق اطلاعات به‌منظور نشان دادن میزان اهمیت نسبی این عوامل، از اعدادی به نام وزن استفاده می‌شود و این اعداد تأثیر مستقیم و بسزایی در نتایج هر مدل تلفیق اطلاعات دارند.

روش‌های وزن‌دهی به دو دستهٔ عمدهٔ دانش ـ مبنا و داده ـ مبنا تقسیم می‌شوند. در این مقاله، دو روش وزن‌دهی معرفی شده و مورد ارزیابی قرار گرفته‌اند که عبارت‌اند از: پردازش تحلیلی سلسله‌مراتب و شبکه‌های عصبی مصنوعی، که روش نخست در زمرهٔ روش‌های دانش ـ مبنا جای دارد و روش دوم در حوزهٔ روش‌های داده ـ مبنا قرار می‌گیرد.

به‌منظور ارزیابی مدل‌ها، اطلاعات یک کانسار مس در علی‌آباد یزد مورد استفاده قرار گرفت. مطالعات اکتشافی این کانسار شامل مطالعات زمین‌شناسی، ژئوشیمیایی و ژئوفیزیکی به همراه ۲۶ چاه اکتشافی حفر شده در قالب نقشه‌های مختلف، آماده شد و برای وزن‌دهی مورد استفاده قرار گرفت. نتیجهٔ هر روش مورد استفاده، تهیهٔ نقشهٔ پتانسیل معدنی است.

در آزمون روش‌ها، روش شبکه‌های عصبی مصنوعی، روش دقیق‌تری برشمرده شده است، زیرا این روش توانست پتانسیل مادهٔ معدنی را در تمامی چاه‌ها به درستی پیش‌بینی کند، در حالی‌که موفقیت روش پردازش تحلیلی سلسله‌مراتب در این زمینه حدود ۸۸ درصد بوده است. این تحقیق نشان داد که شبکه‌های عصبی مصنوعی قابلیت انطباق‌پذیری زیادی با داده‌ها دارند.

کلیدواژه‌ها: سامانهٔ اطلاعات جغرافیایی (GIS)، وزن‌دهی، داده ـ مبنا، دانش ـ مبنا، پتانسیل معدنی.

* نویسنده مکاتبه‌کننده: تهران، خیابان ولیعصر، تقاطع میرداماد، کدپستی ۱۹۹۶۷-۱۵۴۳۳، تلفن: ۸۸۷۸۶۲۱۲. دورنگار: ۸۸۷۸۶۲۱۳
Email: frdhal@gmail.com

۱- مقدمه

زمین‌شناسان و معدنچیان و مهندسان قرن‌ها با مسائل مرتبط با تجزیه و تحلیل و تغییر و تحول اطلاعات مکان‌مرجع روبه‌رو بوده‌اند (Bonham 1994; Ligas 2006). معدن‌کاوی فرایندی چند مرحله‌ای است که از کار بر روی نقشه‌های کوچک‌مقیاس آغاز می‌شود و تا نقشه‌های بزرگ‌مقیاس ادامه می‌یابد. در هر مرحله، داده‌های متناسب زمین‌شناسی، ژئوشیمیایی و ژئوفیزیکی با هدف تهیهٔ نقشهٔ پتانسیل معدنی، جمع‌آوری، پردازش و تجزیه و تحلیل می‌گردند (Chen 2004). مهم اینجاست که حتی پس از تحقیقات سنگین و دشوار بر کانسارها (مکان‌هایی که شواهد وجود مواد معدنی دیده شده است)، پیش‌بینی محل دقیق، ابعاد، میزان و خصوصیات اندوختهٔ معدنی در زیر زمین، کار بسیار دشواری است. از این روست که برای ارزیابی ویژگی‌های دقیق‌تر لایه‌های زیرین کانسار باید به حفر چاه‌های اکتشافی در زمین پرداخت. حفر این چاه‌ها بسیار پرهزینه و وقت‌گیر است.

سامانه‌های اطلاعات جغرافیایی[1] (GIS) قابلیت‌های مناسبی در ذخیره‌سازی، بهنگام‌رسانی، بازیابی، پردازش، تجزیه و تحلیل، یکپارچه‌سازی و نمایش انواع مختلفی از داده‌های مکان‌مرجع دارند (Alesheikh et al., 2008). با کمک GIS می‌توان نقشهٔ پتانسیل معدنی را با بهره‌گیری از نتایج تحقیقات گوناگون، از جمله تحقیقات زمین‌شناسی، ژئوفیزیکی و ژئوشیمیایی تهیه کرد (Harris 2000; Rowe 2001). استفاده از روشی توانمند برای تلفیق اطلاعات، GIS را قادر می‌سازد که تخمین بهتری از پتانسیل معدنی در زیر زمین به دست دهد (Zhou et al., 2007).

نیاز مبنایی و اولیه در تهیهٔ نقشهٔ پتانسیل معدنی، تعیین مقادیر وزن‌ها و امتیازهایی است که اهمیت نسبی عوامل مؤثر و اجزای آنها را نشان می‌دهند (Asadi 2001, Kanungo 2006). فرایند تعیین اهمیت نسبی اطلاعات، وزن‌دهی[2] نامیده می‌شود (Malczewski 1999). در حالت کلی، هر لایهٔ اطلاعات جغرافیایی شامل چند کلاس است. تعیین میزان اهمیت نسبی این کلاس‌ها امتیازدهی[3] نامیده می‌شود و باید قبل از عملیات تخصیص وزن به لایه‌ها صورت پذیرد. همچنین اعدادی که در این فرایند به کلاس‌های نقشه اختصاص می‌یابند، امتیاز[4] آنها نامیده می‌شوند (Berry 2002). دو دسته روش اصلی برای وزن‌دهی اطلاعات وجود دارد: روش‌های داده ـ مبنا[5]، و روش‌های دانش ـ مبنا[6] (Bonham-carter 1994, porwal 2003). در روش‌های داده ـ مبنا، اهمیت داده‌ها را خود آنها تعیین می‌کنند، در حالی‌که در روش‌های دانش ـ مبنا، فردی متخصص یا گروهی از متخصصان این امر مهم را برعهده دارند. در این تحقیق دو روش وزن‌دهی به‌منظور گمانه‌زنی کانی‌سازی مس و تهیهٔ نقشهٔ پتانسیل معدنی مورد استفاده و مقایسه قرار گرفته‌اند. این روش‌ها عبارت‌اند از: فرایند تحلیلی سلسله‌مراتبی (AHP)[7] (به‌عنوان روشی دانش ـ مبنا) و شبکه‌های عصبی مصنوعی[8] (به‌عنوان روشی داده ـ مبنا).

۱-۱- مروری بر سوابق تحقیق

در هر دو زمینهٔ روش‌های داده ـ مبنا و روش‌های دانش ـ مبنا، پیشینهٔ تحقیق در موارد مکانی وجود دارد. در اینجا به‌طور خلاصه به چند مورد اشاره می‌شود.

بونهام ـ کارتر[9] در سال ۱۹۹۳ ارزیابی پتانسیل معدنی طلا را در منطقه‌ای در کانادا مدنظر قرار داد. وی عوامل زیادی ـ از جمله سنگ‌شناسی، چینه‌شناسی و طاقدیس‌ها، حوضه‌های آبریز و پوشش‌های گیاهی حاوی طلا و آرسنیک ـ را به عنوان شواهدی در وجود

1. Geographic Information Systems
2. Weighting
3. Calibrating
4. Rating
5. Data-driven
6. Knowledge-driven
7. Analytical Hierarchy Process
8. Artificial Neural Networks
9. Bonham-Carter

طلا مؤثر دانست. او سپس با ارزیابی‌های میدانی به وزن‌دهیِ این عوامل پرداخت و به‌وسیلهٔ مدل‌های فازی و هم‌پوشانی شاخص[1] تلفیق و نقشهٔ پتانسیل معدنی را تهیه کرد (Bonham-Carter 1994).

بری[2] در کتابی که در سال ۱۹۹۶ میلادی منتشر ساخت، به کاربرد دو روش وزن‌دهی کارشناسی در مسیریابی راه پرداخته است. دو روش پردازش دلفی و پردازش تحلیلی سلسله‌مراتب (AHP) در این مورد به کار گرفته شده‌اند و نتایج نشان از بهبود نتایج با به کارگیری این دو روش دارند (Berry 2002).

در تحقیقی که در سال ۲۰۰۵ در امریکا صورت گرفت، شبکهٔ عصبی مصنوعی برای وزن‌دهی معیارها به‌منظور پیش‌بینی میزان بارندگی، همراه با روش معکوس فاصله به کار گرفته شد و نشان داد که این روش تأثیر مثبتی در صحت پیش‌بینی‌ها دارد (Ramesh 2005).

کانونگو[3] و همکاران در سال ۲۰۰۶ میلادی روش‌های وزن‌دهی دانش کارشناسی، فازی و شبکه‌های عصبی مصنوعی را برای وزن‌دهی به عوامل مؤثر در رانش زمین به کار بردند. نتایج نشان می‌داد که اگر از مقادیر کلاس‌ها در شبکهٔ عصبی استفاده شود، این شبکه بهترین نتایج را به بار خواهد آورد (Kanungo 2006).

۱-۲- فرایند تحلیلی سلسله‌مراتبی

فرایند تحلیلی سلسله‌مراتبی (AHP) از تکنیک‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره است که بر پایهٔ ارزیابی نسبی وزن‌ها عمل می‌کند (Saaty 2001). این روش با ایجاد مدل سلسله‌مراتبی، یافتن راه‌حل بهینه را برای مسائل جست‌وجو می‌کند. AHP بر سه اصل مبنایی استوار است (Ibid 1980):

- ترجیحات گزینه‌های مختلف به معیارهایی بستگی دارد که می‌توان آنها را ارزیابی کرد و متناسب با آن به آنها امتیازات عددی نسبت داد.
- امتیاز معیار مشخص، می‌تواند به‌وسیله معیارهای دیگری تعیین شود. بدین‌ترتیب معیارها در ساختاری درختی قرار می‌گیرند و امتیاز هر رده از سلسله‌مراتب با در نظر گرفتن وزن‌های رده‌های بالاتر محاسبه‌شدنی است.
- در هر رده، امتیاز متناسب تنها با استفاده از مقایسات زوجی تعیین می‌شود.

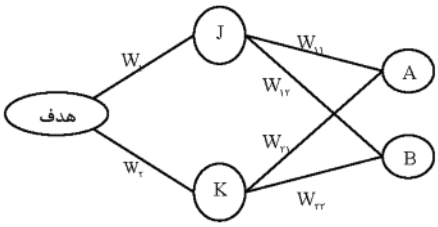
با ارزیابی دو به دوی گزینه‌ها به‌وسیله ۹ جملهٔ استاندارد AHP ، درواقع امتیازی به هر مقایسه اختصاص می‌یابد. امتیازات به دست آمده در ماتریسی مربعی (ماتریس مقایسه یا ماتریس تصمیم‌گیری[4]) مرتب می‌شوند و وزن هر یک از عناصر با انجام عملیات محاسباتی روی ماتریس مذکور محاسبه می‌گردد (Vahidnia et al., 2009). البته، روش‌های مختلفی برای محاسبهٔ وزن‌ها از این ماتریس وجود دارد که از آن جمله می‌توان به روش مقادیر ویژه اشاره داشت. با اعمال روش‌ها، علاوه بر وزن هر یک از عوامل، شاخصی به عنوان نسبت ناسازگاری[5] نیز تعیین می‌گردد (Saaty 1980). ارزیابی ناسازگاری از طریق روابط زیر انجام می‌پذیرد (Ibid):

$$II(\text{Inconsistency Index}) = \frac{\lambda_{max} - n}{n - 1} \qquad \text{رابطه (۱)}$$

$$I.R = \frac{II}{I.I.R} \qquad \text{رابطه (۲)}$$

که در این روابط، n بعد ماتریس مقایسه، λ_{max} بزرگ‌ترین مقدار ویژهٔ این ماتریس و I.I.R شاخص ناسازگاری یک ماتریس تصادفی هم‌بعد با ماتریس مقایسه است. در نهایت I.R نسبت ناسازگاری خواهد بود. چنانچه I.R کمتر از ۰/۱ باشد، مقایسه‌های سازگار و در غیر این صورت ناسازگار تلقی می‌شوند و باید مجدداً تکرار گردند (Kolat et al. 2006). وزن نهایی هر گزینه یا معیار در سلسله‌مراتبی مانند شکل ۱ با استفاده از عملیاتی نظیر روابط (۳) به دست می‌آید. در این محاسبات، مجموع وزن‌های هر رده از سلسله‌مراتب برابر یک خواهد بود.

1. Index Overlay
2. Berry
3. Kanungo
4. Decision Matrix
5. Inconsistency Ratio



شکل ۱. AHP و محاسبهٔ وزن عناصر آن

رابطه (۳)

$$W_A = W_{11}W_1 + W_{21}W_2$$
$$W_B = W_{12}W_1 + W_{22}W_2$$

روش‌های داده ـ مبنا مشکلات روش‌های دانش ـ مبنا را در تصمیمات نادرست و انحراف‌یافته کاهش می‌دهند. روش‌های کمّی در جهت کاهش فردمحوری و قضاوت‌های ناصحیح احتمالی، شیوه‌هایی چون آنالیزهای آماری، آنالیزهای قطعی، مدل‌های احتمالاتی و روش‌های مستقل از توزیع را مورد توجه و استفاده قرار می‌دهند (Hanne 2000). با این حال، روش‌های داده ـ مبنا برای اجرایی و عملیاتی شدن نیاز به نمونه‌هایی از جواب مسئله دارند.

۱-۳- شبکه‌های عصبی مصنوعی

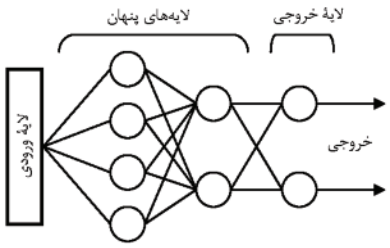
شبکه‌های عصبی مصنوعی با توجه به قابلیت‌های سودمندشان در بسیاری از رشته‌ها و شاخه‌های علمی مورد استفاده قرار گرفته‌اند (Graupe 2007). شبکهٔ عصبی مصنوعی با ایجاد ارتباط بین عناصر متعدد پردازندهٔ خود فعالیت می‌کند. هر یک از عناصر که نرون[1] نامیده می‌شوند، شبیه ساخته‌ای از سلول‌های عصبی مغز هستند. هر نرون سیگنال‌های ورودی زیادی دریافت می‌کند که براساس وزن‌های داخلی خود می‌تواند سیگنالی خروجی داشته باشد که به سایر نرون‌های مرتبط فرستاده می‌شود (Prowal et al., 2003a).

توانایی یادگیری از جمله مهم‌ترین خصوصیات شبکه‌های عصبی مصنوعی است (Beale 1998). براساس نوع آموزش، شبکه‌های عصبی به دو دستهٔ کلی نظارت‌شده[2] و نظارت‌نشده[3] تقسیم‌بندی می‌شوند. شبکه‌های عصبی با سرپرست به انواعی اطلاق می‌گردد که در مرحلهٔ آموزش با جواب‌های صحیح، آموزش داده می‌شوند. این بدان معناست که به ازای هر ورودی، پاسخ شبکه با پاسخ صحیح مقایسه می‌شود و با روندی که به پس‌انتشار خطا[4] موسوم است، وزن‌های درونی در جهت رسیدن به پاسخ‌های صحیح، تعدیل می‌گردند. در مقابل، در شبکه‌های نظارت نشده، آرایش نرون‌ها به صورتی است که به جوابی هم‌گرا گردد و پاسخ‌های صحیح در دسترس نباشند (Graupe 2007).

۱-۳-۱- شبکهٔ پرسپترون چندلایه

شبکهٔ پرسپترون چندلایه از جمله انواع پرکاربرد شبکه‌های نظارت‌شده است. این شبکه از چند لایه نرون تشکیل یافته است که اطلاعات را لایه به لایه پردازش می‌کنند و خروجی هر لایه در اختیار لایهٔ بعدی قرار می‌گیرد (Ibid). نمای کلی این شبکه در شکل ۲ نشان داده شده است. هر شبکهٔ پرسپترون چندلایه از سه لایهٔ اصلی تشکیل شده است که عبارت‌اند از: لایهٔ ورودی، لایه‌های پنهان، و لایهٔ خروجی. تعداد نرون‌ها در لایهٔ ورودی برابر تعداد ورودی‌هاست و در لایهٔ خروجی برابر با تعداد خروجی‌های شبکه؛ و این در حالی است که تعداد لایه‌های پنهان و تعداد نرون‌های هر لایهٔ پنهان با توجه به طراحی شبکه تعیین می‌شود و معمولاً در این کار از روش سعی و خطا استفاده می‌گردد (Samanta 2006).

1. Neuron
2. Supervised
3. Unsupervised
4. Error Back Propagation



شکل ۲. نمایی از شبکهٔ عصبی پرسپترون چندلایه، که دایره‌ها نشان‌دهندهٔ نرون‌ها هستند

وزن‌های درونی شبکه، میزان اهمیتی را که نرون‌ها برای داده‌های ورودی قائل شده‌اند، نشان می‌دهند. بنابراین با دست بردن در این جعبهٔ سیاه می‌توان به وزن‌ها دست یافت و از آنها در مقاصد مفیدی از جمله روش‌های دیگر تلفیق داده استفاده کرد (Kanungo et al., 2006). چنانچه شبکهٔ پرسپترون به صورت یک لایه باشد ـ و درواقع فاقد لایهٔ پنهان ـ وزن‌ها مستقیماً قابل استفاده‌اند؛ اما چنانچه لایهٔ پنهان وجود داشته باشد، چندین لایهٔ دارای وزن وجود دارد. در این حالت، وزن‌های نهایی مورد نظر با ضرب کردن ماتریس‌های وزن هر لایه از نرون‌ها به دست می‌آید (Ibid).

۱-۴- هم‌پوشانی شاخص

این روش نه به عنوان شیوهٔ وزن‌دهی بلکه در قالب روش تلفیق اطلاعات جغرافیاییِ وزن‌دهی شده در این پژوهش، مطرح می‌شود و مورد استفاده قرار می‌گیرد. در این روش، علاوه بر در نظر گرفته شدن وزن لایه‌ها، کلاس‌های نقشه‌ها نیز با امتیازات اختصاص یافته‌شان در عملیات تلفیق شرکت داده می‌شوند. از این رو، دیدگاه‌های متخصصان دربارهٔ اهمیت لایه‌ها و کلاس‌ها در این روش ترتیب اثر داده می‌شود (Bonham-Carter 1994). در هر موقعیت از نقشه، امتیاز $\overline{S}$ در نقشهٔ تلفیق‌یافته به‌وسیله رابطهٔ (۴) تعیین می‌شود:

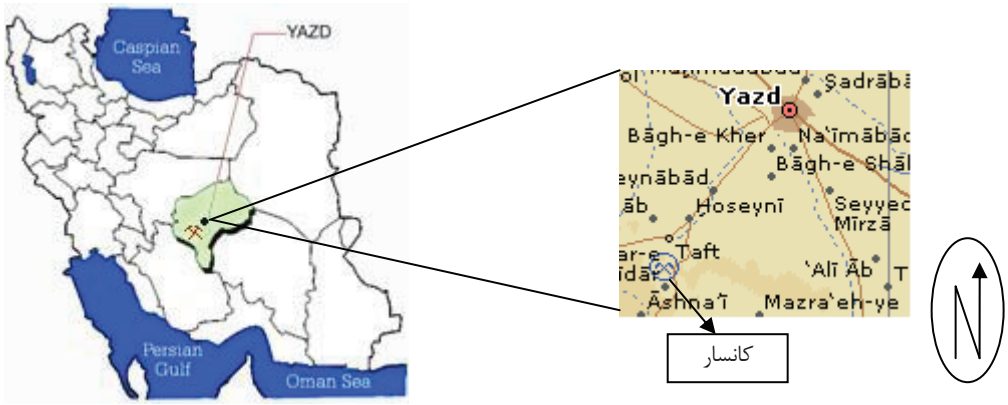
رابطه (۴)
$$\overline{S} = \frac{\sum_{i=1}^{n} S_{ij} W_i}{\sum_{i=1}^{n} W_i}$$

در رابطه مذکور، $\overline{S}$ امتیاز اختصاص‌یافته به یک سلول (یا پلیگون)، W_i وزن iامین نقشه و S_{ij} وزن (امتیاز) jامین کلاس در iامین نقشه است. طبیعی است که برای نقشه‌های دودویی S_{ij} تنها مقادیر صفر یا یک خواهد داشت. مهم‌ترین اشکال وارد به این مدل می‌تواند طبیعت خطی و تجمعی آن باشد. به هر حال، از آنجا که این مدل برای روش‌های وزن‌دهی مورد استفاده به‌طور یکسان استفاده می‌شود، اثر انحرافی برای ارزیابی این روش‌ها نخواهد داشت.

۱-۵- منطقهٔ مورد مطالعه

منطقهٔ مورد مطالعه در این تحقیق، کانسار مس پرفیری علی‌آباد، واقع در مرکز ایران با مختصات ′39 °31 شمالی و ′51 °53 شرقی با مساحتی حدود یک کیلومترمربع است (شکل ۳).

اکتشاف معدن در مراحل متعددی انجام می‌گیرد که این مراحل، از مرحلهٔ پی‌جویی اولیه آغاز می‌شود و تا مرحلهٔ تفصیلی ادامه می‌یابد (Harris et al., 2001). در خلال این روند، متناسب با پیشرفت مراحل، از نقشه‌ها و عکس‌های هوایی بزرگ‌مقیاس‌تر و داده‌های دقیق‌تر استفاده می‌شود، به طوری که در مرحلهٔ تفصیلی، کار تماماً روی داده‌ها و نقشه‌هایی با مقیاس بزرگ‌تر از ۱:۵۰۰۰ صورت می‌پذیرد (Moon et al., 2006) در این مقیاس وجود یک کانه (مثلاً مس در این تحقیق) با در نظر گرفتن شواهد موجود گمانه‌زنی می‌شود.



شکل ۳. منطقهٔ مورد مطالعه

۲- روند اجرا و مراحل کار

در این پژوهش، آماده‌سازی داده‌ها و آنالیزهای مکانی به‌وسیله نرم‌افزارهای AutoCAD 2006 و ArcGIS 9.2 انجام گردید. همچنین به‌منظور پیاده‌سازی AHP و شبکهٔ عصبی مصنوعی از کدنویسی در محیط MATLAB 7 استفاده شد. شکل ۴ فرایند صورت پذیرفته برای آماده‌سازی داده‌ها را نشان می‌دهد. داده‌های این تحقیق که از شرکت ملی صنایع مس ایران برگرفته شدند، برخی در محیط CAD و برخی به صورت نقشه‌های اسکن شده در مقیاس ۱:۱۰۰۰ تحویل گردیدند. در ابتدا نقشه‌های اسکن‌شده رقومی‌سازی گشتند و سپس مکان‌مرجع شدند. مقادیر خطوط تراز (که در اینجا نشان‌دهندهٔ خصوصیات ژئوفیزیکی زمین بودند) به منحنی‌های رقومی‌شده اعمال گردید و بدین طریق مدل رقومی زمین (DTM) برای لایه‌های متناظر در ArcGIS تهیه شد. این لایه‌ها درواقع پیش‌بینی‌کنندگان مس هستند که نقشه‌های فاکتور نیز خوانده می‌شوند. نقشه‌های ناهنجاری (آنومالی) ژئوالکتریک، ژئومغناطیس و ژئوشیمیایی به سه کلاس: آنومالی[1]، حد واسط[2] و حد زمینه[3] طبقه‌بندی شدند. با توجه به خصوصیات قالب رستری در سهولت کار تخصیص وزن، نقشه‌ها به حالت رستر با اندازه پیکسل یک متر تبدیل شدند. این اندازه پیکسل از یک سو با دقت نقشه‌ها برآورده می‌شود و از طرف دیگر، حجمی مناسب و پذیرفتنی برای محاسبات خواهد داشت. در ادامه، نقشهٔ دگرسانی‌های مختلف (پروپیلیتیک، آرژیلیک و فیلیک) با هم ادغام شدند و نقشهٔ دگرسانی‌ها را تشکیل دادند. در اینجا نقشه‌ها قابلیت وزن‌دهی و تلفیق را برای تهیهٔ نقشهٔ پتانسیل معدنی پیدا کردند. نقشه‌های فاکتور در شکل ۵ نشان داده شده‌اند. چاه‌های اکتشافی نشان داده شده برای بررسی کارایی هر یک از روش‌های وزن‌دهی مورد استفاده قرار گرفتند.

شکل ۶ روال پیاده‌سازی روش AHP را نشان می‌دهد. از این روش به‌منظور امتیازدهی داده‌ها برطبق نظر کارشناس نیز استفاده شد. علاوه بر آن، برای بررسی میزان تأثیر استفاده از سلسله‌مراتب در

1. Anomaly
2. Medium
3. Background

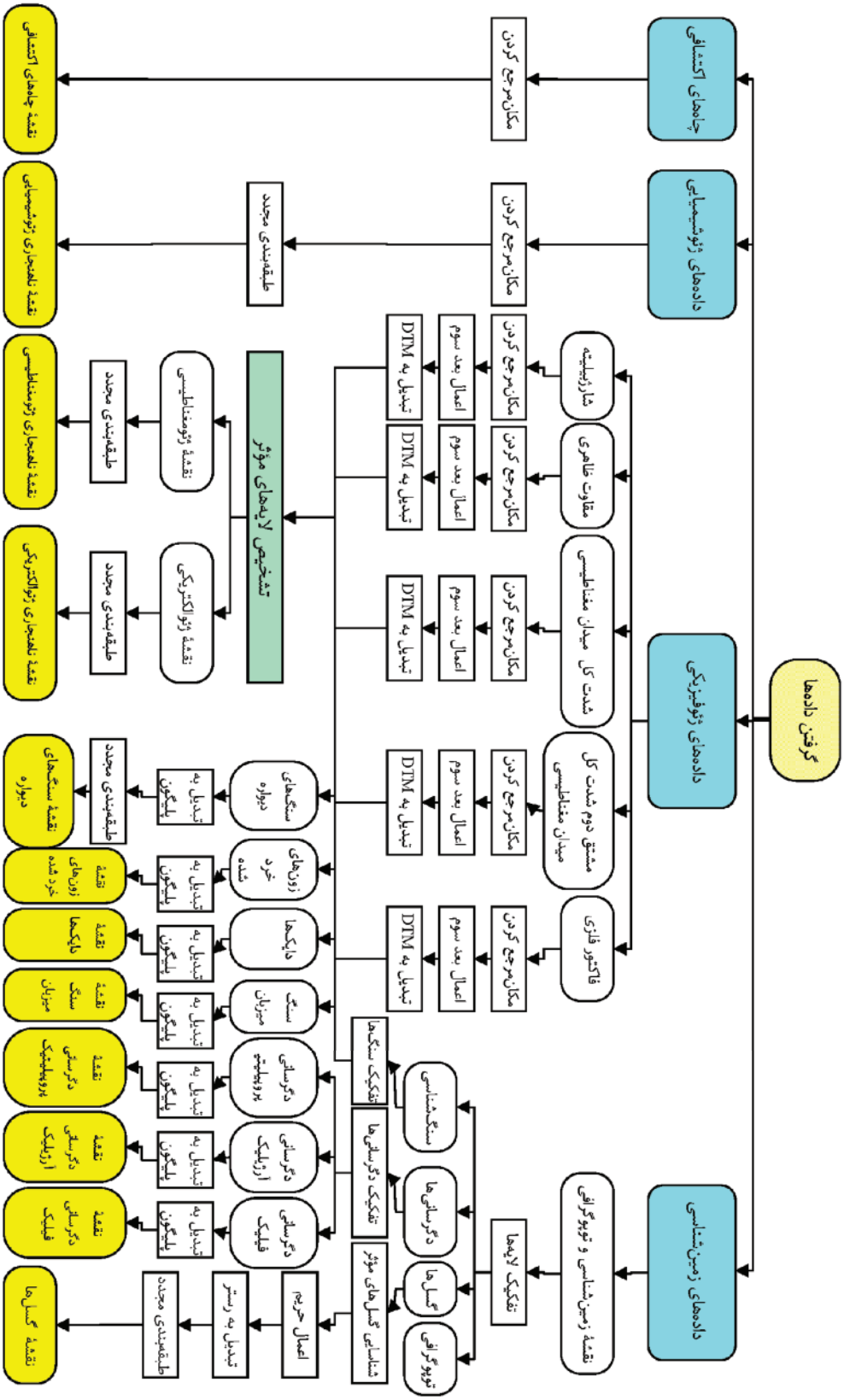
مقایسه‌های زوجی، AHP در دو حالت به صورت یک سطحی و چندسطحی مورد استفاده و مقایسه قرار گرفت. گفتنی است کارشناسان معتقد بودند که گسل‌ها در این مورد خاص اثری در کانی‌زایی مس ندارند و از این رو از جمع لایه‌های مؤثر در وزن‌دهی کنار گذاشته شدند. در ادامه، سلسله‌مراتب موسوم به AHP با نظر کارشناس تشکیل یافت (شکل ۷) و مقایسه‌ها با استفاده از ۹ عبارت استاندارد این روش، به‌وسیله کارشناس انجام گرفت و با بهره‌گیری از کدنویسی انجام گرفته، وزن‌ها در دو حالت یک و چند سطحی محاسبه گردیدند. نقشه‌هایی که در AHP یک‌سطحی مستقیماً در یک سطح مورد مقایسه و وزن‌دهی قرار گرفتند، در شکل ۷ با حروف ضخیم متمایز شده‌اند.

برای اجرای روال روش شبکهٔ عصبی، ۱۶ چاه از مجموع ۲۶ چاه اکتشافی موجود به طور تصادفی به عنوان نمونه‌های آموزشی انتخاب شدند. با توجه به مقدار و کیفیت مواد استخراج شده از این چاه‌ها، آنها به‌وسیله کارشناس به دو دستهٔ مناسب (خوب) و نامناسب (بد) تقسیم‌بندی شدند. اگر لایه‌ای شامل هیچ چاه اکتشافی نباشد، مطابق با نیازهای روش‌های داده ـ مبنا، این لایه خود به خود از بین لایه‌های مورد استفاده حذف می‌شود. با در نظر گرفتن این قید، لایه‌های باقی‌مانده عبارت‌اند از: ژئوالکتریک، ژئومغناطیس، ژئوشیمیایی، سنگ میزبان و دگرسانی فیلیک. همچنین نیاز بود که وابستگی مکانی بین داده‌ها مشخص گردد و داده‌های وابسته از جرگهٔ وزن‌دهی حذف شوند. مقایسهٔ دو به دو و آزمون با آمارهٔ χ^2 نشان داد که دگرسانی فیلیک همبستگی معناداری با لایهٔ سنگ میزبان دارد. در نتیجه این دو لایه با عمل‌گر منطقی AND بولین ترکیب شدند و لایهٔ HRAPA[1] را تشکیل دادند.

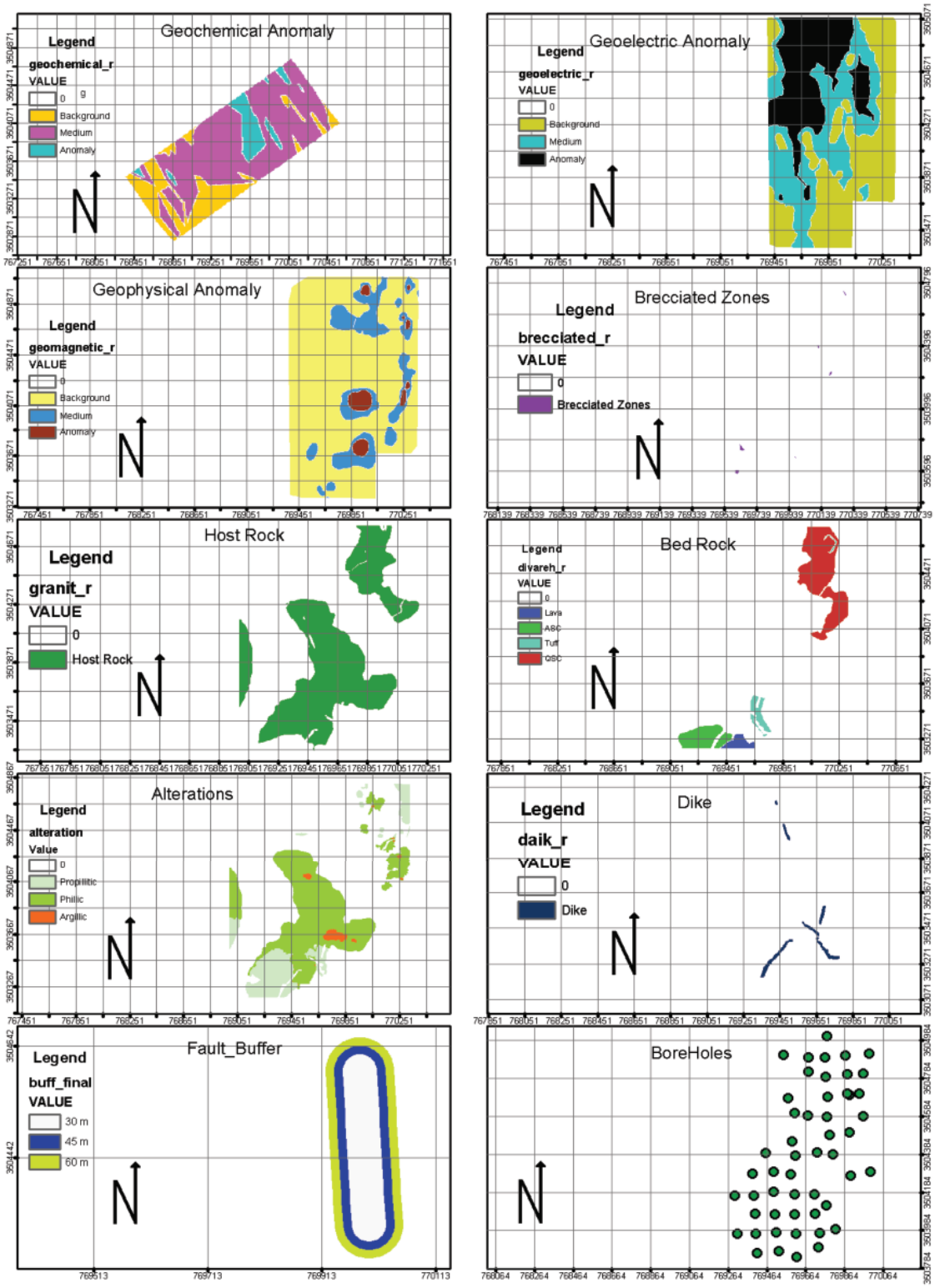
در این تحقیق، شبکهٔ عصبی مورد نظر، شبکهٔ پرسپترون چند لایه است. روند آماده‌سازی داده‌ها برای این روش در شکل ۸ نشان داده شده است. لایه‌ها ابتدا نرمالیزه شدند تا مقادیر آنها در بازهٔ صفر و یک قرار گیرد. در حالی‌که ورودی شبکه در مرحلهٔ آموزش، مقادیر لایه‌ها در مختصات چاه‌هاست، جواب مورد نیاز برای هر نقطه، دودویی خواهد؛ و این یعنی عدد یک در محل چاه‌های مناسب و عدد صفر در محل چاه‌های ضعیف. آنچه در مورد طراحی باقی می‌ماند، تعیین تعداد لایه‌های پنهان و تعداد نرون‌های موجود در هر یک است. مناسب‌ترین راه برای نیل به این مقصود، آزمون تمام موارد ممکن است. معیار انتخاب گزینهٔ مطلوب باید میزان مناسبت جواب شبکه با داده‌های واقعی باشد. بنابراین، ابتدا شبکه با چاه‌های منتخب آموزش داده می‌شود. سپس داده‌های موجود برای ۱۰ چاه باقی‌مانده که برای آموزش مورد استفاده قرار نگرفتند به شبکه وارد می‌گردند و جواب شبکه استخراج می‌شود. این جواب با جواب‌های موجود ـ که نشان‌دهندهٔ وضعیت واقعی چاه‌هاست ـ مقایسه می‌شود. معیار مقایسه، ریشهٔ مجموع مربعات خطا (RMSE)[2] است. شبکه‌ای که کمترین RMSE را به همراه داشته باشد، بهترین شبکه خواهد بود. پس از آموزش شبکهٔ عصبی با چاه‌های منتخب، مقادیر لایه‌ها در بقیه سلول‌ها به شبکه وارد و جواب شبکه گرفته می‌شود و با استفاده از روش گسست طبیعی[3] (Kanungo 2006) سلول‌ها به دو دستهٔ پتانسیل بالا و پتانسیل پایین طبقه‌بندی می‌شوند.

از سوی دیگر، وزن‌های استخراج شده از تمام روش‌ها به مدل همپوشانی شاخص وارد شد و با تلفیق نقشه‌ها با استفاده از این وزن‌ها نقشهٔ پتانسیل معدنی حاصل گردید. برای این حالت، متخصصان مقدار حدفاصل طبقه‌بندی را برابر با ۰/۴ تعیین کردند. شکل ۱۰ نشان‌دهندهٔ نقشهٔ پتانسیل معدنی تهیه شده برای کانسار علی‌آباد به‌وسیله دو روش شبکه‌های عصبی مصنوعی و AHP چندسطحی است.

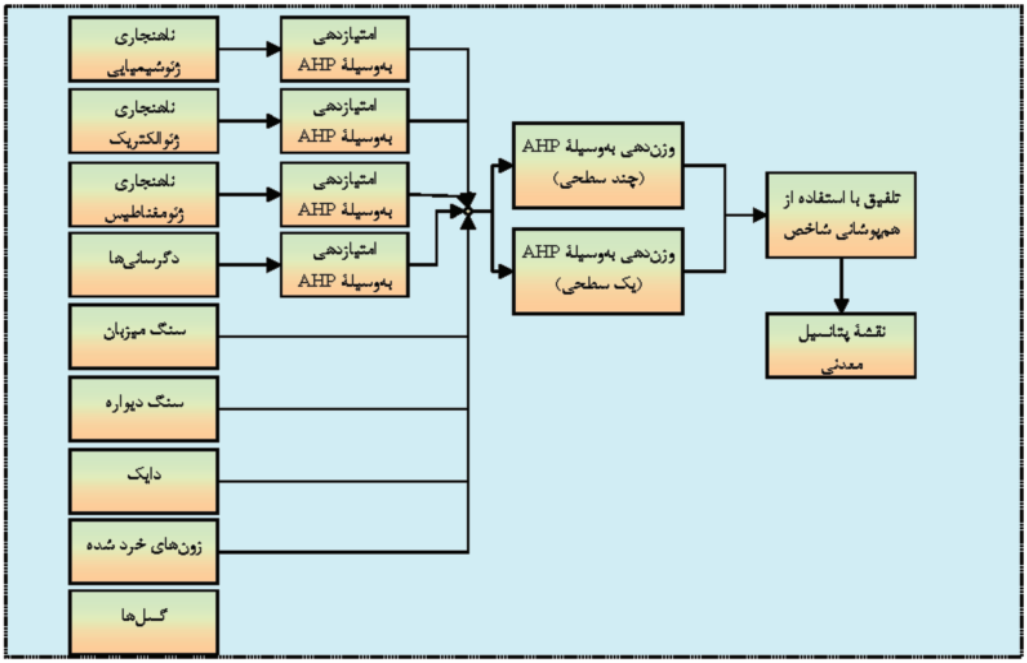
1. Host Rock And Philtic Alteration (HRAPA)
2. Root Mean Squared Error (RMSE)
3. Natural Break



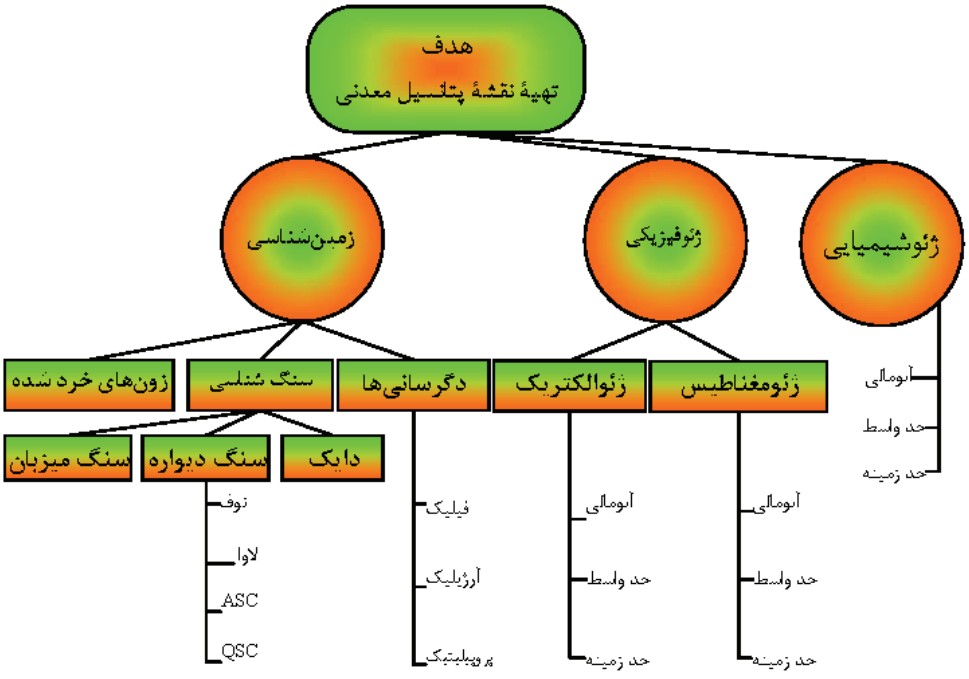
شکل ۴. روند آماده‌سازی داده‌ها و تهیهٔ نقشه‌های فاکتور



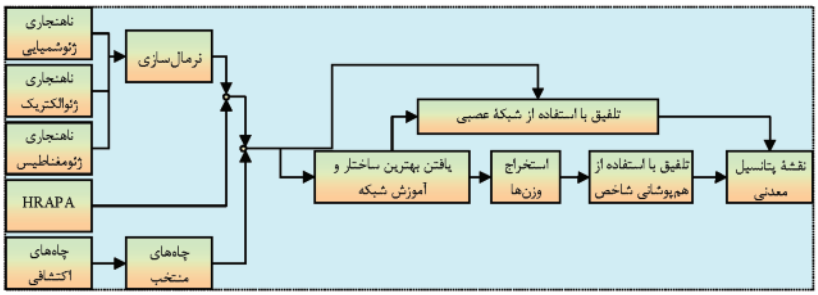
شکل ۵. نقشه‌های فاکتور، چاه‌های اکتشافی و گسل‌های منطقه



شکل ۶. روند کاری تهیهٔ نقشهٔ پتانسیل معدنی، با استفاده از روش AHP



شکل ۷. سلسله‌مراتب طراحی شده در روش AHP



شکل ۸. نمودار پیاده‌سازی روش شبکه‌های عصبی مصنوعی

۳. بحث و بررسی نتایج

جدول ۱، وزن‌های به‌دست آمده برای نقشه‌های فاکتور از طریق روش AHP را نشان می‌دهد. این جدول امتیازات تعیین شده برای کلاس‌های نقشه‌های فاکتور از طریق روش AHP را نیز در بر دارد. به‌علاوه، در جدول ۲ وزن‌های به دست آمده از طریق روش شبکهٔ عصبی به نمایش درآمده است.

جدول ۱. وزن‌ها و امتیازهای به‌دست آمده از طریق روش‌های دانش ـ مبنا

نقشه	وزن در AHP چندسطحی	وزن در AHP یک‌سطحی	کلاس	امتیاز (Rating)
ناهنجاری ژئوشیمیایی	۰/۱۵۷	۰/۱۶۴	آنومالی	۰/۷۴۹
ناهنجاری ژئوالکتریک	۰/۱۸۷	۰/۱۵۳	حد واسط	۰/۱۹۸
ناهنجاری ژئومغناطیس	۰/۰۶۳	۰/۰۸۶	حد زمینه	۰/۰۵۳
سنگ میزبان	۰/۰۸۷	۰/۱۹۱	فیلیک	۰/۷۳۹
سنگ‌های دیواره	۰/۰۱۴	۰/۰۶۲	آرژیلیک	۰/۱۶۷
زونهای خرد شده	۰/۰۸۷	۰/۰۴۱	پروپیلیتیک	۰/۰۹۴
دایک	۰/۰۱۳	۰/۰۲۳	لاوا	۰/۰۹۶
دگرسانی‌ها	۰/۳۹۲	۰/۲۸۰	توف	۰/۲۲۰
			ASC[1]	۰/۰۵۹
			QSC[2]	۰/۶۲۵

جدول ۲. وزن‌های استخراج شده از شبکهٔ عصبی مصنوعی در دو حالت: با در نظر گرفتن لایهٔ ژئومغناطیس، و بدون در نظر گرفتن آن

لایه‌ها	ناهنجاری ژئوشیمیایی	ناهنجاری ژئوالکتریک	HRAPA	ناهنجاری ژئومغناطیس
با ناهنجاری ژئومغناطیس	۰/۱۴۱۷	۰/۰۹۰۹	۰/۰۷۵۴	-۸/۵۴۲۰
بدون ناهنجاری ژئومغناطیس	۲۲۰/۸۸۲۱	۴۵/۷۰۳۱	۳۷/۱۵۲۲	--------

1. Alteration of Sandstone and Conglomerate (ASC)
2. Quartzitic Sandstone and Conglomerate (QSC)

کمینهٔ RMSE از شبکهٔ عصبی با دو لایهٔ پنهان، ۸ نرون در لایهٔ پنهان نخست و ۳ نرون در دومین لایهٔ پنهان و برابر با ۰/۲۴۸۰ به دست آمد و این شبکه به عنوان شبکهٔ برگزیده برای تولید نقشهٔ پتانسیل معدنی مورد استفاده قرار گرفت. پس از کنار نهادن لایهٔ ژئومغناطیس، نتایج بهتر شد و منجر به کمینهٔ RMSE برابر با ۰/۱۲۵۹ گردید. این مقدار از شبکه‌ای با دو لایهٔ پنهان، ۶ و ۴ نرون به ترتیب در لایه‌های پنهان اول و دوم به دست آمد و سبب برگزیده شدن این شبکه شد.

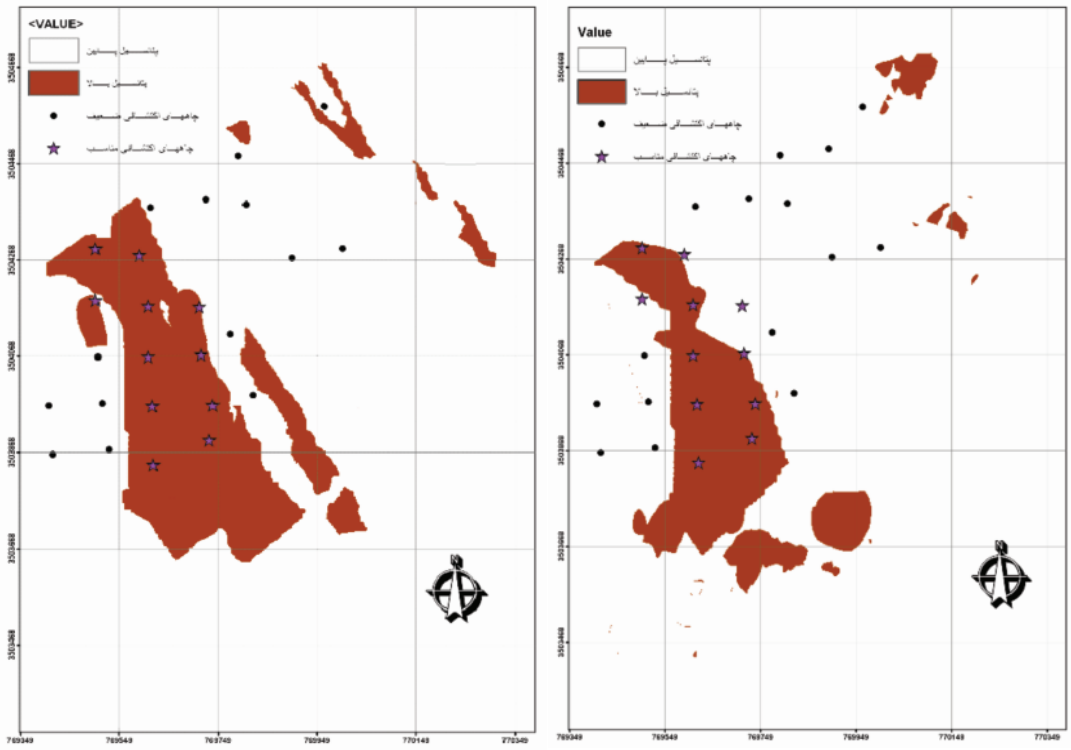
مقایسهٔ عددی وزن‌ها بین روش AHP و شبکهٔ عصبی، نشان می‌دهد که در AHP بیشترین اهمیت به دگرسانی‌ها و سنگ میزبان تعلق گرفته است، در حالی‌که شبکهٔ عصبی مصنوعی، لایهٔ ژئوشیمیایی را مهم‌ترین نقشهٔ فاکتور دانسته‌اند. روش AHP قاعدتاً وزن مثبت برای همهٔ نقشه‌ها در نظر گرفته است؛ ولی در مقابل، شبکهٔ عصبی برای لایهٔ ژئومغناطیس وزن منفی اختصاص داده است و این بدان معناست که این روش، ناهنجاری ژئومغناطیس را دارای نقش بازدارنده در کانی‌سازی مس برآورد کرده است.

به‌طور خلاصه می‌توان گفت که شبکهٔ عصبی مصنوعی بهترین جواب‌ها را تولید کرده است. در واقع نقشهٔ پتانسیل معدنی تهیه شده به‌وسیله این روش شرایط تمامی ۱۰ چاه کنترلی را به درستی پیش‌بینی کرده است. شکل ۹ میزان موفقیت روش‌ها را در پیش‌بینی شرایط چاه‌ها نشان می‌دهد. همچنین شکل ۱۰ نشان‌دهندهٔ نقشه‌های پتانسیل معدنی به‌وسیله روش‌های شبکهٔ عصبی مصنوعی و AHP چندسطحی است.

روش‌های داده ـ مبنا روش‌هایی صریح‌اند و در کنار آن نیز اطلاعاتی از پاسخ مسئله (مانند چاه‌های اکتشافی در این مطالعه) دارند. این شرایط کاربرد روش‌های مذکور را در وزن‌دهی به تعدادی نمونه و درجهٔ اطمینان آنها محدود می‌سازد. در سوی دیگر، وزن‌دهی از طریق روش‌های دانش ـ مبنا برای تعیین داده‌های مؤثر و تعیین نوع و میزان تأثیر آنها، تنها به عقاید متخصصان وابسته است.

شایان ذکر است که گرچه AHP می‌تواند به شکل گروهی نیز انجام شود، ولی همگونی قضاوت‌ها در این شرایط به ندرت دست‌یافتنی است. با این حال، مقایسهٔ زوجی و آزمودن سازگاری قضاوت‌ها، AHP را به روشی قابل اطمینان برای وزن‌دهی اطلاعات مکانی مبدل ساخته است.

شکل ۹. درصد پیش‌بینی صحیح به‌وسیله روش‌های مختلف؛ الف) برای تمام چاه‌ها؛ و ب) برای ۱۰ چاه کنترلی



شکل ۱۰. نقشهٔ پتانسیل معدنی تولید شده با روش AHP چندسطحی (سمت راست)
و شبکهٔ عصبی مصنوعی بدون در نظر گرفتن ناهنجاری ژئومغناطیس (سمت چپ)

۴- نتیجه‌گیری و پیشنهادها

در این پژوهش دو روش فرایند تحلیلی سلسله‌مراتبی (AHP) و شبکه‌های عصبی مصنوعی برای تهیهٔ نقشهٔ پتانسیل معدنی در کانسار علی‌آباد واقع در مرکز ایران به کار گرفته شدند. همچنین در ادامه، این روش‌ها از نظر دقت نتایج مورد ارزیابی و مقایسه گرفتند. روش شبکهٔ عصبی مصنوعی صحیح‌ترین نقشه را تولید کرد و این می‌تواند به دلیل ساختار انعطاف‌پذیر و قابلیت یادگیری شبکه باشد که اطلاعات را در وزن‌های درونی‌اش ذخیره می‌کند. به اجمال، نتایج زیر مهم‌ترین دستاوردهای این تحقیق است:

AHP روشی ساختاریافته برای مقایسهٔ کمّی عناصری است که لزوماً هم کمّی نیستند. این روش نه تنها اهداف فرد محقق را در قالب آنالیزهای کمّی و کیفی تأمین می‌سازد، بلکه سامانهٔ پیچیده‌ای را به شکل ساختاری سلسله‌مراتبی با روابط درونی و آنالیز مرحله به مرحله مدیریت می‌کند و از این طریق تصمیم‌گیرنده را قادر می‌سازد تا پردازشی هدفمند و عددی و واضح داشته باشد. در این تحقیق مشخص شد که مقایسه‌های زوجی در قالب تشکیل ساختار سلسله‌مراتبی کامل، پاسخ بسیار بهتری را در قیاس با حالتی که تنها از یک سطح استفاده شود، ارائه می‌کنند.

شبکه‌های عصبی مصنوعی توانستند به خوبی روابط بین لایه‌های ورودی و شرایط چاه‌ها را ارزیابی، و نواحی دارای پتانسیل بالا را پیش‌بینی کنند. بدین ترتیب، پیش‌بینی صحیحی برای تمامی چاه‌های کنترلی به دست آمد. شبکه‌های عصبی مصنوعی انعطاف‌پذیری فوق‌العاده‌ای در مقابل داده‌ها از خود نشان دادند، به طوری‌که حتی با در نظر گرفتن لایهٔ ناهنجاری ژئومغناطیس پاسخ‌ها تقریباً خوب بودند و با کنار گذاشتن این لایه‌ها بهترین جواب‌ها حاصل گردید.

گرچه وزن‌های به دست آمده از روش‌های داده ـ مبنا برای استفاده در مدل تلفیق دیگری (نظیر هم‌پوشانی شاخص) چندان مناسب نیست، ولی این وزن‌ها شاخص مناسبی برای نشان دادن ترتیب اهمیت به‌شمار می‌آیند و می‌توانند در موارد پیچیده به کمک متخصصان تصمیم‌گیرنده بیایند.

تلفیق چندین عامل مؤثر در محیط GIS با استفاده از روش‌های گوناگون وزن‌دهی، از موارد مهم در تولید نقشهٔ پتانسیل معدنی به‌شمار می‌رود. پیشنهاد می‌شود که عدم قطعیت وزن‌ها در مطالعات بعدی مورد بررسی قرار گیرد. همچنین پیشنهاد می‌شود در روش AHP، تلفیق لایه‌ها با بهره‌گیری از OWA[1] با ضریب برش[2] مورد آزمون و مقایسه قرار گیرد. همچنین جست‌وجو برای راهکارهایی به‌منظور ترکیب وزن‌های به‌دست آمده از روش‌های مختلف وزن‌دهی می‌تواند از دیگر موارد جالب توجه برای تحقیقات آینده باشد.

1. Ordered Weighted Averaging (OWA)
2. Cut-off

۵- منابع

Bonham-Carter, G., 1994, **Geographic Information Systems for Geoscientists: Modelling with GIS**, Pergamon Press, Oxford, p. 398.

Ligas, P. and Palomba, M., 2006, **An Integrated Application of Geological–geophysical Methodologies as a Cost-efficient Tool in improving the Estimation of Clay Deposit Potential: Case Study from South-Central Sardinia (Italy)**, Ore Geology Reviews, Vol. 29, Issue 2, pp. 162-175.

Chen, Y., 2004, **MRPM: Three Visual Basic Programs for Mineral Resource Potential Mapping**, Computers & Geosciences, Vol. 30, Issues 9-10, pp. 969-983.

Alesheikh, A.A., Soltani, M.J., Nouri, N., and Khalilzadeh, M., 2008, **Land Assessment for Flood Spreading Site Selection Using Geospatial Information System**, International Journal of Environmental Science and Technology, Vol. 5, No. 4, pp. 455-462.

Harris, J., Wilkinson, L., and Grunsky, E., 2000, **Effective Use and Interpretation of Lithogeochemical Data in Regional Mineral Exploration Programs: Application of Geographic Information Systems (GIS) Technology**, Ore Geology Reviews, Vol. 16, Issues 3-4, pp. 107-143.

Rowe, G. and Wright, G., 2001, **Expert Opinions in Forecasting: The Role of the Delphi Technique**, in J. S. Armstrong (ed.), Principles of Forecasting. Boston: Kluwer Academic Publishers, pp. 125-144.

Zhou, W., Chen, G., Li, H., Luo, H., and Huang, S., 2007, **GIS Application in Mineral Resource Analysis—A Case Study of Offshore Marine Placer Gold at Nome**, Alaska Computers & Geosciences, Vol. 33, Issue 6, pp. 773-788.

Asadi, H. and Hale, M., 2001, **A Predictive GIS Model for Mapping Potential Gold and Base Metal Mineralization in Takab Area, Iran,** Computer and Geoscience, Vol. 27, Issue 8, pp. 901-912.

Kanungo, D., Arora M., Sarkar S., and 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, Vol. 85, pp. 347-366.

Malczewski, J., 1999, **GIS and Multicriteria Decision Analysis**, John Wiley & Sons INC.

Berry, J.K., 2002, **Map Analysis: Procedures and Applications in GIS Modeling**, Basis Press.

Porwal, A., Carranza, E., and Hale, M., 2003, **Knowledge-driven and Data-driven Fuzzy Models for Predictive Mineral Potential Mapping**, Natural Resources Research, Vol. 12, No.1, pp. 1–25.

Ramesh, S.V.T. and Chandramouli, V., 2005, **Improved Weighting Methods, Deterministic and Stochastic Data-Driven Models for** Estimation of Missing Precipitation Records. Journal of Hydrology, Vol. 312, pp. 191-206.

Saaty, T., 2001, **Decision Making for Leaders: The Analytic Hierarchy Process for Decisions in a Complex World**, RWS Publications, Pittsburg.

Saaty, T., 1980, **The Analytic Hierarchy Process**, NY, McGraw Hill.

Vahidnia, M.A., Alesheikh, A.A, and Alimohammadi, A., 2009, **Hospital Site Selection Using Fuzzy AHP and Its Derivatives**, Journal of Environmental Management, Vol. 90, No. 10. pp. 3048-3056. doi:10.1016/j.jenvman.2009.04.010.

Kolat, C., Doyuran, V., Ayday, C. and Süzen, L., 2006, **Preparation of a Geotechnical Microzonation Model using Geographical Information Systems Based on Multicriteria Decision Analysis**, Engineering Geology, Vol. 87, pp. 241–255.

Hanne, T., 2000, **Intelligent Strategies for Meta Multiple Criteria Decision Making**, Springer, p. 236.

Graupe, D., 2007, **Principles of Artificial Neural Networks (Advanced Series in Circuits and Systems)**, 2nd edition World Scientific Publishing Company.

Porwal, A., Carranza, E., and Hale, M., 2003a, **Artificial Neural Networks for Mineral-Potential Mapping: A Case Study from Aravalli Province**, Natural Resources Research, Vol. 12, No. 3, pp. 155-171.

Beale, R. and Jackson, T., 1998, **Neural Computing: An Introduction**, Institute of Physics Publishng.

Samanta, B., Bandopadhyay, S., and Ganguli, R., 2006, **Comparative Evaluation of Neural Network Learning Algorithms for Ore Grade Estimation**, Mathematical Geology, Vol. 38, No. 2, pp. 175-197.

Harris, J., Wilkinson, L., Heather, k., Fumerton, S., Bernier, M., Ayer, J., and Dahn, R., 2001, **Application of GIS Processing Techniques for Producing Mineral Prospectivity Maps – A Case study: Mesothermal Au in the Swayze Greenstone Belt, Ontario, Canada**, Natural Resources Research, Vol. 10, No. 2, pp. 91-124.

Moon, C., Whateley, M., and Evans, A., 2006, **Introduction to Mineral Exploration**, 2nd edition, Blackwell Publishing.