





دانشگاه صنعتی شاهرود
دانشکده مهندسی معدن و ژئوتکنیک

گروه الکترانیک

پایان نامه کارشناسی ارشد

تحلیل داده‌های ژئوشیمیایی ناحیه ده سلم با استفاده

از شبکه‌های عصبی و فازی

دانشجو: علی اکبر سلیمانی

استاد راهنما:

دکتر ابوالقاسم کامکار روحانی

دکتر منصور ضیائی

استاد مشاور: مهندس حمید رضامدرس

تابستان ۱۳۸۷

تقدیم بہ...

مادر مہربان و مہمسر عزیزم...

و...

روح پدرم...

تقدیر و شکر

بدینوسیله از تمام زحمات کلیه کسانی که اینجانب را در تهیه این مجموعه یاری نمودند، سپاسگزارم. بالاخص از اساتید راهنما، جناب آقایان دکتر ضیائی و دکتر کامکار که با صبر و حوصله فراوان و با راهنمایی‌های ارزشمندشان مرا در گردآوری این پایان‌نامه یاری نمودند، کمال سپاس و تشکر را دارم. همچنین از آقای مهندس مدرس که با مشاوره‌های خویش مرا در تهیه این مجموعه یاری نمودند، بسیار سپاسگزارم. در پایان نیز از تمام دوستانی که به نحوی مرا در بهبود این مجموعه یاری رساندند، کمال تقدیر را دارم.

علی اکبر سلیمانی

تابستان ۱۳۸۷

چکیده

مدل‌های اکتشافی ژئوشیمیائی سنتی که در مقیاس محلی و معدنی برای تشخیص آنومالی در میادین معدنی به کار می‌روند عموماً بر پایه تحلیل آماری چند متغیره، متالومتری، زونالیته ژئوشیمیایی قائم و معیار اتحادهای ژئوشیمیایی میادین طبیعی استوار است. اما این مدل‌ها به طور کل دارای چندین محدودیت می‌باشند: (۱) مشکل بودن جداسازی آنومالی‌هایی که داده‌های آن‌ها به صورت نرمال توزیع نیافته‌اند. (۲) دشوار بودن جداسازی آنومالی از زمینه وقتی که جوامع آنومالی در ارتباط با مکانیزم تشکیل سازند می‌باشند. (۳) عدم تطبیق نتایج آنومالی‌های چندگانه بر روی نقشه-های کنترولی. (۴) مناسب نبودن آماده‌سازی تشخیص الگوی چندگانه. این محدودیت‌ها فرایند تفسیر کردن را زمانبر و هزینه‌بر می‌سازد. روش شبکه‌های عصبی-فازی به نظر می‌رسد برای کاربردهای خاص ژئوشیمی معدنی بسیار مناسب باشند. تئوری فازی روشی مناسب برای در نظر گرفتن عدم قطعیت‌های موجود در تشخیص آنومالی‌های چندگانه می‌باشد و شبکه‌های عصبی مصنوعی نیز قابلیت زیادی در یادگیری مدل‌های موجود دارند. ترکیب این دو دانش جدید، روش مناسبی را برای تشخیص آنومالی‌های چندگانه ایجاد می‌کند که قادر است با استفاده از مدل‌های استاندارد موجود از مناطق اکتشافی و با در نظر گرفتن عدم قطعیت‌های آن هزینه‌های اکتشاف را کاهش دهد و همچنین نتایج مطمئنی را تولید کند. در این پایان‌نامه برای تشخیص آنومالی‌های کاذب و پنهان از یکدیگر از این روش استفاده گردید. نتایج حاصله تطابق مناسبی با اکتشافات قبلی با استفاده از روش‌های سنتی دارد، ضمن اینکه محدودیت‌های بالا را برای روش‌های سنتی در خود رفع کرده است.

فهرست مطالب

صفحه	عنوان
أ.....	تقدیر و تشکر.....
ب.....	چکیده.....
ج.....	فهرست مطالب.....
ز.....	فهرست اشکال.....
ط.....	فهرست جداول.....
۱.....	فصل اول: کلیات.....
۲.....	۱-۱- مقدمه.....
۳.....	۱-۲- تشخیص آنومالی پنهان از آنومالی پراکنده (کاذب).....
۴.....	۱-۲-۱- روش زونالیته ژئوشیمیائی.....
۶.....	۱-۲-۲- روش‌های دیگر.....
۷.....	۱-۲-۳- مزایا و محدودیت‌های روش‌های سنتی.....
۸.....	۱-۲-۴- روش‌های جدید ریاضی مبتنی بر عدم قطعیت برای اکتشافات ژئوشیمیائی.....
۱۰.....	۱-۳- مروری بر مطالعات انجام شده.....
۱۱.....	۱-۴- هدف و ضرورت انجام پایان‌نامه.....
۱۲.....	۱-۵- ساختار پایان‌نامه.....
۱۳.....	فصل دوم: زمین‌شناسی.....
۱۴.....	۱-۲- مقدمه.....
۱۴.....	۱-۲-۲- مدل زمین‌شناسی-ژئوشیمیائی ذخایر بزرگ مس و مولیبدن پورفیری.....
۱۶.....	۱-۲-۳- منظر ژئوشیمیائی منطقه معدنی سونگون.....
۲۰.....	۱-۲-۴- زمین‌شناسی و متالورژی محدوده معدنی ده‌سلم.....

- ۲-۴-۱- موقعیت جغرافیایی و راه‌های دسترسی به کانسار ۲۰
- ۲-۴-۲- کمربند متالوژنی ذخایر مس پورفیری حاشیه لوت ۲۲
- ۲-۴-۳- زمین شناسی عمومی ۲۵
- ۲-۴-۴- زمین شناسی و چینه شناسی پیرامون کانسار ۲۶
- ۲-۴-۵- زمین شناسی ساختمانی و گسلش در پیرامون کانسار ۲۷
- ۲-۴-۶- ریخت کانسار ، کانی‌سازی و منشأ در پیرامون کانسار ۲۸
- ۲-۴-۷- دگرسانی‌ها ۲۹

فصل سوم: مقدمه‌ای بر شبکه‌های عصبی و تئوری فازی ۳۱

- ۳-۱- مقدمه ۳۲
- ۳-۲- شبکه‌های عصبی مصنوعی ۳۳
- ۳-۲-۱- نرون مصنوعی ۳۵
- ۳-۲-۲- شبکه‌های عصبی با آموزش تحت ناظر ۳۸
- ۳-۲-۳- شبکه‌های عصبی با آموزش بدون ناظر ۴۲
- ۳-۳- تئوری فازی ۴۳
- ۳-۳-۱- مقدمه ۴۳
- ۳-۳-۲- ریاضیات فازی ۴۳
- ۳-۳-۳- عملگرهای فازی ۴۴
- ۳-۳-۴- توابع عضویت فازی ۴۶
- ۳-۳-۵- سیستم استنتاج فازی ۴۸
- ۳-۳-۶- خوشه‌بندی فازی ۴۹
- ۳-۴- شبکه‌های عصبی-فازی ۵۲
- ۳-۵- الگوریتم ژنتیک ۵۴
- ۳-۵-۱- ساختار کلی الگوریتم‌های ژنتیک ۵۵
- ۳-۵-۲- کدگذاری ۵۵
- ۳-۵-۳- عملگرها ۵۶

۵۹.....نحوه انتخاب ۴-۵-۳

فصل چهارم: اکتشاف مولیبدن(مس) پورفیری با استفاده از شبکه‌های عصبی-فازی در

منطقه معدنی ده‌سلم (جنوب بیرجند)..... ۶۳

۶۴.....۱-۴ مقدمه

۶۴.....۲-۴ روش انجام کار

۶۶.....۳-۴ برداشت نمونه

۶۶.....۱-۳-۴ برداشت نمونه از آنومالی اول

۶۷.....۲-۳-۴ برداشت نمونه‌ها از محدوده دوم

۷۱.....۳-۳-۴ انتخاب داده‌ها

۷۳.....۴-۳-۴ آماده‌سازی داده‌ها

۷۶.....۴-۴ حذف زمینه

۷۹.....۵-۴ ساختار شبکه عصبی

۸۰.....۶-۴ آموزش شبکه

۸۲.....۷-۴ تابع هدف

۸۲.....۸-۴ برنامه نویسی

۸۳.....۹-۴ نتیجه شبکه عصبی

۸۸.....۱۰-۴ طراحی شبکه عصبی-فازی

۹۱.....۱-۱۰-۴ آموزش شبکه

۹۳.....۱۱-۴ نتیجه گیری

نتیجه گیری و پیشنهادات..... ۹۵

۹۶.....۱-۵ نتیجه‌گیری

۹۸.....۲-۵ پیشنهادات

مراجع..... ۹۹

پیوست..... ۱۰۸

فهرست اشکال

- عنوان شکل صفحه
- شکل (۱-۱): تغییرات میزان فلز در هاله‌های پراکندگی در خاک باقیمانده بر اثر سطح فرسایش خاک (LEVINSON, 1979)..... ۴
- شکل (۲-۱): مدل ژئوشیمیایی برای ذخیره مس پورفیری..... ۵
- شکل (۱-۲): مدل ذخایر مس-مولیبدن پورفیری. ۱-توده گرانی، ۲-سنگهای آلومینو-سیلیکاته‌دار، ۳-دگرسانی پتاسیک، ۴-دگرسانی سیلیسی، ۵-دگرسانی سربسیتی، ۶-دگرسانی آرژیلیتی و پروپلیتی، ۷-زون تولیدمثلی، ۸-A-دایک پورفیری، ۸-B-رگه‌های سیلیسی کانی سازی شده (انجمن همکاری ایران و روسیه، ۱۳۸۰)..... ۱۵
- شکل (۲-۲): مدل استوک و رک ذخایر و لفرام-مولیبدن. ۱-توده گرانی، ۲-سنگ های ولکانیک، ۳-زون دگرسانی آلبیتی و گرایزن، ۴-ماده معدنی وابسته به گرایزن ها، ۵-زون دگرسانی پتاسیک، ۶-زون تولیدمثلی، ۷-A-دایک های پورفیری، ۷-B-رگه‌های سیلیسی کوارتزار (انجمن همکاری ایران و روسیه، ۱۳۸۰)..... ۱۶
- شکل (۳-۲): موقعیت میدان معدنی سونگون-آستامال در شمالغربی ایران (ZIAII, ET AL., 2008)..... ۱۷
- شکل (۴-۲): منظر ژئومورفولوژی ناحیه سونگون-آستامال (ZIAII, ET AL., 2008)..... ۱۸
- شکل (۵-۲): نمای ۳ بعدی از منطقه معدنی سونگون..... ۱۸
- شکل (۶-۲): نقشه زمین‌شناسی و ژئوشیمیائی منطقه معدنی سونگون (HEZARKHANI, 2002)..... ۱۹
- شکل (۷-۲): مقطع عرضی C-C در ناحیه سونگون (HEZARKHANI, 2002)..... ۲۰
- شکل (۸-۲): نقشه راه دسترسی به ده‌سلم..... ۲۱
- شکل (۹-۲): نقشه متالورژی ده‌سلم (ضیائی و همکاران، ۲۰۰۷)..... ۲۵
- شکل (۱۰-۲): نقشه زمین‌شناسی منطقه (پایگاه داده‌های علوم زمین)..... ۲۷
- شکل (۱-۳): نمای شماتیک یک نرون بیولوژیکی (LIM, 2005)..... ۳۳
- شکل (۲-۳): نمای شماتیک یک نرون مصنوعی (ENGELBRECHT, 2002)..... ۳۵
- شکل (۳-۳): توابع فعالسازی (ENGELBRECHT, 2002)..... ۳۷
- شکل (۴-۳): نمای یک شبکه عصبی مصنوعی پیشخور سه لایه (ENGELBRECHT, 2002)..... ۴۰
- شکل (۵-۳): خصوصیات تابع عضویت (SIVANANDAM, ET AL., 2007)..... ۴۷
- شکل (۶-۳): نمای شماتیک از سیستم استنتاج فازی (PORWAL, 2006)..... ۴۹
- شکل (۷-۳): نمایی از خوشه‌بندی..... ۵۰
- شکل (۱-۴): نمودار استفاده از شاخه‌های تشخیص الگو در این مطالعه..... ۶۶

- شکل (۲-۴): دیاگرام نحوه برداشت نمونه ها از زون آنومالی ۱..... ۶۸
- شکل (۳-۴): دیاگرام نحوه برداشت نمونه ها از زون آنومالی ۲..... ۶۹
- شکل (۴-۴): تصویری از حفر گمانه پنجم و کوه میخ کوه. دید دوربین به سمت جنوب است. ۷۱
- شکل (۵-۴): تصاویری از مغزه های حفاری. الف) کانی های پیریت و کالکوپیریت در مغزه حفاری؛ ب) مغزه های چاه شماره پنج؛ پ) جعبه مغزه ها..... ۷۲
- شکل (۶-۴): دندروگرام ضریب همبستگی داده های سونگون ۲..... ۷۳
- شکل (۷-۴): دندروگرام ضریب همبستگی داده های ده سلم..... ۷۴
- شکل (۸-۴): نمایش دوبعدی حاصلضرب $Cu*Mo$ و $Pb*Zn$ به صورت خام (PPM^2)..... ۷۷
- شکل (۹-۴): نمایش دوبعدی حاصلضرب $LOG Cu*Mo$ و $LOG Pb*Zn$ (PPM^2)..... ۷۷
- شکل (۱۰-۴): مدل اتوماسیون تشخیص زون پنهان با استفاده از مدل های مشخص..... ۸۰
- شکل (۱۱-۴): نمای شماتیک شبکه عصبی به کار گرفته شده..... ۸۳
- شکل (۱۲-۴): روند بهبود خطا در ۳۰۰ بار تکرار..... ۸۶
- شکل (۱۳-۴): خروجی شبکه برای داده های سونگون ۳. خطوط خط چین مناطق دارای امکان کانی سازی پنهان را نشان می دهند..... ۸۶
- شکل (۱۴-۴): تشخیص کانی سازی پنهان با استفاده از روش زونالیته ($Cu*Mo/Pb*Zn$). خطوط خط چین مناطق دارای امکان کانی سازی پنهان را نشان می دهند..... ۸۷
- شکل (۱۵-۴): خروجی شبکه برای داده های ده سلم. خطوط خط چین مناطق دارای امکان کانی سازی پنهان را نشان می دهند..... ۸۹
- شکل (۱۶-۴): مناطق دارای پتانسیل کانی سازی پنهان در ده سلم به همراه نقاط حفاری..... ۸۹
- شکل (۱۷-۴): ساختار شبکه عصبی-فازی..... ۹۳
- شکل (۱۸-۴): روند نزول خطا در آموزش شبکه عصبی-فازی..... ۹۵
- شکل (۱۹-۴): خروجی شبکه عصبی-فازی برای داده های ده سلم..... ۹۶
- شکل (۲۰-۴): نمودار زونالیته قائم $Pb * Zn/Cu * Mo$ به عمق در چاه شماره دو ده سلم..... ۹۷

فهرست جداول

صفحه	عنوان جدول
۵۳	جدول (۱-۳): مقایسه شبکه های عصبی با منطق فازی
۷۳	جدول (۱-۴): جدول ضریب همبستگی داده های سونگون ۲
۷۴	جدول (۲-۴): جدول ضرائب همبستگی داده های ده سلم
۷۹	جدول (۳-۴): مشخصات مراکز خوشه داده های ورودی

فصل اول:

کلیات

۱-۱- مقدمه

مهندسين اکتشاف اغلب نیاز به جداسازی آنومالی‌های مرتبط با کانی‌سازی از زمینه در مقیاس‌های محلی و معدنی در فرآیندهای زمین‌شناسی دارند. ژئوشیمی معادن بخشی از ژئوشیمی اکتشافی است که بر پایه بهینه‌سازی روش‌های ژئوشیمیایی برای افزایش ذخایر معدنی به وسیله شناسایی پتانسیل معدنی در افق‌های عمیق‌تر معادن شناخته شده استوار است. تجارب اخیر در کاربرد روش‌های ژئوشیمی معدنی، تأثیر آن را در اکتشاف کانسارهای پنهان و کم‌فرسایش یافته در مناطقی از معادن فعال و قدیمی (شامل انواع خیلی قدیمی) را نشان داده است. این گرایش در اکتشاف ژئوشیمیایی بدون هیچ شکی بسیار مهم می‌باشد، زیرا باعث افزایش ذخیره معادن در حال استخراج می‌گردد [Ziaii et. al. , 2008].

بسیاری از مشکلات ژئوشیمی معادن از پیچیدگی، عدم قطعیت و نامشخص بودن متغیرها ناشی می‌شود. پیچیدگی از چند دلیل ناشی می‌شود نظیر فقدان داده، دانش ناکافی، و عدم قطعیت ذاتی سیستم. برای مثال، تفکیک بین آنومالی‌های پنهان و کاذب از سناریوهای ویژه در سیستم کانی‌سازی پیچیده می‌باشد. چندین مدل در گذشته برای پیش‌بینی آنومالی‌های ژئوشیمیایی در مقیاس معدنی توسعه داده شده‌اند. بیشتر این مدل‌ها منحصراً بر روی تشخیص آنومالی‌های ژئوشیمیایی^۱ (IGA) متمرکز شده‌اند. شناسایی آنومالی‌های چندگانه در اکتشاف ژئوشیمیایی در اینجا به عنوان کانی‌سازی پنهان^۲، رخنمون‌دار و کانی‌سازی پراکنده^۳ (ZDM) تعریف می‌شود. آنومالی‌های ژئوشیمیایی بر پایه مدل پراکنده در میزان شدت خیلی مشابه به کانی‌سازی پنهان است. مدل زونالیته ژئوشیمیایی توسط گریگوریان برای شناسایی کانی‌سازی پنهان از پراکنده ارائه شده است. در معادن فعال، زونالیته قائم ژئوشیمیایی مهمترین ویژگی در هاله‌های اولیه

^۱ - Identification of Geochemical Anomalies

^۲ - Blind Mineralization

^۳ - Zone Dispersion Mineralization

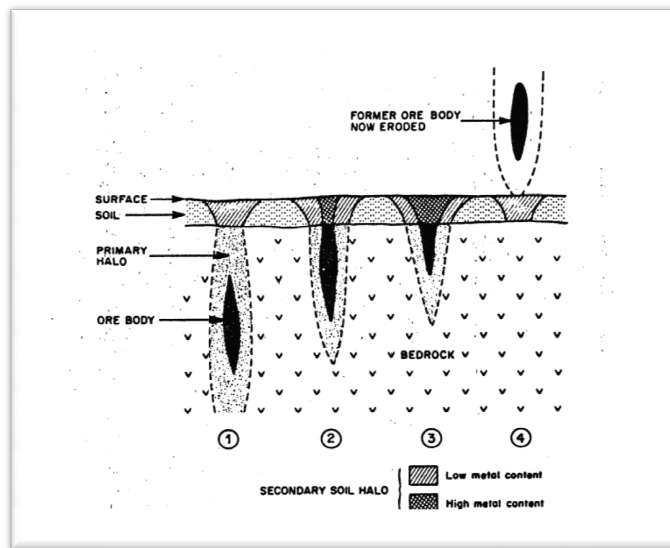
می‌باشد [Grigorian, 1999]. این الگو توسط هاله‌های فوق کانساری در کانسارهای پنهان نیز نشان داده می‌شود. چنانکه، روش زونالیته ژئوشیمیائی مهم‌ترین و مؤثرترین روش برای جست و جو برای آنومالی‌های امیدبخش می‌باشد [Ziaii et. al. , 2008].

روش‌های لیتوژئوشیمیائی که توسط سالووف^۱ ارائه شده است [Solovov, 1987]، بنام روش متالومتری معروف است [ضیائی، ۱۳۷۸] و برای تفکیک آنومالی‌های ژئوشیمیائی روباز از کاذب و تخمین ذخیره تقریبی فلزات عناصر اصلی آن کاربرد دارد. نکته مهمی که بهتر است در تفسیر آنومالی‌های ثانویه ژئوشیمیائی در نظر گرفته شود سطح از فرسایش کانسار معدنی است که تحت تأثیر اندازه و گسترش خاک قرار دارد. این نکته به وسیله مثال‌های شناخته شده‌ای از مدل‌های الف) کانی‌سازی اقتصادی پنهان، ب) کانی‌سازی اقتصادی رخنمون دار یا روباز و پ) کانی‌سازی پراکنده غیر اقتصادی قابل درک است [Levinson, 1979].

۱-۲- تشخیص آنومالی پنهان از آنومالی پراکنده (کاذب)

یک نکته مهم در بررسی هاله‌های ژئوشیمیائی ثانویه، سطح فرسایش کانسار معدنی است، زیرا آن، اندازه و گسترش آنومالی در خاک را تحت تأثیر قرار می‌دهد. شکل (۱-۱) این نکته را به خوبی نشان می‌دهد. این شکل چهار نوع از فرسایش در یک توده معدنی نشان می‌دهد: (۱) کانسار پنهان به همراه هاله اولیه‌اش را به تنهایی نشان می‌دهد؛ (۲) کانسار کمی فرسایش یافته؛ (۳) کانسار نیمه فرسایش یافته؛ و (۴) کانسار کاملاً فرسایش را نشان می‌دهند. آنومالی‌های خاک نوع ۳ و ۲ (رخنمون دار) قوی‌تر از نوع اولی است، و ممکن است به غلط این‌گونه فرض شود که آن دو از نوع اولی امیدبخش‌ترند، بدون اینکه سطح فرسایش در نظر گرفته شود. نوع چهارم به لحاظ شدت آنومالی مشابه نوع اول (کانی‌سازی پنهان) به نظر می‌رسد، و اگر به درستی تفسیر نگردد، ممکن است این آنومالی کاذب منجر به اکتشاف بی ثمر گردد. زون تحت کانساری به لحاظ فلزات محتوی از زون فوق کانساری متفاوت می‌باشد، و این نکته می‌تواند در تشخیص ارتباط بین آنومالی خاک و کانی‌سازی متمر ثمر باشد [Levinson, 1979].

¹ - solovov



شکل (۱-۱): تغییرات میزان فلز در هاله‌های پراکندگی در خاک باقیمانده بر اثر سطح فرسایش خاک

[Levinson, 1979]

مشخص کردن افق‌های سطوح فرسایش برای کنسارهای شیب‌دار عمیق و هاله اولیه آن‌ها در سنگ میزبان، یک مشکل شناخته شده و بدون راه‌حل مستقیم می‌باشد. امروزه تنها دو روش عمومی معتبر برای جمع‌آوری اطلاعات از شناسایی آنومالی‌های ژئوشیمیایی وجود دارد. آن دو عبارتند از: آزمایشات آزمایشگاهی و تفسیر ضریب زونالیته قائم. اندازه‌گیری‌های آزمایشگاهی بر روی مغزه‌های به‌دست آمده از منطقه و یا انبار ذخیره و ضریب دقیق زونالیته قائم (با فرض تجهیزات کافی) این امکان را مهیا می‌سازد. این روش‌ها در مطالعات ژئوشیمیایی به خوبی سایر روش‌ها برای مطالعات طراحی و توسعه‌ای در عمل به‌کار می‌رود [Beus and Grigorian, 1977].

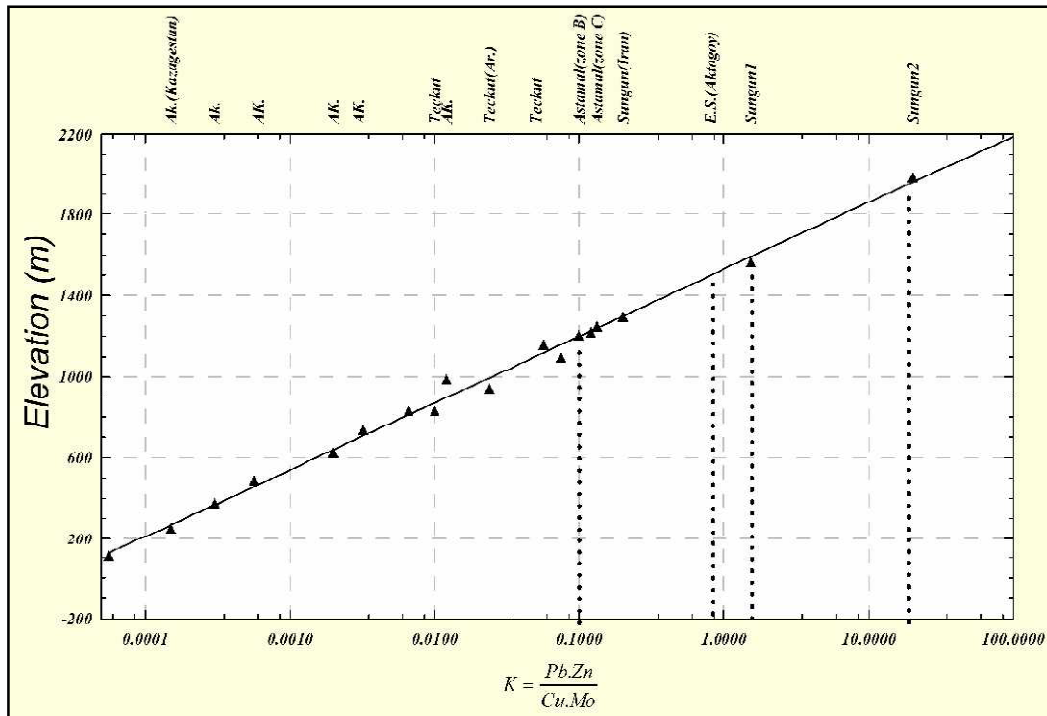
۱-۲-۱- روش زونالیته ژئوشیمیایی

اندیس‌های ژئوشیمیایی برای ارزیابی آنومالی‌های جدید از مطالعات هاله‌های اولیه ژئوشیمیایی کنسارهای معدنی استاندارد خاص استنتاج می‌گردد. هاله‌های ژئوشیمیایی ثانویه خاک بازمانده در بیشتر موارد دارای همبستگی بالایی با ترکیب و ساختار کانسنگ و هاله اولیه دارند که توسط آنها ایجاد شده‌اند. کاربرد مفید آنها بستگی به نوع منظر ژئوشیمیایی^۱ در مناطق کنسار دارد. بر اساس مدل‌های سنتی^۲ آنومالی‌های ژئوشیمیایی و خصوصیات جزئی همپوشانی هاله‌های

¹ - Geochemical Landscape

² - Traditional Models

هیدروترمال، یک مدل فراگیر برای اکتشاف کانی‌سازی پنهان و تعیین درجه فرسایش ارائه شده است. محاسبات ضریب زونالیته قائم از هاله‌های اولیه ژئوشیمیایی زمانی امکان‌پذیر است که نتایج مرحله حفاری اکتشافی در دسترس باشد. در این محاسبات طبق تئوری زونالیته [Beus and Grigorian, 1977] فرض می‌شود یک رابطه خطی بین ضریب زونالیته قائم و عمق کانی‌سازی برقرار است.



شکل (۲-۱): مدل ژئوشیمیایی برای ذخیره مس پورفیری [Ziaii et. al. , 2008].

از نمودار شکل (۲-۱) استنباط می‌شود که با افزایش عمق کانی‌سازی ذخایر مس پورفیری، بتدریج کاهش هاله‌های فوق کانساری را در برابر افزایش هاله‌های تحت کانساری خواهیم داشت. این مدل استاندارد خاص ذخایر مس (مولیبدن) پورفیری بر حسب بانک داده‌های ژئوشیمیایی ذخایر مس پورفیری قزاقستان، ارمنستان و شمال غرب ایران تهیه شده است. در این مدل حاصل ضرب مهم‌ترین عناصر فوق کانساری، $Pb \times Zn$ و حاصل ضرب مهم‌ترین عناصر تحت کانساری، $Cu \times Mo$ برای ذخایر مس پورفیری استفاده شده است. با توجه به اینکه منظر ژئوشیمیایی معادل مس

پورفیری اکتوگای^۱ قزاقستان و تکیرت^۲ ارمنستان مشابه منظر ژئوشیمیائی ایران است، لذا این مدل می‌تواند بخوبی برای کشور ما از نظر کاربردی اهمیت داشته باشد [Ziaii et al, 2008].

۱-۲-۲- روش‌های دیگر

یک هدف اصلی که برای مهندسین اکتشاف تعریف شده است، کمی‌سازی عدم قطعیت‌هایی است که در اکتشاف مواد معدنی وجود دارد. از این نقطه نظر، روش‌های جدید مبتنی بر عدم قطعیت بر روش‌های متداول ترجیح داده می‌شوند. این عدم قطعیت‌ها، نقصان و عدم کامل بودن دانش ما را از موضوع مورد اکتشاف نشان می‌دهد. این عدم قطعیت‌ها خود معلول یک سری از خصوصیات زمین‌شناسی است. در ادامه این موارد توضیح داده می‌شوند [Bardossy et al, 2002].

- تغییر پذیری طبیعی، یک ویژگی خاص اکثر و فرآیندهای زمین‌شناسی است که برای ذخایر معدنی به خوبی شناخته شده است. تغییر پذیری زیاد متغیرها، شامل تخمین ذخیره، نقشه هندسه کانسار، توزیع عیار، بیشتر با عدم قطعیت‌ها در نتایج محاسبات در ارتباط هستند. اما یک فاکتور مؤثر دیگر نیز وجود دارد، در تمام ذخایر معدنی، خصوصیات ساختاری و غیر ساختاری را می‌توان از هم تمیز داد. خصوصیات ساختاری را می‌توان به لحاظ ریاضی توسط سطح روند تشریح کرد. و در نتیجه این خصوصیات ساختاری نمی‌توانند خطای تخمین را افزایش دهند. از طرف دیگر، خصوصیات غیر ساختاری محلی ممکن است به صورت اتفاقی روی دهند و موقعیت مکانی آنها و تعداد آنها را نمی‌توان به صورت کامل پیش بینی کرد. سهم خصوصیات ساختاری در ذخایر معدنی جهان به طور کامل متفاوت است.

- عدم قطعیت‌های متناسب با اکتشافات معدنی از تجارب زمین‌شناسی غیرکامل ناشی می‌شود، کمبود زمان، پول و همچنین نارسایی‌ها و خطاهای انسانی از جمله این عوامل می‌باشند. انواع مهم این عوامل در ذیل به اختصار توضیح داده شده است.

- فقدان نمونه برداری معرف، که ممکن است ناشی از محدودیت‌های اقتصادی، زمانی و فنی باشد. یک منبع بارز عدم قطعیت در اکتشافات ژئوشیمیائی می‌باشد.

^۱ -Aktokay

^۲ - Teckirt

- خطای اندازه‌گیری‌های آزمایشگاهی (خطاهای تحلیلی) که شامل تمام آزمایشات شیمیایی، کانی‌سازی، فنی و غیرآزمایشگاهی مرتبط با فرآیند اکتشاف ژئوشیمیایی می‌شود که خود شامل دو نوع خطای سیستماتیک و تصادفی می‌باشد.
- عدم قطعیت‌های مفهومی و مدلی، زمانی که اکتشافات ژئوشیمیایی معدنی صورت می‌گیرد، مدل‌های مفهومی زمین‌شناسی موجود در صورت نیاز به کار گرفته می‌شود. متأسفانه، این مدل‌های مفهومی در اغلب موارد برای اکتشافات ژئوشیمیایی مورد نظر مناسب نمی‌باشد. شباهت‌های طبیعی به طور گسترده در اکتشافات معدنی در نظر گرفته می‌شود، که اغلب ناقص می‌باشند. به طور مثال، مدل‌های مشخص قبلی نمی‌توانند خصوصیات محلی کشف نشده و نامشخص را به حساب بیاورند.
- معمولاً میانگین حسابی تنها برای توزیع‌های نرمال و نزدیک به نرمال معتبر است. بنابراین، در اکتشافات ژئوشیمیایی توزیع عناصر شیمیایی اغلب به صورت غیرمتوازن (غیرنرمال) می‌باشد، بهتر است از تخمین‌گرهای پرتوان^۱ به جای میانگین حسابی استفاده گردد.

تغییر پذیری طبیعی ویژگی ذاتی طبیعت است و می‌توان آن را مورد مطالعه قرار داد و یا به طور ریاضی آنرا شرح داد، اما از اثر آن کاسته نمی‌شود، از طرف دیگر، تمام عدم قطعیت‌ها و خطاهای اکتشافات معدنی، دارای فاکتورهای انسانی هستند و این به ما ارتباط دارد که چگونه می‌خواهیم و می‌توانیم که آنها را کاهش دهیم [Bardossy et al, 2002].

۱-۲-۳- مزایا و محدودیت‌های روش‌های سنتی

روش‌های سنتی بر مبنای تئوری احتمال، بر اساس اصول بنیادی آن‌ها توسط کولموگوروف (۱۹۳۳) به خوبی شرح داده شده‌اند. در اصل سوم آن، اصل جمع‌پذیری بیان می‌شود که تنها در موارد دو به دو ناسازگار صادق است؛ در نتیجه تمام روش‌های احتمالی باید برای موضوعات کاملاً شناخته شده، با مرزهای کاملاً مشخص و دوه‌دو ناسازگار بایستی به کار گرفته شوند و هیچ انتقالی

^۱ - robust

بین مرزها پذیرفتنی نخواهد بود. ولی در زمین‌شناسی مرزهای مشخص و کاملاً جدا نادر هستند و انتقال پله ای با ویژگی‌های پیچیده در آنها اغلب تکرار می‌شود [Bardossy et al, 2002].

آماره‌های ریاضی، اصولاً نیاز به تجارب تکرار شونده دارند. اما برطرف کردن این نیاز در اکتشافات معدنی امری غیر ممکن می‌نماید. تصور تکرار صدباره حفر شبکه ای با فواصل کوتاه و چرخش مکان‌های حفاری به تقریباً غیر ممکن است. به این خاطر، خطای منطقه اکتشافی را نمی‌توان محاسبه کرد، تنها یک حدس تقریبی از آن را می‌توان مهیا ساخت.

نهایتاً توسط روش‌های سنتی چندین خصوصیت زمین‌شناسی قابل تعریف نمی‌باشد و می‌بایستی آن‌ها را به صورت نیمه‌کمی یا حتی کیفی تعیین کرد. به طور کلی در طی فرآیند اکتشافات ژئوشیمیائی توسط روش‌های سنتی می‌بایستی برخی از فرآیندهای اکتشافی را مستثنی کرد و این باعث از دست دادن اطلاعات مفید می‌گردد. و بدین لحاظ روش‌های سنتی اکتشافات ژئوشیمیائی برای این نوع داده‌ها مناسب نمی‌باشد.

۱-۲-۴- روش‌های جدید ریاضی مبتنی بر عدم قطعیت برای اکتشافات

ژئوشیمیائی

در تمام روش‌های سنتی از اعداد واقعی (قطعی نیز نامیده می‌شوند) استفاده می‌گردد، هرچند اعداد قطعی عدم قطعیت متناسب با آنها را شرح نمی‌دهند و علاوه بر آن محدودیت‌های فوق‌الذکر را نیز دارا هستند. لذا اکتشافات ژئوشیمیائی سنتی نمی‌تواند خطای کلی نتایج را شرح دهند [Bardossy et al, 2002].

در دهه‌های اخیر روش‌های ریاضی جدیدی توسعه یافته‌اند که برای به کار بردن عدم قطعیت‌ها برای داده‌های ورودی مناسب می‌باشند. ویژگی عمومی این روش‌ها این است که از یک سری از اعداد متفاوت با اعداد قطعی استفاده می‌کنند تا عدم قطعیت‌ها را بیان کنند. روش‌های اصلی عبارتند از :

الف) تئوری مجموعه ای فازی، که توسط پروفیسور زاده (۱۹۶۵) ارائه گردید و عدم قطعیت‌ها را با استفاده از اعداد فازی بیان می‌کند. این اعداد تخمین‌های عدم قطعیت را در سطوح مختلف

امکان نمایش می‌دهند. اعداد فازی دارای مدل محدب هستند و بایستی حداقل در یک نقطه به تراز امکان یک (امکان کامل) برسند.

تمام اعمال محاسباتی متداول ریاضی را می‌توان بر روی اعداد فازی انجام داد. مزیت اصلی روش‌های فازی این است که می‌توان تجارب زمین‌شناسی گذشته را در ساختار اعداد فازی گنجانده. این هدف وقتی دست یافتنی است که بتوان یک اتصال ساختاری از اعداد فازی به کمک مهندسیین اکتشاف و ریاضی‌دانان برقرار ساخت.

این روش اجازه ارزیابی نیمه کمی و کیفی داده‌های ورودی را به خوبی مهیا می‌سازد. بر حسب محاسبات آزمایشی، تئوری فازی برای انجام اکتشافات معدنی بسیار مناسب می‌باشد. توسعه زمین‌آمار فازی یک مرحله ویژه پیشروی ارزیابی عدم قطعیت‌های مکانی و بالاخص برای تخمین ذخیره بوده است.

ب) تئوری کران احتمالی (ارائه شده توسط فرسون و همکاران ۱۹۹۹) که ترکیبی از تئوری احتمالی و امکان می‌باشد. در این روش عدم قطعیت‌ها توسط دو توزیع تجمعی بیان می‌شود ناحیه محصور بین دو منحنی وسعت و اندازه عدم قطعیت داده‌های ورودی را نشان می‌دهد. بزرگترین مزیت این روش این است که می‌توان توزیع‌های احتمالی مختلف و همبستگی متغیرها را به حساب آورد. کران احتمالی با افزایش اطلاعات در مورد کانسار باریک‌تر می‌گردد، اما محاسبات آن نیز پیچیده‌تر می‌گردد.

پ) روش ترکیب حسابی (ارائه شده توسط کوپر و همکاران ۱۹۹۶) این روش اعداد قطعی را با فواصل عدم قطعیت، اعداد فازی و کران احتمالی ترکیب می‌کند. این روش، جدیدترین روش مبتنی بر عدم قطعیت است.

ت) روش‌های شبکه‌های عصبی و شبکه‌های عصبی-فازی (ارائه شده توسط فولر ۲۰۰۱) این روش یک مکمل بسیار خوب برای روش‌های فوق‌الذکر است.

۱-۳- مروری بر مطالعات انجام شده

تحقیق بر روی روش‌های ژئوشیمیایی برای اکتشاف ذخایر معدنی از سال ۱۹۳۰ آغاز گردیده است که اولین برداشت از این دست، توسط فرسمن^۱ در سال ۱۹۳۹ انجام شد. پس از آن، این روش‌ها به‌طور گسترده توسعه یافت [Beus and Grigorian, 1977]. سالووف (۱۹۸۷، ۱۹۹۰) عواملی را بررسی کرد که منجر به پذیرش و رد برخی از آن‌ها گردید. کارهای اخیر بر روی تئوری و کاربرد تحلیل آنومالی‌های لیتوژئوشیمیایی چند مشکل را مشخص کرده است، که به‌طور ویژه به تشخیص فضای آنومالی‌های چندگانه مربوط می‌شود. برای جداسازی آنومالی‌های لیتوژئوشیمیایی از چندین روش آماری استفاده می‌شود که شامل: گراف‌های احتمال، تحلیل‌های یک و چندمتغیره و روش‌های فرکتال می‌شود [Govett et al, 1975]; [Beus and Grigorian, 1977]; [Cheng et al, 1996].

یک برنامه‌ریزی بر پایه مجموعه‌های فازی و به وسیله آن^۲ و همکاران (۱۹۹۱) برای جمع‌آوری داده‌های زمین‌شناسی و ژئوفیزیکی از محدوده دریاچه فارلی^۳ کانادا انجام شده است. کاربرد مطالعاتی جمع‌جبری و عملگر γ برای استخراج محدوده‌های مطلوبیت فلزات پایه و ذخایر آهن بر پایه روش مورد استفاده توسط چانگ و فابری^۴ (۱۹۹۳) بررسی شد. در یک مطالعه اخیر [Cheng et al, 1999]، یک بسط مجموعه فازی از شواهد وزنی را نمایش داده‌اند، [Luoa and Dimitrakopoulos, 2002].

سینگر و کودا^۵ (۱۹۹۶) با استفاده از یک شبکه عصبی پیش‌خور سه لایه‌ای فاصله تا نزدیکترین ذخیره فلزات پایه تیپ کروکو را در محدوده هوکروکو^۶ تخمین زدند. مسترز^۷ (۱۹۹۹) یک شبکه عصبی را با مجموعه داده‌های حفاری و با استفاده از الگوریتم آنیلینگ^۸ به همراه الگوریتم گرادینانی آموزش داد. سینگر و کودا (۱۹۹۷) ظرفیت شبکه‌های عصبی احتمالی را در طبقه‌بندی

^۱ -Farsman

^۲ -An

^۳ -Farely

^۴ -Chung and Fabbri

^۵ - Singer and Kouda

^۶ - Hokuroku

^۷ - Masters

^۸ - annealing

برخی از کانی‌های خاص سنجیدند. هریس و پن^۱ (۱۹۹۹) کاربرد شبکه‌های عصبی احتمالی را برای به نقشه در آوردن پتانسیل معدنی طلا در مناطق خوب اکتشاف شده را سنجیدند و نتایج را با برخی روش‌های سنتی مقایسه کرده‌اند. براون و همکاران^۲ (۲۰۰۰) با استفاده از یک شبکه عصبی چندلایه مطلوبیت ذخایر طلا را در ناحیه تنترفیلد^۳ استرالیا تخمین زدند. پوروال^۴ با استفاده از یک شبکه شعاعی میزان مطلوبیت پتانسیل معدنی فلزات پایه در استان اراولی^۵ به دست آورده است [Porwal 2006]. اخیراً مطالعه‌ای توسط ضیائی و همکاران (۲۰۰۸) انجام شده است، که کاربرد روش شبکه‌های عصبی-فازی را در تشخیص آنومالی‌های پنهان از آنومالی‌های کاذب را روشن می‌سازد [Ziaii et. al. , 2008].

۱-۴- هدف و ضرورت انجام پایان‌نامه

با توجه به پیچیدگی‌ها و عدم قطعیت‌های فراوانی که در تشخیص آنومالی‌های چندگانه، که در بالا به اختصار شرح داده شد، در نظر گرفتن این عدم قطعیت‌ها می‌تواند ما را در اکتشاف مطلوب‌تر این آنومالی‌ها یاری دهد. از طرف دیگر، روش‌های سنتی که برای تشخیص این آنومالی‌های چندگانه، عمدتاً روش زونالیت، دارای مشکلات خاص خود مانند تجربه فراوان و فرضیات زیاد می‌باشد. با توجه به این موارد استفاده از روش‌های شبکه‌های عصبی فازی کارگشا به نظر می‌رسد. از این رو، در این مطالعه بر آن شدیم که امکان به کارگیری این روش‌ها برای تشخیص کانی‌سازی پنهان از کانی‌سازی پراکنده غیر اقتصادی سنجیده شود.

¹ - Harris and Pan

² - Brown et al.

³ - Tenterfield

⁴ - Porwal

⁵ - Aravalli

۱-۵- ساختار پایان نامه

در سه فصل بعدی زمین‌شناسی منطقه، اصول شبکه‌های عصبی و تئوری فازی، و تشخیص کانی‌سازی پنهان از کانی‌سازی پراکنده در منطقه ده‌سلم شرح داده می‌شود.

در فصل بعد، موقعیت جغرافیایی، زمین‌شناسی، زمین‌ساختاری و زمین اقتصادی منطقه ده‌سلم به اختصار شرح داده شده است. همچنین بدین خاطر که از داده‌های منطقه سونگون اهر برای تنظیم، آموزش و آزمایش شبکه استفاده شده است، بدین لحاظ، مختصری از زمین‌شناسی این منطقه نیز آمده است.

در فصل سوم، به اختصار اصولی از شبکه‌های عصبی و تئوری فازی که در انجام این پایان‌نامه ضروری به نظر می‌رسیدند، شرح داده می‌شود. از آنجا که برای آموزش شبکه عصبی از روش الگوریتم ژنتیک برای تنظیم اوزان بین لایه‌ها استفاده شده است، این روش نیز به اختصار در این فصل شرح داده شده است.

در فصل چهارم، نتایج کاربرد روش‌های شبکه عصبی و تئوری فازی در تشخیص کانی‌سازی پنهان از کانی‌سازی پراکنده در منطقه ده‌سلم آمده است. و همچنین نتایج آن با نتایج روش‌های سنتی مقایسه شده است.

و در نهایت، در فصل پنجم به نتیجه‌گیری از مطالعه پیشرو پرداخته شده است و پیشنهاداتی جهت مطالعات آینده ذکر گردیده است.

فصل دوم:

زمین شناسی

۲-۱- مقدمه

محدوده معدنی دهسلم که در جنوب بیرجند و در حاشیه کویر لوت واقع است، به نظر می‌رسد دارای پتانسیل کانی‌سازی مولیبدن-مس پورفیری باشد. در این فصل ابتدا مدل‌های ژئوشیمیائی ذخایر بزرگ مولیبدن-مس جهان شرح داده می‌شود و سپس مشخصات زمین‌شناسی و ژئوشیمیائی محدوده معدنی دهسلم به اختصار شرح داده می‌شود. از آنجا که از داده‌های محدوده معدنی سونگون برای ساخت مدل استاندارد استفاده شده است، مشخصات زمین‌شناسی و ژئوشیمیائی آن نیز به اختصار در ادامه آمده است.

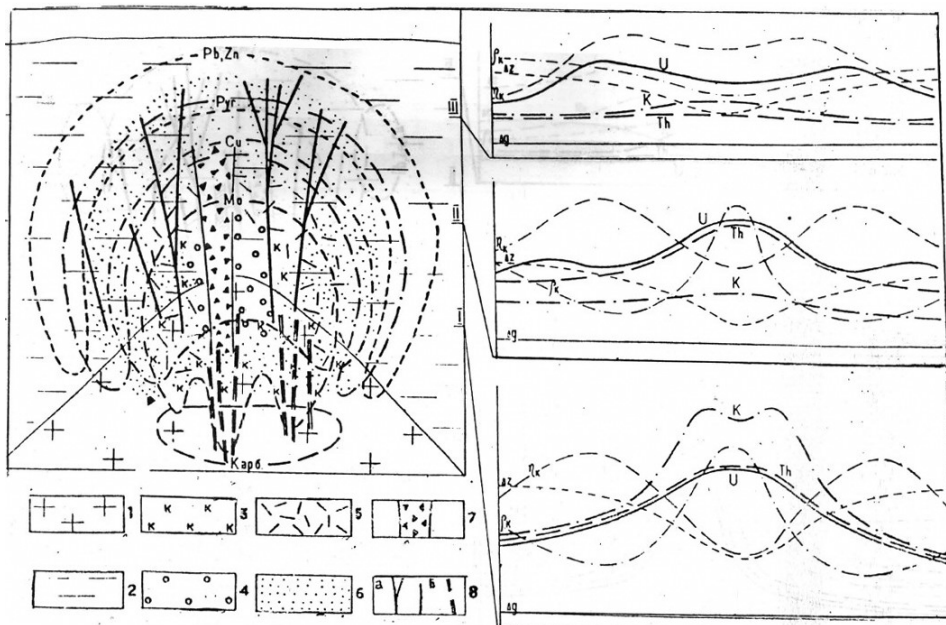
۲-۲- مدل زمین‌شناسی-ژئوشیمیائی ذخایر بزرگ مس و مولیبدن پورفیری

مهم‌ترین هدف از انجام مطالعات ژئوشیمیائی در جنوب خراسان و در کمربند کانی‌سازی دهسلم-قلعه‌زری، اکتشاف ذخایر مولیبدن-مس در مناطق بکر و مطالعه نشده جنوب خراسان است [ضیائی، ۱۳۸۰].

دو مدل اصلی ذخایر بزرگ مس-مولیبدن در جهان عبارت است از:

I- مدل استوک‌ورک ذخایر مس-مولیبدن و مولیبدن پورفیری که برحسب نتایج

داده‌های ژئوشیمیائی، ژئوفیزیکی و زمین‌شناسی در شکل (۲-۱) مشاهده می‌شود. بر حسب سه سطح فرسایش I، II و III نمودارهای مغناطیسی (ΔZ)، ثقلی (Δg)، پلاریزاسیون (ηk)، تغییرات اورانیوم (v)، توریم (Th)، و پتاسیم (k) در سه مقطع جداگانه آمده‌اند.



شکل (۱-۲): مدل ذخایر مس-مولیبدن پورفیری. ۱- توده گرانیتی، ۲- سنگ‌های دربرگیرنده آذرین، ۳- دگرسانی پتاسیک، ۴- دگرسانی سیلیسی، ۵- دگرسانی سریسیتی، ۶- دگرسانی آرژیلیتی و پروپلیتی، ۷- زون برشی، ۸- دایک پورفیری، ۸-b- رگه‌های سیلیسی کانی سازی شده [ضیائی، ۱۳۸۰].

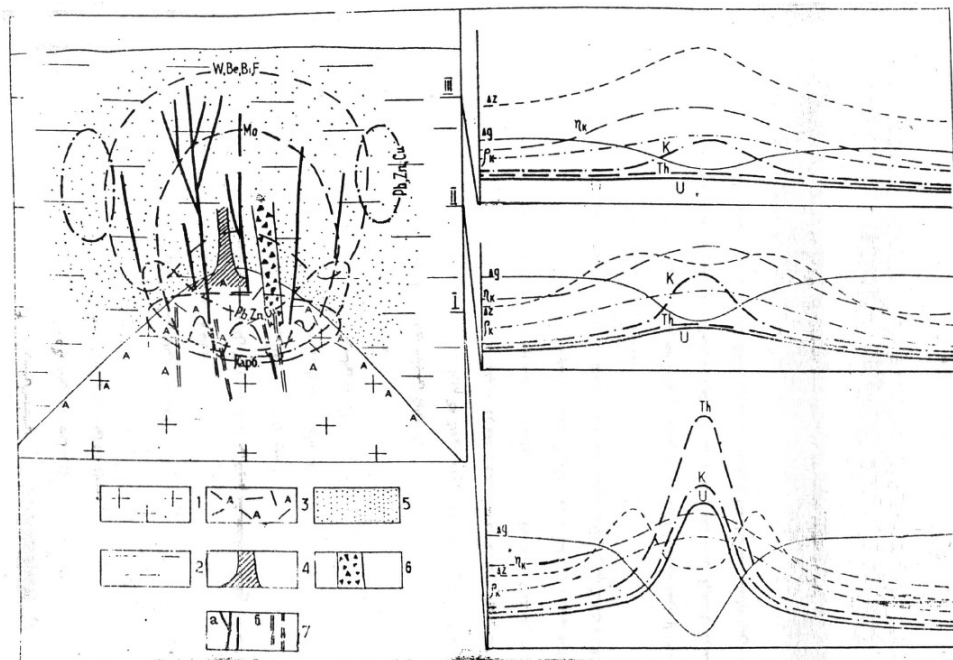
همان‌طور که از شکل (۱-۲) مشاهده می‌شود، در این مدل دگرسانی‌های پتاسیک، سیلیسی و سریسیتی در مرکز مدل روی داده‌اند و دگرسانی آرژیلیتی و پروپلیتی در حاشیه مدل کانسار روی داده است. بر اساس این زون‌بندی دگرسانی‌ها، آنومالی‌های ژئوفیزیکی تحت تأثیر قرار می‌گیرند که رفتار آنها در شکل مشخص است. از طرف دیگر، عناصر فوق کانساری سرب و روی در بالای کانسار مشاهده می‌شوند و عناصر هدف مولیبدن و مس در مرکز و عمق کانسار مشاهده می‌شوند. این مدل در معادن بزرگ سونگون و سرچشمه تجربه شده است [ضیائی، ۱۳۸۰].

II- مدل استوک‌ورک ذخایر ولفرام-مولیبدن: شکل (۲-۲) مانند حالت قبل این مدل

را همراه سه مقطع از سه سطح فرسایش مختلف نشان می‌دهد.

آنومالی‌های ولفرام در این مدل، در زون دگرسانی سریسیتی شکل گرفته است، که گاهی مواقع تا فاصله بیش از ۴۰۰ متر از زون دگرسانی پتاسیک (حاوی ذخیره مولیبدن) در عمق قرار می‌گیرند. آنومالی‌های سرب و روی در این مدل بالای زون سریسیتی به همراه سنگ‌های کربناته (زون اسکارنی) قرار می‌گیرد. عناصر باریم، نقره، سرب و روی به عنوان عناصر فوق کانساری می‌باشند، در حالی که

عناصر ولفرام، مس، مولیبدن، قلع، برلیم، کبالت و نیکل به عنوان عناصر تحت کانساری و بین کانساری هستند.

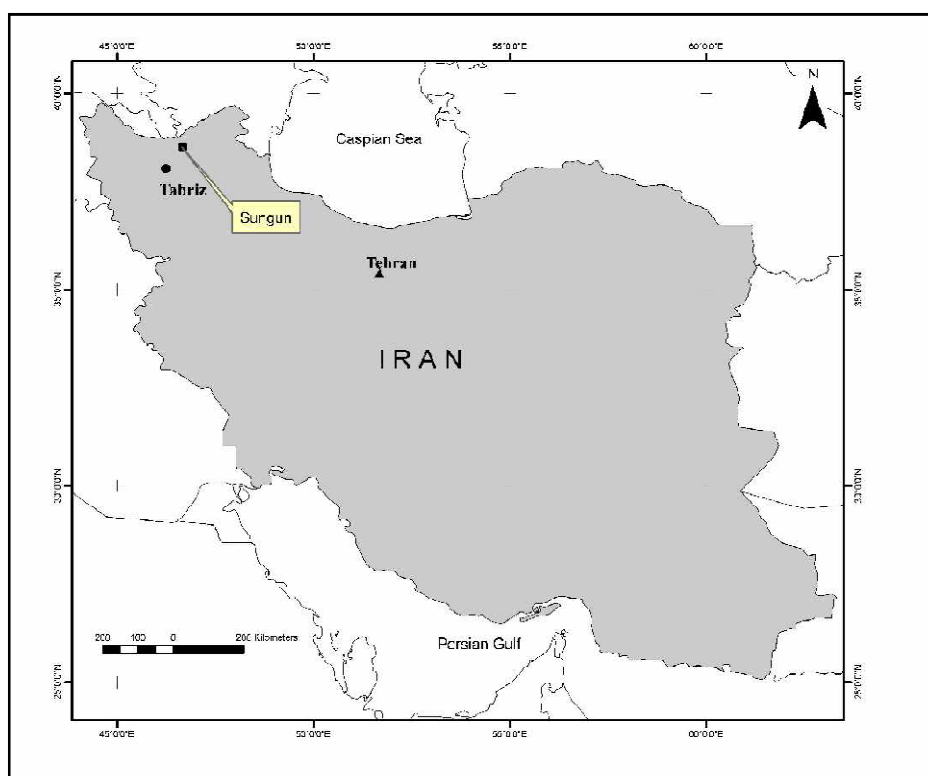


شکل (۲-۲): مدل استوک ورک ذخایر ولفرام-مولیبدن. ۱-توده گرانی، ۲-سنگ های ولکانیک، ۳-زون دگرسانی آلبیتی و گرایزن، ۴-ماده معدنی وابسته به گرایزن ها، ۵-زون دگرسانی پتاسیک، ۶-زون برشی، ۷-a-دایک های پورفیری، ۷-b-رگه های سیلیسی کوارتزار [ضیائی، ۱۳۸۰].

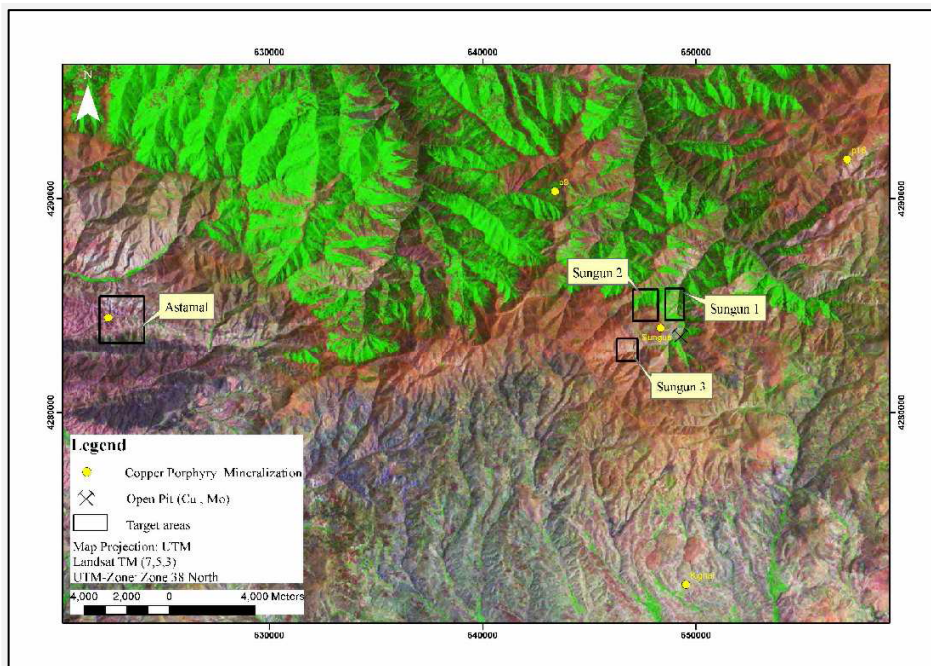
۲-۳- منظر ژئوشیمیائی منطقه معدنی سونگون

منطقه معدنی سونگون در شمال غربی ایران و در ۷۵ کیلومتری شمال غربی اهر (روستای آستامال و سونگون) واقع شده است (شکل (۲-۳) و شکل (۲-۴)). سونگون یکی از بزرگترین معادن روباز مس در ایران است. و در مراحل اولیه استخراج قرار دارد. اکتشافات صورت گرفته از سال ۱۹۷۹ تا ۱۹۹۳ تصدیق می کند که سونگون دارای ذخیره تقریبی ۹۹۵ میلیون تن با عیار مس ۰.۶۶۱٪ و عیار مولیبدن ۲۴۰ ppm می باشد. شکل (۲-۵) نمائی از محدوده معدنی سونگون و ذخیره مس پورفیری این معدن را نشان می دهد. ذخیره احتمالی حدود ۱۷۰۰ میلیون تن می باشد. ذخیره پورفیری سونگون دارای سن الیگومیوسن است، که حاصل نفوذ کمپلکس ساب ولکانیک به

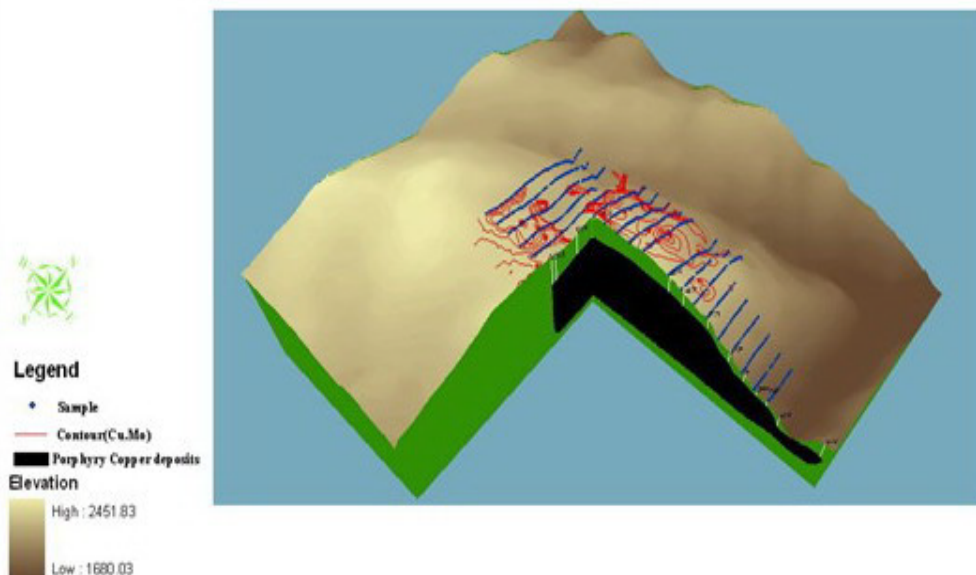
درون سنگ‌های کربناته کرتاسه فوقانی است، یک سری از سنگ‌های رس-ماسه‌ای ائوسن، و یک سری از تولیدمثل‌های داسیتی، توف و گدازه‌های تراکی-آندزیتی الیگوسن در آن روی داده است. ذخیره مس پورفیری سونگون یکی از دو ذخیره مهم مس وابسته به سنگ‌های نفوذی کمربند ولکانیکی سنوزوئیک سه‌بند-بزمان می‌باشد که در عمق ۲۰۰۰ متری و در دمای بین ۶۷۰ تا ۷۸۰°C تشکیل یافته است، و فاز ابتدایی مونزونیت/کوارتز-مونونیت و فاز نهایی دیوریت/گرانودیوریت را در بر می‌گیرد. سازند پورفیری آستامال به علت نفوذ پلوتون آستامال به سنگ‌های کربناته کرتاسه، دارای سن الیگوسن می‌باشد. ترکیب متوسط این پلوتون گرانودیوریت می‌باشد. شکل (۲-۴) ناحیه مس پورفیری سونگون را نشان می‌دهد، که شامل مناطق سونگون ۱، سونگون ۲، سونگون ۳، آستامال و دیگر کانی‌سازی مس می‌شود. برحسب این شکل، منظر زمین‌شناسی ژئوشیمیایی ناحیه سونگون-آستامال شامل دو زیرناحیه می‌شود. زیرناحیه شمالی بخش کوهستانی مرطوب است و زیر ناحیه جنوبی بخش کوهستانی مرطوب و نیمه خشک می‌باشد. هر دو این نواحی دارای زمستان‌های برفی و سرد هستند [Ziaii et. al. , 2008].



شکل (۲-۳): موقعیت میدان معدنی سونگون-آستامال در شمالغربی ایران [Ziaii et. al. , 2008].

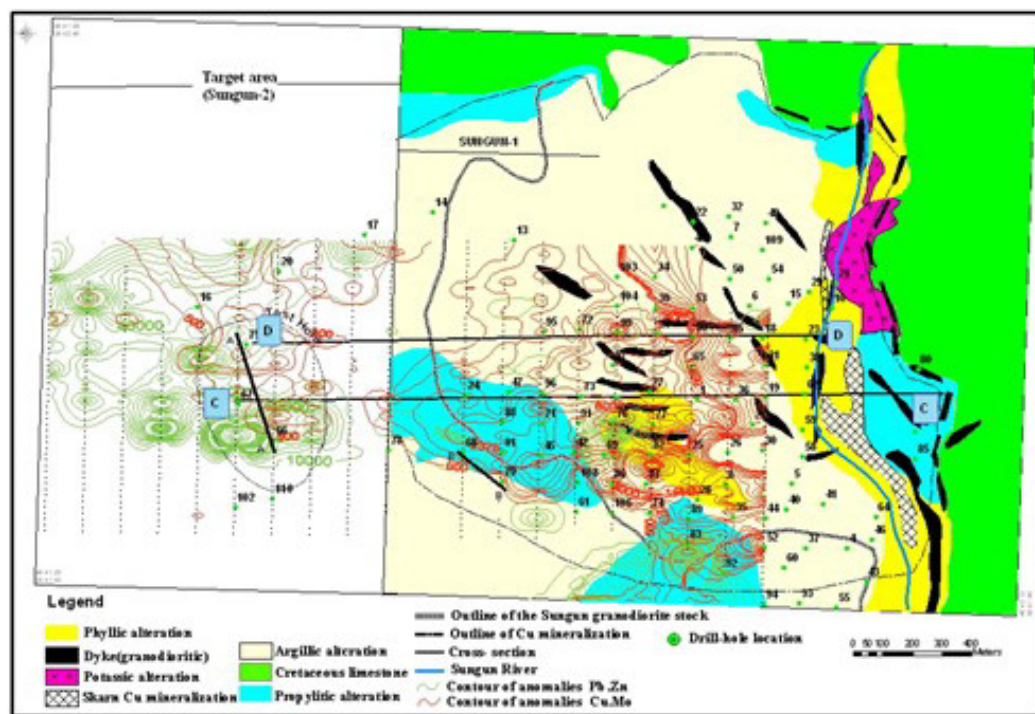


شکل (۲-۴): منظر ژئومورفولوژی ناحیه سونگون-آستامال [Ziaii et. al. , 2008].

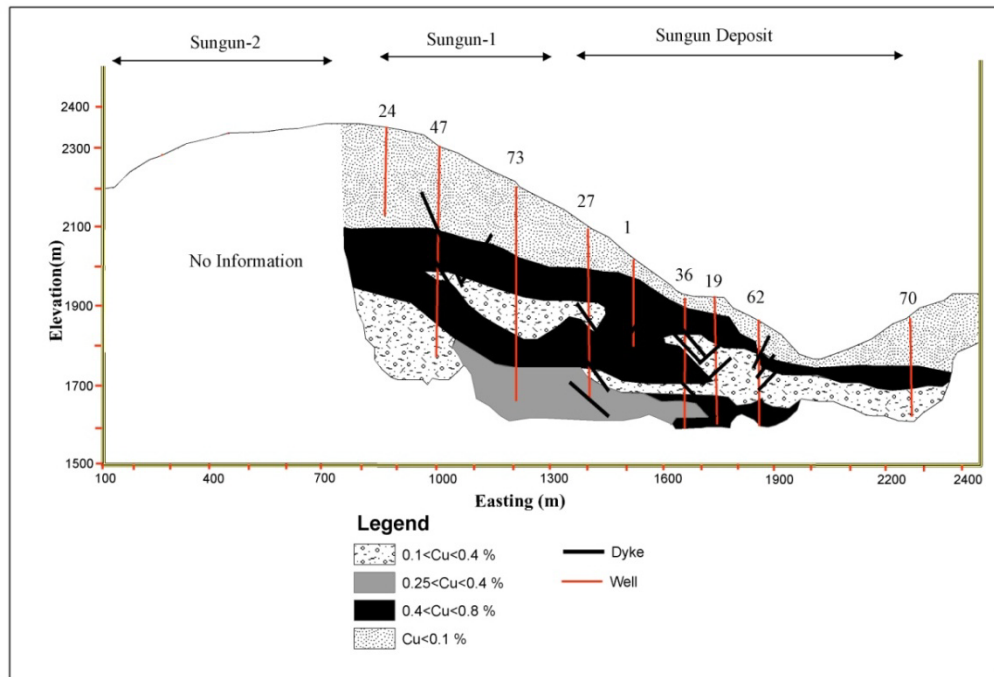


شکل (۲-۵): نمای ۳ بعدی از منطقه معدنی سونگون.

طبق مطالعات هزارخانی (۲۰۰۲) ناحیه سونگون ۲ فاقد پتانسیل معدنی بوده و هیچ اطلاعاتی از این ناحیه ارائه نداده است [Hezarkhani 2002]. شکل (۶-۲) نقشه زمین شناسی و ژئوشیمیایی سونگون را که توسط هزارخانی ارائه شده است را نشان می دهد و شکل (۷-۲) مقطع عرضی C-C موجود در شکل (۶-۲) را نشان می دهد. ولی طبق مطالعات صورت گرفته توسط ضیائی و همکاران (۲۰۰۸) این ناحیه دارای پتانسیل کانی سازی پنهان است. این موضوع در فصل چهارم بیشتر توضیح داده خواهد شد [Ziaii et. al. , 2008].



شکل (۶-۲): نقشه زمین شناسی و ژئوشیمیایی منطقه معدنی سونگون [Hezarkhani 2002].



شکل (۷-۲): مقطع عرضی C-C در ناحیه سونگون (Hezarkhani 2002).

۲-۴- زمین شناسی و متالورژی محدوده معدنی دهسلم

۲-۴-۱- موقعیت جغرافیایی و راههای دسترسی به کانسار

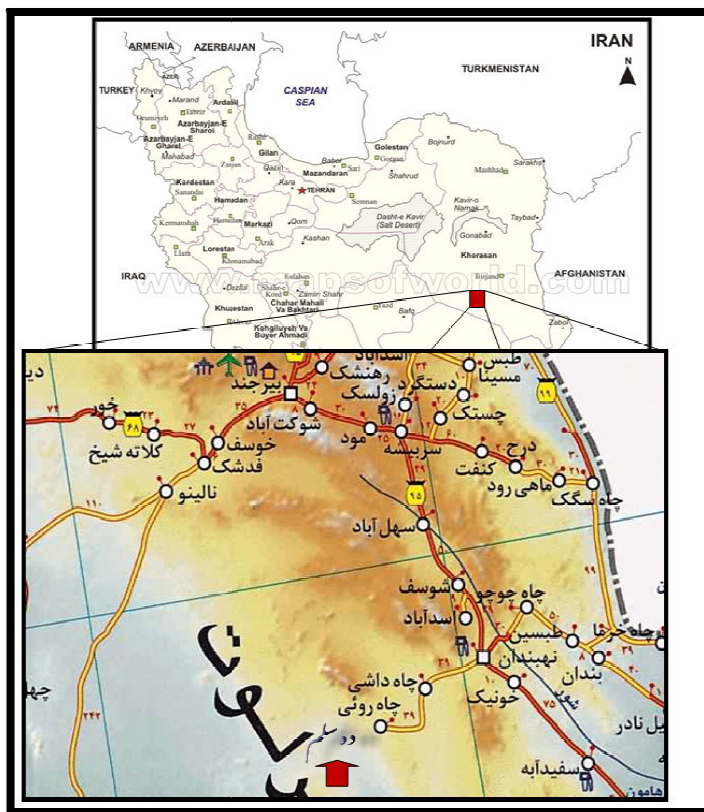
محدوده معدنی دهسلم در شرق ایران در جنوب استان خراسان و در جنوب غرب شهرستان نهبندان واقع شده است و دارای مختصات جغرافیایی در سیستم بین المللی (UTM) به شرح زیر است.

723000mE, 3436000mN - 728000mE, 3436000mN - 728000mE, 3432000mN - 723000mE, 3432000mN

تنها آبادی موجود در این محدوده روستای دهسلم می باشد. راه اصلی دسترسی به منطقه جاده آسفالته نهبندان-چاه داشی-ده سلم می باشد. کانسار در فاصله ۲۴ کیلومتری روستای دهسلم واقع شده است. شکل (۸-۲) موقعیت جغرافیایی و راههای دسترسی به کانسار را نشان می دهد (شرکت مهندسی مشاور صمان کاو ۱۳۸۵).

این منطقه در مجاورت صحرای بزرگ لوت می‌باشد، و دارای آب و هوای نیمه صحرائی و ملایم تا بیابانی گرم و خشک است. دمای آب و هوا در سردترین دما در اسفندماه حدود ۲۵ درجه سانتیگراد است و در گرم‌ترین حالت در اردیبهشت ماه به ۵۵ درجه سانتیگراد می‌رسد. این منطقه دارای بارش متوسط سالانه حدود ۱۰۰ الی ۲۰۰ میلی‌متر می‌باشد. پوشش گیاهی استپی منطقه متنوع بوده، و شامل خارشتر، تلخک، درمنه، گون، مخلصه و ریواس می‌شود (انجمن همکاری ایران و روسیه ۱۳۸۰).

در طول سال بادهای متنوعی در این منطقه می‌وزد که شرایط آب و هوایی را شدیداً تحت تأثیر قرار می‌دهند، که از آن جمله می‌توان به بادهای صد و بیست روزه سیستان در تابستان، بادهای جنوبی و کویری و بادهای غربی و شمالی در زمستان اشاره کرد (انجمن همکاری ایران و روسیه ۱۳۸۰).



شکل (۲-۸): نقشه راه دسترسی به ده‌سلم.

۲-۴-۲- کمر بند متالوژنی ذخایر مس پورفیری حاشیه لوت

بر اساس نتایج محمود ترکیان ۵ فاز کوه‌زائی در ناحیه لوت مرکزی وجود دارد، که به ترتیب عبارتند از [ضیائی، ۱۳۸۰]:

فاز کوه‌زائی کیمیرین قدیمی در تریاس میانی صورت گرفته است و در آن عملکردهای دگرشیبی، متامورفیسم و چین‌خوردگی روی داده است ولی ماگماتیسم بروز نداده است. دگرشیبی در سرخ کوه، متامورفیسم در کمپلکس دگرگونی ده‌سلم و چین‌خوردگی در محدوده شتری مشاهده می‌شود.

فاز کوه‌زائی بین ژوراسیک میانی و بالائی (فاز ماگمائی) در توده نفوذی گرانیتی و گرانودیوریت‌های منطقه سرخ کوه شاه‌کوه و کوه بیدمشک روی داده است و با کانی‌سازی پراکنده مس همراه است.

فاز کوه‌زائی کیمیرین پسین در کرتاسه پائینی صورت گرفته است و با چین‌خوردگی متامورفیسم و بالآمدگی و تغییر رخساره و دگرشیبی همراه است.

فاز کوه‌زائی لارامید در کرتاسه بالائی و پالئوس صورت گرفته است و شامل جای‌گیری و استقرار کالرد ملانژها چین‌خوردگی و دگرشیبی (ناحیه شرق لوت، بالآمدگی (غرب لوت) در خشکی، ماگماتیسم شامل گرانیت‌ها، گرانودیوریت‌ها (مونزونیت‌ها) و ولکانیسم بعد تکتونیک شامل داسیت و غیره است. رسوب‌گذاری مجدد آهک نومولیتی محصول آن می‌باشد.

فاز کوه‌زائی پیرینه در ائوسن-الیگوسن با گسل‌خوردگی، دگرشیبی (لایه‌های قرمزآواری)، ولکانیسم (داسیت، آندزیت و شوشونیت) و کانی‌سازی رگه‌های مس در آندوزیت‌ها (قلعه زری) و رگه‌های سرب و روی در داسیت‌ها همراه می‌باشد.

گرانیت میخ‌کوه احتمالاً در این فاز کوه‌زائی به وجود آمده است که جدیدتر از مونزونیت‌ها می‌باشد و با کانی‌سازی مس، سرب و روی همراه است. لایه‌های سرب و روی مجاور ده‌سلم عملکرد کانی‌سازی این فاز کوه‌زائی را در مجموعه مونزونیت‌ها و آهک‌های اسکارنی شده نشان می‌دهد.

کارشناسان روسی پنج کمر بند مهم مس‌دار ایران را به این شرح بیان کرده‌اند:

کمربند مس‌دار آذربایجان

کمربند مس‌دار زنجان-قزوین

کمربند مس‌دار کاشان-اردستان

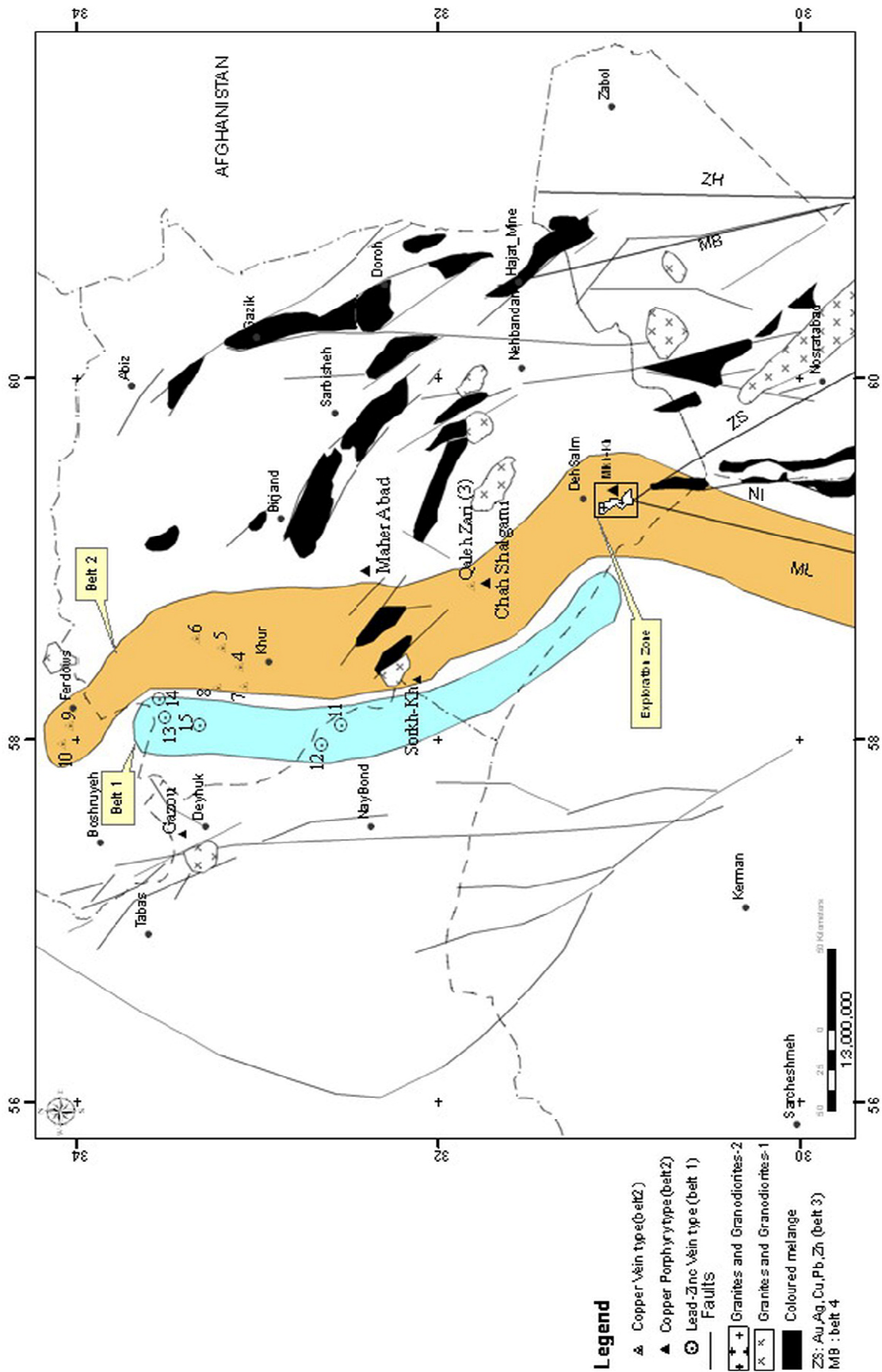
کمربند مس‌دار انارک

کمربند مس‌دار کرمان-رفسنجان

در سال‌های ۱۹۹۸-۱۹۹۹ نقشه‌های متالوژنی جنوب شرق ایران توسط یک کارشناس روسی به نام رومانکو^۱ تهیه شد. همچنین یک کارشناس روسی دیگر به نام سافونوف^۲ در سال ۱۹۹۹ جنوب خراسان را مورد مطالعه قرار داد و حاشیه کویر لوت را برای ذخایر مس معرفی کرد. کمربند متالوژنی ذخایر مس پورفیری از ۳۰ کیلومتری جنوب غرب دهسلم (تپه زرد) شروع شده و به موازات ساختار شمال غرب-جنوب شرق و سپس به طرف جنوب گسترش یافته و در محل میخ کوه به طرف کویر لوت انحراف پیدا کرده است و بیش از ۵۰ کیلومتر طول دارد [Romanko and Sadat, 2000]. بر اساس مطالعات ترکیان مهم‌ترین سازندهای دربرگیرنده کانی‌سازی مس پورفیری جنوب دهسلم، سری ماگمای کالکو آلکان و تئولیت (تیپ ماگمای جزایر قوسی) می‌باشد. این ماگما بیشترین حجم مواد هیدروترمال را نسبت به سایر ماگماها دربردارد و معمولاً برای ذخایر مس پورفیری شاخص است. شکل (۲-۹) نقشه متالوژنی منطقه دهسلم را نشان می‌دهد. کمربند شماره ۱ زون کانی‌سازی مولیبدن-مس و کمربند شماره ۲ زون کانی‌سازی سرب و روی را نشان می‌دهد [Romanko and Sadat, 2000].

^۱ - Romanko

^۲ - Sovonov



شکل (۲-۹) : نقشه متالوژی دهم (ضیائی و همکاران، ۲۰۰۷).

۲-۴-۳- زمین‌شناسی عمومی

گستره نقشه ده‌سلم، بخش جنوبی بلوک لوت خوانده می‌شود. این بلوک خود بخشی از گستره بزرگتر زمین‌ساختی یعنی خردقاره^۱ خاور ایران به شمار می‌رود. بلوک لوت در راستای شمال - جنوب حدود ۹۰۰ کیلومتر و در راستای خاور - باختر تنها ۲۰۰ کیلومتر گسترش دارد. در حاشیه خاوری به وسیله سیستم گسلی نه‌باختری^۲ و رشته کوه‌های خاور ایران، که با آمیزه رنگین همراه هستند، محدود می‌گردد. حاشیه باختری این بلوک به تقریب در امتداد سطح صاف توسط گسل‌نای‌بند بریده شده است (شرکت مهندسی مشاور صمان کاو ۱۳۸۵).

نوار دگرگونه ده‌سلم با حدود ۹۰ کیلومتر درازا و ۱۷ کیلومتر پهنا در بخش خاوری ورقه ده-سلم رخنمون داشته و از دوسری سنگ‌های دگرگونه تشکیل یافته است.

بخش کهن‌تر دگرگونه شامل میکاشیست، کوارتزیت، مرمر، آمفیبول شیست که از نظر زمانی به علت شباهت‌هایی با سازندهای سردر و جمال به سن کربنیفر تا پرمین نسبت داده شده و زمان دگرگونی آن از طریق سن‌سنجی به روش روبیدیم - استرانسیم معادل ۲۰۶ تا ۲۰۹ میلیون سال و با رخداد زمین‌ساختی سیمین پیشین هم زمان دانسته‌اند.

بخش دوم دگرگونی شامل تناوبی از میکاشیست، مرمر، سیریسیت شیست گارنت دار و آمفیبول شیست است که به تدریج به توالی اسلیت و سنگ ماسه تبدیل می‌شود. زمان دگرگونی بخش جوانتر توسط کرافورد (۱۹۷۲) با روش روبیدیم - استرانسیم ۱۶۵ میلیون سال یعنی به رخداد زمین‌ساختی سیمین پسین نسبت داده شده است.

از دیگر رخنمون‌های سنگی که در همسایگی این منطقه وجود دارد شامل گستره سنگ‌های آتشفشانی ائوسن و ماگماتیسیم الیگوسن می‌باشد.

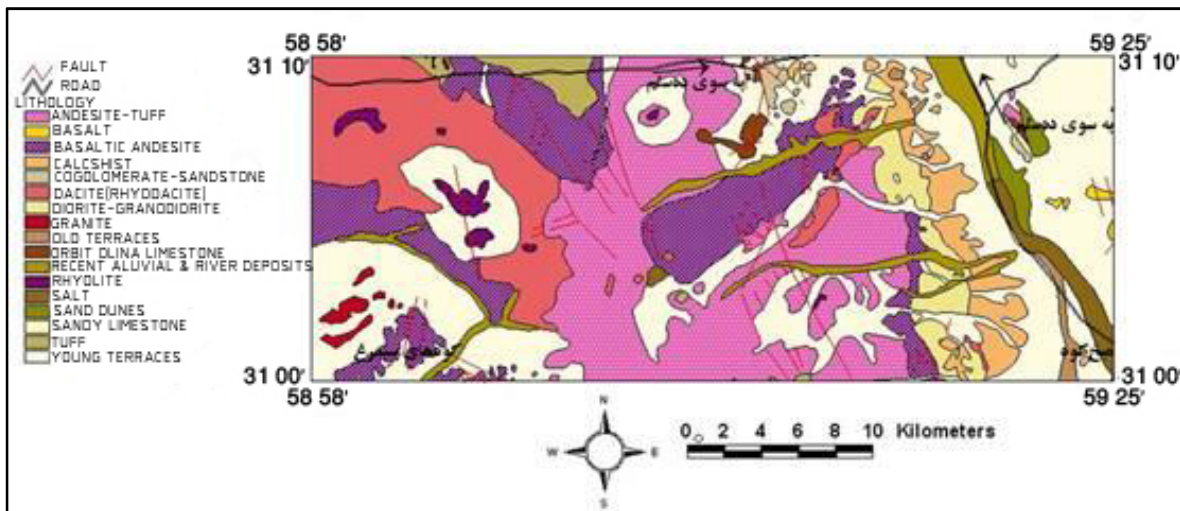
¹ - micro continent
² - West - Neh fault

۲-۴-۴- زمین‌شناسی و چینه‌شناسی پیرامون کانسار

محدوده مورد مطالعه در حقیقت بخش بسیار کوچکی از نقشه‌های زمین‌شناسی به مقیاس ۱:۲۵۰۰۰۰ و ۱:۱۰۰۰۰۰ ده سلم را به خود اختصاص داده است. نقشه‌های مورد سخن توسط سازمان زمین‌شناسی و اکتشافات معدنی کشور به ترتیب در سال‌های ۱۳۷۱ و ۱۳۸۴ شمسی تهیه، چاپ و منتشر شده است. نقشه ۱:۲۵۰۰۰۰ آن در شکل (۲-۱۰) آمده است. در عرصه زمین‌شناسی پیرامون کانسار، کهن‌ترین واحدهای سنگی پالئوزوئیک، مزوزوئیک در شمال خاوری ده سلم و سپس واحدهای سنگی آتشفشانی-رسوبی در دیگر نقاط پیرامون کانسار است که در جنوب توسط توده‌های نفوذی با ترکیب گرانیتی تا گرانودیوریتی تحت نفوذ قرار گرفته‌اند [شرکت مهندسی مشاور صمان کاو، ۱۳۸۵].

واحدهای سنگی وابسته به پالئوزوئیک شامل هم‌ارزهای سازند سردر در کربونيفر، جمال در پرمین بالایی، سازند نای‌بند در تریاس و رسوبات تخریبی از سازند شمشک است که تا حدودی تحت تأثیر دگرگونی ناحیه‌ای واقع شده‌اند. واحدهای کرتاسه عموماً کربناتی هستند که با واحد کنگلومرایی در پایه با یک ناپیوستگی تکتونیکی روی رسوبات کهن‌تر قرار می‌گیرند.

دشت گلوگاه که دهستان ده سلم تقریباً در حاشیه خاوری-مرکزی آن واقع است دو واحد کربناتی واقع در شمال خاوری و مجموعه سنگ‌های آتشفشانی-رسوبی ائوسن در جنوب باختری را از یکدیگر تفکیک نموده، ضمن اینکه توده نفوذی با ترکیب گرانیتی تا گرانودیوریتی مجموعه ولکانیکی را همراهی می‌کند.



شکل (۲-۱۰): نقشه زمین شناسی منطقه (پایگاه داده های علوم زمین ۱۳۸۷).

۲-۴-۵- زمین شناسی ساختمانی و گسلش در پیرامون کانسار

کوه‌های شتری به صورت باریکه‌ای با راستای شمالی-جنوبی در قسمت باختری آن رخنمون داشته و آن را به دو قسمت تقسیم می‌کند. در قسمت خاوری کوه‌های شتری یا لوت اصلی نیز سنگ‌های آتشفشانی دوره ائوسن و جدیدتر رخنمون داشته که ضخامت آنها را ۲۰۰۰ تا ۳۰۰۰ متر تخمین زده‌اند. ناحیه مورد بررسی در بلوک لوت و بخش خاوری کوه‌های شتری واقع شده است [شرکت مهندسی مشاور صمان کاو، ۱۳۸۵].

پهنه ساختاری بلوک لوت در ادوار مختلف زمین‌شناسی رخدادهای زمین ساختی بر آنها تأثیرگذار بوده است. از جمله کهن ترین این رخدادهای می توان به رخداد تریاس بالایی-ژوراسیک (سیمرین پیشین) اشاره نمود که ردیف‌های رسوبی متناسب به سازندهای سردر و جمال را دگرگون و دگرشکل ساخته است. سن این رویداد ۲۰۶ یا ۲۰۹ میلیون سال تعیین شده که همزمان با تریاس بالایی است. پیدایش تورق و میلونیتی‌شدن سنگ‌ها از جمله اثرات این حادثه زمین‌ساختی می‌باشند.

رخداد فشاری زمین‌شناسی مجموعه رسوبی سازندهای نای‌بند و شمشک را دگرگون نموده است. افزون بر آن موجب بروز حادثه دگرگونی قهقرایی و به احتمال بودینه شدن آمفیبول شیست‌های سری دگرگونی قبلی شده است.

زمان این رخداد که با ماگماتیسم شاهکوه همراه است به سیمین پسین نسبت داده شده است. در کرتاسه زیرین با پیشروی دریا رسوبات آواری-کربناته به صورت دگرشیب سنگ‌های دگرگونی و قدیمی‌تر را می‌پوشانند. چین خوردگی و گسلش در واحدهای سنگی موجود در راستای شمال باختری-جنوب خاوری عملکرد رخداد زمین‌ساختی اواخر کرتاسه-لارامید محسوب می‌شود. رخداد زمین‌ساختی ائوسن پایانی-الیگوسن زیرین (پیرنه) نیز این منطقه را متأثر ساخته است. سنگ‌های آتشفشانی دچار چین‌خوردگی شده‌اند، توده‌های گرانیتوئیدی در باختر و جنوب ده‌سلم در داخل سنگ‌های آهکی کرتاسه و سنگ‌های آتشفشانی نفوذ کرده و آنها را متأثر ساخته است.

مراحل مختلف چین‌خوردگی حاصل عملکرد رخدادهای چندگانه یادشده موجب چین‌خوردگی و تورق سنگ‌های دگرگونی شده‌اند و بالاخره تکاپوی آتشفشانی بازالتی جوان و پدیده‌های ریخت‌شناسی عهد حاضر و چشم‌اندازهای زمین‌شناسی کنونی را می‌توان حاصل رخداد پلیوکواترن و آخرین جنبش‌های آلپ پایانی به حساب آورد.

گسل‌های اصلی در پیرامون کانسار عموماً از راستای شمالی-جنوبی که گاه به سوی شمال باختری انحراف نشان می‌دهند، تبعیت می‌نماید. یک‌سری گسله‌های پهناور با راستای شمال شرقی- جنوب غربی که معمولاً جوان‌تر از گسله‌های دسته اول می‌باشند، شکستگی‌های نوع اول را قطع نموده و از آنها جوانتر هستند.

۲-۴-۶- ریخت کانسار، کانی‌سازی و منشأ در پیرامون کانسار

با توجه به شواهد موجود و بررسی‌های صحرایی، تیپ کانی‌سازی‌ها در لوت اصلی از راستای شمالی-جنوبی، شمال، شمال باختری و جنوب، جنوب خاوری تبعیت نموده و تقریباً می‌توان کانی‌سازی‌های واقع در مناطق قلعه زری، سه چنگی، چاه پالون، چاه کلب و چاه شلغمی را هم ارز کانی‌سازی در محدوده مورد مطالعه به حساب آورد [شرکت مهندسی مشاور صمان کاو، ۱۳۸۵].

کانسارهای سرب و روی در لوت مرکزی به سنگ‌های داسیتی وابسته‌اند در حالی که کانه‌های مس درون سنگ‌های آندزیتی و نیم ژرف معمولاً دیده شده است.

در ناحیه قلعه زری و چاه شلغمی سنگ درونگیر کانه‌ها، سنگ‌های آندزیتی با بلورهای درشت و میزبان کانی‌سازی همچنان شیره‌های سیلیسی حاوی ترکیبات آهن‌دار است. در ناحیه سه چنگی و چاه پالون نیز به همان صورت قابل مشاهده است، مناطق تکتونیکی، زون‌های تولیدمثلی و خرد شده، درزه‌ها و شکستگی‌ها نیز مناسب‌ترین مکان برای میزبانی و جای‌گیری محلول‌های باردار به حساب می‌آیند.

ریخت کانسار عموماً رگه‌ای و خوراک خود را از محلول‌های باردار و تأخیری محصول مراحل انتهایی تحول ماگما در مناطق همجوار تأمین نموده که معمولاً زمان جای‌گیری در سنگ میزبان به الیگوسن و پی آمد رخداد پیرنه نسبت داده شده است [شرکت مهندسی مشاور صمان کاو، ۱۳۸۵]. محدوده دهسلم و نواحی همجوار آن از نظر توانمندی اقتصادی از اهمیت خاصی برخوردار است. از جمله این قابلیت‌ها می‌توان از آندالوزیت و گارنت در شمال خاوری دهسلم نام برد. در سر جاده دهسلم به نهبندان پلاسره‌های گروندار به چشم می‌خورد که در خور توجه است.

قلعه شاهکوه از دیگر پتانسیل‌های منطقه است که عموماً در رگه‌های کوارتز و تورمالین‌دار مرتبط با ماگماتیسیم الیگوسن از دیرباز مورد توجه بوده و مطالعات اکتشافی زیادی بر آن انجام شده است. تعدادی نشانه معدنی در شمال‌غربی دهسلم در محل گسل در درون اسکارن‌ها با تشکیل کربنات مس همراه است که کم اهمیت می‌باشد.

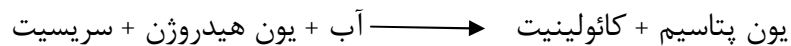
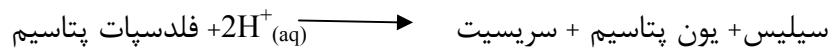
۲-۴-۷- دگرسانی‌ها

عمده دگرسانی‌های موجود در منطقه دهسلم شامل دگرسانی‌های بیوتیتی شدن، سریسیتی-سیلیسی شدن، آرژیلیتی شدن و پروپلیتی شدن می‌شود [ضیائی، ۱۳۸۰].

I. دگرسانی بیوتیتی شدن: کانی‌های اولیه آمفیبول در گرانودیوریت میخ‌کوه تحت تأثیر آب‌های ماگمایی غنی از کاتیون‌های K^+ و مواد دیگر به بیوتیت تبدیل شده است و به همراه خود کانی‌های اوپک آزاد نموده است. این دگرسانی در منطقه دهسلم در سنگ‌های آذرین زینولیت، مونزوگابروئی، گرانودیوریت تولیدمثلی، گرانیتی و مونزونیت-کوارتز دار مشاهده می‌شود.

II. دگرسانی سریسیتی-سیلیسی شدن: این دگرسانی از ترکیب سریسیت و

فلدسپات‌های پتاسیم‌دار با هیدروژن تشکیل می‌شود و مهمترین کانی‌های آن کوارتز، سریسیت و پیریت می‌باشد. واکنش‌های ذیل نشان دهنده این دگرسانی هستند:



در منطقه معدنی ده‌سلم این دگرسانی در موزونیت‌ها مشاهده می‌شود. معمولاً ذخایر ولفرام-مولیبدن، در زون دگرسانی سریسیتی آنومالی عنصر ولفرام مشاهده می‌شود و در عمق بیش از ۴۰۰ متری آنومالی مولیبدن واقع می‌شود. آنومالی ولفرام در حد ۱٪ در این دگرسانی واقع در منطقه معدنی ده‌سلم مشاهده شده است که می‌تواند نشانه‌ای از وجود مولیبدن در عمق باشد.

III. دگرسانی آرژیلیتی: در این دگرسانی، حضور بیشتر کانی‌های سریسیت-کائولینیت، مونت-

موریونیت به همراه توده‌های نفوذی موزودیوریت و گرانودیوریت مشاهده می‌شود. این دگرسانی در جنوب کوه رادو در سنگ‌های متاریولیتی مشاهده می‌شود.

IV. دگرسانی پروپلیتی: مجموعه‌ای از دگرسانی‌های کلریتی اپیدوتی و کربناتی شدن در جنوب

ده‌سلم در بالای زون آرژیلیتی مشاهده می‌گردد. در سنگ‌های موزودیوریتی، مهمترین دگرسانی پروپلیتی از نوع کربناتی شدن مشاهده می‌شود.

فصل سوم:

مقدمه ای بر شبکه های عصبی و تئوری فازی

۳-۱- مقدمه

محاسبات نرم^۱ نوع جدیدی از محاسبات است که تحت عناوین دیگری نظیر هوش مصنوعی^۲، هوش محاسباتی^۳ و هوش مجازی^۴ نیز نامیده می‌شود. از میان نام‌های فوق، هوش مصنوعی فراگیرتر است. این بدین خاطر است که هوش مصنوعی به لحاظ تاریخی از سیستم‌های خبره مبتنی بر پایگاه قواعد نشأت می‌گیرد و امروزه به طور مشابه برای سیستم‌های خبره به کار می‌رود. اما بسیاری معتقد هستند که عنوان محاسبات نرم مناسب‌تر است [Mohaghegh, 2000].

روش محاسبات نرم یا همان هوش مصنوعی مجموعه‌ای از روش‌های تحلیلی هستند که سعی بر تقلید از زندگی بشری دارند. شبکه‌های عصبی مصنوعی، برنامه‌نویسی تکاملی و منطق فازی، روش‌هایی هستند که به عنوان هوش مصنوعی طبقه‌بندی می‌شوند. این روش‌ها دارای یک یا چند ویژگی استدلال نظیر تعمیم، اکتشاف، اتحاد و انتزاع هستند. در دهه اخیر از هوش مصنوعی به عنوان ابزاری تحلیلی برای حل مسائلی که قبلاً مشکل یا لاینحل بوده‌اند، استفاده شده است. روند کنونی نشان می‌دهد که کاربرد این روش‌ها روبه‌فزونی بوده و به خوبی ترکیب آنها با روش‌های سنتی نظیر روش‌های آماری، می‌تواند برای ساخت سیستم پیشرفته‌ای برای حل مسائل رقابتی به کار رود. امروزه هوش مصنوعی در بسیاری از زمینه‌ها نظیر، تشخیص طبی، تشخیص کلاهبرداری از کارت‌های اعتباری، موافقت قرض‌های بانکی، سیستم‌های زیرزمینی، حمل و نقل اتوماتیک، سیستم‌های راهبری رباتیک و بسیاری دیگر می‌باشد. در علوم زمین از این ابزارها برای حل مسائلی در زمینه‌های ژئوفیزیک، ژئوشیمی، تفسیر داده‌های لرزه‌ای و دیگر زمینه‌های زمین‌شناسی و

¹ - soft computations

² - synthetic intelligence

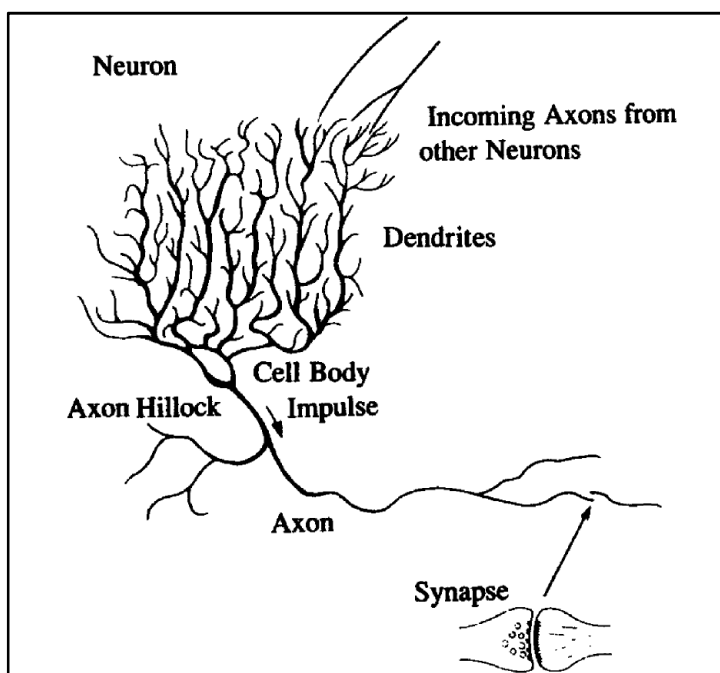
³ - computational intelligence

⁴ - virtual intelligence

همچنین در صنایع نفت و گاز نظیر تحلیل فشار، تفسیر لاگ‌های چاه‌پیمائی، مشخصات مخزن و غیره به کار می‌روند [Mohaghegh, 2000].

۲-۳- شبکه‌های عصبی مصنوعی^۱

شبکه‌های عصبی مصنوعی، یک مدل ریاضی الهام گرفته از مغز انسان است که سعی در تقلید از مغز انسان را دارد تا توان یادگیری و تجزیه و تحلیل عمومی مسائل را دارا باشد. از این‌رو می‌توان گفت که یک شبکه عصبی مصنوعی از یک سری پردازشگر موازی تشکیل شده است که استعداد ذاتی برای ذخیره اطلاعات تجربی و به کارگیری آنها را داراست و دست‌کم از دو بابت شبیه به مغز انسان عمل می‌کند: (۱) مرحله یادگیری، که وظیفه اصلی شبکه است و (۲) وزن‌های سیناپسی که برای ذخیره دانش به کار می‌روند. شکل (۱-۳) نمائی شماتیک از یک نرون بیولوژیکی را نشان می‌دهد.



شکل (۱-۳): نمائی شماتیک یک نرون بیولوژیکی [Lim, 2005].

^۱ - Artificial Neural Networks

تعداد زمینه‌های کاربردی از توان شبکه‌های عصبی در حل مسائل گوناگون، اهمیت و کارایی به‌کارگیری شبکه‌های عصبی را نشان می‌دهد. برخی از این کاربردها که از شبکه‌های عصبی برای حل آنها استفاده می‌شود، عبارتند از [Engelbrecht, 2002]:

طبقه‌بندی، که هدف تخمین طبقه (کلاس) بردارهای ورودی است؛

تطبیق الگو، که هدف آن تولید الگوئی است که بهترین همبستگی را با بردار ورودی داشته باشد؛

تکمیل الگو، که هدف آن تکمیل کردن قسمت‌های از دست رفته بردار ورودی است؛
بهینه‌سازی، که هدف از آن یافتن بهینه‌ترین مقادیر پارامترها در یک مسئله بهینه‌سازی است؛

کنترل، که یک بردار ورودی ارائه شده، یک عمل مناسب را درخواست می‌کند؛
تخمین تابع/مدل‌سازی سری زمانی، که هدف از آن آموزش دادن روابط تابعی بین بردار ورودی و بردار خروجی مطلوب است؛

استخراج اطلاعات^۱، که هدف از آن کشف الگوهای پنهان از داده‌ها است - همچنین تحت عنوان کشف دانش نیز ارجا داده می‌شود.

یک شبکه عصبی اصولاً یک نگاشت غیرخطی از فضای R^I به فضای R^K می‌باشد:

$$F_{NN}: R^I \rightarrow R^K \quad (۱-۳)$$

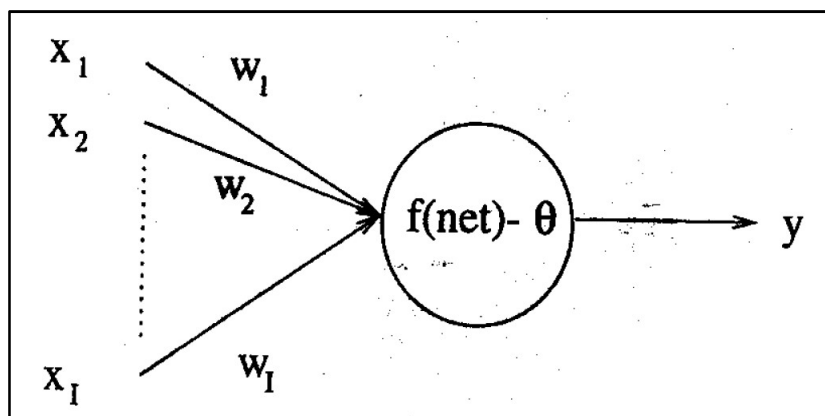
که I و K به ترتیب بعد بردارهای ورودی و خروجی هستند. تابع F_{NN} معمولاً یک تابع پیچیده‌ای از مجموعه توابع غیرخطی است، که در آن هر نرون شبکه یک تابع غیرخطی تعریف می‌شود.

^۱ - Data Mining

۳-۲-۱- نرون مصنوعی^۱

یک نرون مصنوعی، یک نگاشت غیرخطی از فضای R^I به فضای $[0, 1]$ یا $[-1, 1]$ می‌باشد که وابسته به نوع تابع فعال‌سازی به کارگرفته شده است. که در آن I تعداد سیگنال‌های ورودی به نرون مصنوعی می‌باشد. شکل (۲-۳) نمای شماتیک یک نرون مصنوعی را نشان می‌دهد [Engelbrecht, 2002].

نرون مصنوعی، سیگنال ورودی $\vec{X} = (x_1, x_2, \dots, x_I)$ را دریافت می‌کند، هر سیگنال ورودی x_i به وسیله w_i وزن‌دار می‌شود. سپس توسط تابع فعال‌سازی خروجی نرون محاسبه می‌شود. سیگنال خروجی سپس تحت تأثیر حد آستانه θ قرار می‌گیرد، که بایاس^۲ نامیده می‌شود.



شکل (۲-۳): نمای شماتیک یک نرون مصنوعی [Engelbrecht, 2002].

۳-۲-۱-۱- محاسبه سیگنال ورودی

سیگنال ورودی به نرون مصنوعی معمولاً توسط جمع وزنی تمام ورودی‌ها صورت می‌گیرد:

$$net = \sum_{i=1}^I x_i w_i \quad (2-3)$$

¹ -Artificial neuron

² -Bias

نرون‌های مصنوعی که ورودی نرون را توسط جمع وزنی ورودی‌ها محاسبه می‌کنند، واحدهای تجمعی^۱ می‌نامند (SU). روش جایگزین دیگری وجود دارد که به سیگنال ورودی به نرون را با استفاده از واحدهای ضربی^۲ (PU) محاسبه می‌کند، یعنی:

$$net = \prod_{i=1}^n x_i^{w_i} \quad (3-3)$$

واحدهای ضربی، ترکیبات مرتبه بالا از ورودی‌ها را فراهم می‌کنند و دارای مزیت افزایش ظرفیت اطلاعات هستند.

۳-۲-۱-۲-۳- توابع فعال‌سازی

تابع فعال‌سازی سیگنال ورودی و بایاس را دریافت می‌کند و خروجی نرون را تعیین می‌کند. انواع مختلفی از توابع فعال‌سازی را می‌توان به‌کاربرد. به‌طور معمول، توابع فعال‌سازی، توابع افزایشی یکنواخت می‌باشند. چند مورد از توابع فعال‌سازی متداول در ذیل آمده است [Engelbrecht, 2002]:

تابع خطی شکل (۳-۳-ا)

$$f_{AN}(net - \theta) = \beta(net - \theta) \quad (4-3)$$

تابع پلکانی شکل (۳-۳-ب)

$$f_{AN}(net - \theta) = \begin{cases} \beta_1 & , net \geq \theta \\ \beta_2 & , net < \theta \end{cases} \quad (5-3)$$

تابع رمپ شکل (۳-۳-ج)

$$f_{AN}(net - \theta) = \begin{cases} \beta & , net \geq \beta \\ net - \theta & |net - \theta| < \beta \\ -\beta & , net \leq -\beta \end{cases} \quad (6-3)$$

تابع سیگموئیدی شکل (۳-۳-د)

$$f_{AN}(net - \theta) = \frac{1}{1 + e^{-\lambda(net - \theta)}} \quad (7-3)$$

^۱ -Summation Units

^۲ -Product Units

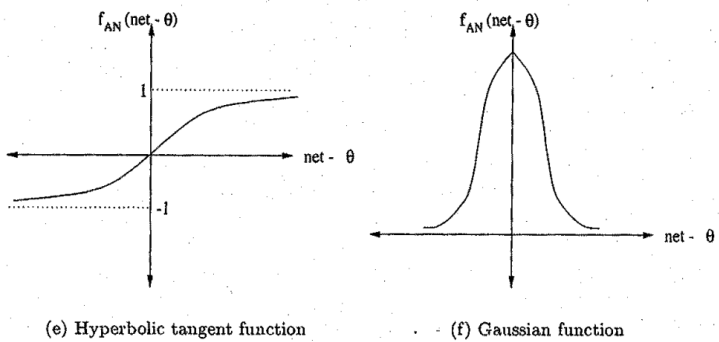
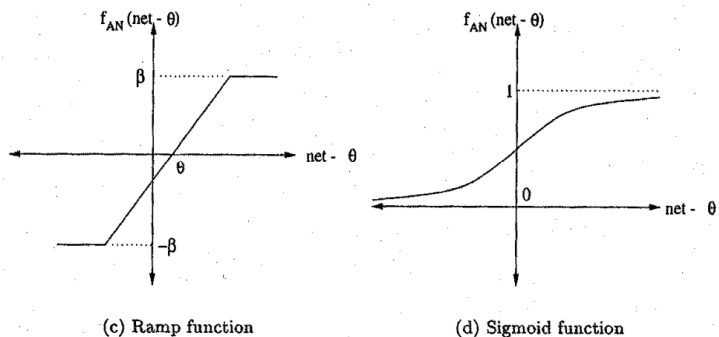
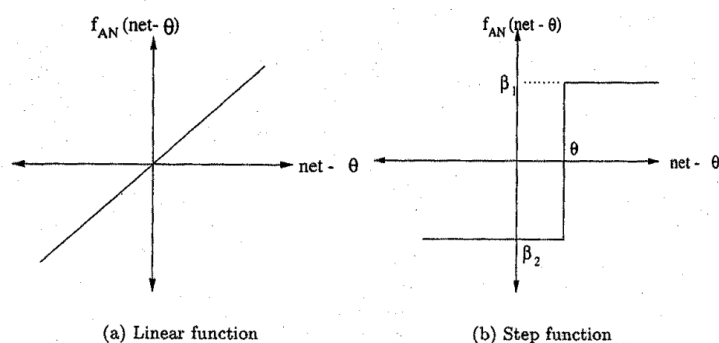
تانزانته هیپربولیک شکل (e-3-3)

$$f_{AN}(\text{net} - \theta) = \frac{e^{\lambda(\text{net}-\theta)} - e^{-\lambda(\text{net}-\theta)}}{e^{\lambda(\text{net}-\theta)} + e^{-\lambda(\text{net}-\theta)}} \quad (8-3)$$

$$f_{AN}(\text{net} - \theta) = \frac{2}{1 + e^{-\lambda(\text{net}-\theta)}} - 1 \quad \text{یا}$$

تابع گوسین شکل (f-3-3)

$$f_{AN}(\text{net} - \theta) = e^{-(\text{net}-\theta)^2 / \sigma^2} \quad (9-3)$$



شکل (3-3): توابع فعال سازی [Engelbrecht, 2002].

۳-۲-۱-۳- آموزش نرون مصنوعی

اکنون این سؤال باقی می‌ماند که چگونه مقادیر اوزان و بایاس را تعیین کنیم؟ جواب این است که با استفاده از آموزش نرون بهترین مقادیر اوزان و بایاس را تعیین می‌کنیم. آموزش عبارت است از تنظیم مقادیر اوزان و حدآستانه، طوری که معیار بحرانی ارضاء گردد. سه نوع اصلی آموزش عبارتند از [Engelbrecht, 2002]:

آموزش تحت ناظر^۱، که نرون با استفاده از یک مجموعه داده شامل بردارهای ورودی و هدف (خروجی مطلوب) تهیه می‌گردد. به این مجموعه داده عنوان داده آموزشی اطلاق می‌گردد. هدف از این نوع آموزش این است که مقادیر اوزان طوری تنظیم گردد که خطای بین خروجی نرون و هدف کمینه گردد.

آموزش بدون ناظر^۲، که هدف از آن پوشاندن تمام الگوها یا خصوصیات داده‌های ورودی بدون هیچ منبع خارجی می‌باشد. آموزش بدون ناظر اصولاً خوشه‌بندی الگوهای آموزشی را نشان می‌دهد.

آموزش رقابتی^۳، که هدف از آن تشویق نرون برای انجام فعالیت خوب است، و نرون را برای عملکرد بد جریمه می‌کند.

۳-۲-۲- شبکه‌های عصبی با آموزش تحت ناظر

نرون‌های تنها دارای محدودیت‌هائی در یادگیری انواع توابع هستند. یک نرون تنها، فقط دارای قابلیت جداسازی خطی می‌باشد و توان حل مسائل غیرخطی را ندارد. برای حل مسائل غیر خطی نیاز به لایه‌ای از نرون‌ها می‌باشد. آموزش این شبکه لایه‌ای بسیار پیچیده‌تر از یک نرون تنها می‌باشد، آموزش می‌تواند باناظر، بدون ناظر و یا تشویقی باشد [Engelbrecht, 2002].

¹ - Supervised training
² - Unsupervised training
³ - Reinforcement training

آموزش با ناظر نیاز به یک مجموعه داده آموزشی دارد که شامل بردار ورودی و بردار هدف وابسته به بردار خروجی می‌شود. بردار هدف به عنوان معیاری برای میزان خوب آموزش یافتگی شبکه در نظر گرفته می‌شود، و آن برای تنظیم اوزان و بایاس برای غلبه بر خطا هدایت می‌گردد. انواع مختلفی از شبکه‌هایی که باناظر آموزش داده می‌شوند، وجود دارند که برخی از آنها عبارتند از: شبکه‌های عصبی چندلایه استاندارد^۱، شبکه‌های عصبی دارای پیوند تابعی^۲، شبکه‌های عصبی بازگشتی ساده^۳، شبکه‌های عصبی با تأخیر زمانی^۴ و شبکه‌های عصبی واحد ضربی^۵. از میان شبکه‌های فوق‌الذکر تنها به شبکه‌های چندلایه پرداخته می‌شود، که دارای کاربرد بیشتری است.

۱-۲-۲-۳- شبکه‌های عصبی چندلایه^۶

شبکه‌های چند لایه (MLP) از نوع شبکه‌های پیشخور^۷ هستند. این شبکه‌ها دارای ارتباط یک‌طرفه بین یک لایه با لایه‌های مجاور از سمت لایه ورودی به لایه خروجی هستند. این شبکه‌ها دارای یک لایه ورودی، یک لایه خروجی و یک یا چندلایه میانی یا پنهان می‌باشد. وجود این لایه پنهان توان شبکه را در حل مسائل پیچیده را بالا می‌برد. یک شبکه پیشخور استاندارد دارای اتصالات کامل و خطی بین تمام نرون‌های یک لایه با لایه بعدی خود است و هیچ اتصالی بین لایه‌های غیرمجاور وجود ندارد. شکل (۳-۴) نمای یک شبکه MLP را نشان می‌دهد [Engelbrecht, 2002].

۲-۲-۲-۳- میزان کارایی^۸

کارایی مهمترین عامل در طراحی شبکه‌های عصبی است. میزان کارایی شبکه عصبی به میزان دقت، مشخصات پیچیدگی و همگرا بودن شبکه عصبی بستگی دارد.

¹ -Standard multilayer's NNs
² -Functional link NNs
³ -Simple recurrent NNs
⁴ -Time-delay NNs
⁵ -Product unit NNs
⁶ - Multiple Layer Perceptron
⁷ - Feedforward networks
⁸ - Performance issue

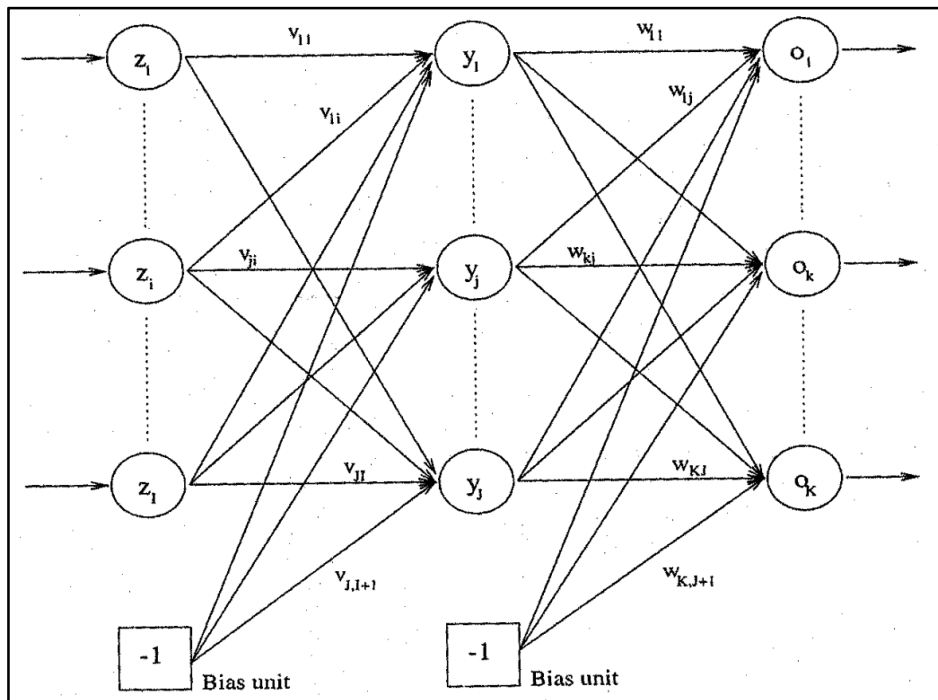
دقت^۱

دقت عبارت است، میزان تطابق بردار ورودی و خروجی شبکه عصبی. متداولترین تابع اندازه-گیری میزان دقت شبکه عصبی، تابع میانگین مربع خطا^۲ (MSE) می‌باشد، که در تابع ذیل شرح داده شده است:

$$MSE = \frac{\sum_{p=1}^P \sum_{k=1}^K (t_{kp} - o_{kp})^2}{PK} \quad (۱۰-۳)$$

که P تعداد کل الگوهای آموزشی، K تعداد واحدهای خروجی، t خروجی مطلوب و o خروجی شبکه می‌باشند. تابع دیگری که به جای MSE می‌توان استفاده کرد، تابع جمع مربع خطا^۳ (SSE) است. تابع ذیل آنرا شرح می‌دهد:

$$SSE = \sum_{p=1}^P \sum_{k=1}^K (t_{kp} - o_{kp})^2 \quad (۱۱-۳)$$



شکل (۳-۴): نمای یک شبکه عصبی مصنوعی پیشخور سه لایه [Engelbrecht, 2002].

¹ - Accuracy
² - Mean Squared Error
³ - Sum Squared Error

برای اندازه‌گیری میزان دقت مسائل طبقه‌بندی، نیاز به تابع دیگری است. زیرا در برخی مواقع MSE به تنهایی قادر به اندازه‌گیری میزان خطا را ندارد. دلیل این امر آن است که، شبکه ممکن است دارای واحدهای خوب طبقه‌بندی شده باشد اما MSE میزان بالائی را نشان دهد. در این مسائل میزان تشابه بردار خروجی مطلوب و خروجی شبکه کارگشا است. بدین منظور، می‌توان از تابع ذیل استفاده کرد:

$$(o \geq t - \theta) \text{ and } (o \leq t + \theta) \quad (12-3)$$

که 0 بردار خروجی شبکه، t بردار هدف و $\theta \in [0,0.5]$ میزان تلورانس مطلوب است. لازم به ذکر است که تابع فوق تنها برای شبکه‌هایی که از توابع فعال‌سازی پیوسته استفاده می‌کنند، دارای کاربرد است.

اندازه‌گیری دیگری که می‌توان برای تعیین میزان دقت به کاربرد، ضریب همبستگی بین بردار ورودی و خروجی است، که در ذیل آمده است:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}) \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})}{\sigma_x \sigma_y} \quad (13-3)$$

که x_i و y_i مشاهدات هستند، \bar{x} و \bar{y} به ترتیب میانگین مشاهدات x_i و y_i هستند و σ_x و σ_y به ترتیب انحراف معیار مشاهدات x_i و y_i هستند.

پیچیدگی^۱

پیچیدگی محاسبات شبکه عصبی به طور مستقیم تحت تأثیر عوامل زیر قرار می‌گیرد:

- ساختار شبکه
- اندازه مجموعه آموزشی
- پیچیدگی روش بهینه‌سازی

عوامل فوق به نوبه خود بر روی پیچیدگی شبکه عصبی تأثیر می‌گذارند.

¹ - Complexity

همگرایی^۱

شاخصه همگرایی شبکه عصبی با توان شبکه در همگرا شدن به سطح خاصی از خطا قابل اندازه‌گیری است. این مقدار با تعداد دفعات تکرار شبکه شرح داده می‌شود.

۳-۲-۳- شبکه‌های عصبی با آموزش بدون ناظر

یک خصوصیت مهم شبکه‌های عصبی، قابلیت یادگیری آنها از فضای پیرامونشان است. علاوه بر شبکه‌های عصبی تحت ناظر یا معلم، که نگاشت تابعی بین بردار ورودی و خروجی است، نوع دیگری از شبکه‌های عصبی که به شبکه‌های بدون ناظر مرسوم هستند، بدون کمک گرفتن از هیچ آموزنده‌ای الگوها یا خصوصیات داده‌های ورودی را کشف می‌کند و اساساً فضای داده‌های ورودی را خوشه‌بندی می‌کند [Engelbrecht, 2002].

این شبکه‌ها که به شبکه‌های مبتنی بر حافظه نیز موسوم هستند، معمولاً دارای دو لایه هستند که که موضوع آنها تنظیم اوزان به نحوی است که شبکه بتواند الگوهای وابسته را بدون کمک از آموزنده ذخیره کند. توسعه این شبکه‌ها اصولاً الهام گرفته از مطالعه بر روی ارگانیسم‌های بینائی و شنوائی پستانداران می‌باشد.

برای به دست آوردن الگوهای داده‌های ورودی به وسیله این شبکه‌ها می‌توان از قوانینی نظیر قانون آموزش هب^۲، قانون آموزش اجزای اصلی^۳، آموزش بردار پله‌ای^۴، نگاشت خصیصه خودسازمان^۵ و قانون یادگیری احتمالی^۶ استفاده کرد.

¹ - Convergency
² - Hebbian Learning Rule
³ - Principal Component Learning Rule
⁴ - Learning Vector Quantizer
⁵ - Self-Organizing Features Maps
⁶ - Stochastic Training Rule

۳-۳- تئوری فازی

۳-۳-۱- مقدمه

تئوری فازی توسط پروفیسور لطفی عسگری زاده در سال ۱۹۶۵ در مقاله‌ای به نام «مجموعه-های فازی» ارائه گردید. این تئوری توان به کارگیری متغیرهای زبانی، که در زندگی روزمره برای توصیف متغیرها به کار می‌رود، را دارا می‌باشد. به عنوان مثال، وقتی که می‌گوئیم «امروز هوا خیلی گرم است» یا «دمای هوا امروز بالا است» از کلمات گنگ بالا و خیلی گرم برای توصیف دما استفاده کرده‌ایم، به جای اینکه از اعداد قطعی ۳۵، ۳۰، ۲۸ یا ۳۷ برای بیان درجه دمای هوا استفاده کنیم [وانگ، ۱۳۸۶].

با استفاده از متغیرهای زبانی و یا به عبارت دیگر با استفاده از دانش فرد خبره در قالب متغیرهای زبانی، می‌توان مسائل مهندسی را به سادگی حل کرد، مسائلی که نیاز به ریاضیات پیشرفته و نسبتاً پیچیده دارند.

۳-۳-۲- ریاضیات فازی

ریاضیات فازی نقطه شروع و زبان اصلی سیستم‌های فازی هستند. ریاضیات فازی خود شامل زمینه گسترده‌ای شامل: اندازه‌گیری فازی، توپولوژی فازی، جبر فازی و... می‌باشد. البته تنها بخش کوچکی از ریاضیات فازی در زمینه کاربردهای مهندسی به کار می‌رود [وانگ، ۱۳۸۶].

۳-۳-۲-۱- مجموعه‌های فازی

اساسی‌ترین مفهوم تئوری فازی، مفهوم مجموعه‌های فازی است. در مجموعه‌های فازی برخلاف مجموعه‌های کلاسیک، که هر عضو تنها به یک مجموعه تعلق دارد، هر عضو به تمام مجموعه‌ها با یک درجه از عضویت تعلق دارد.

$$A = \{(x, \mu_A(x)) | x \in U\} \quad (۳-۱۴)$$

۳-۳-۳ عملگرهای فازی

تمام عملیاتی که بر روی مجموعه‌های قطعی انجام می‌شود، بر روی مجموعه‌های فازی نیز انجام می‌شود. عملیات اساسی مکمل، اجتماع و اشتراک مطابق روابط ذیل بر روی مجموعه‌های فازی قابل انجام است [وانگ، ۱۳۸۶]:

$$\mu_{\bar{A}(x)} = 1 - \mu_A(x) \quad (۱۵-۳)$$

$$\mu_{A \cup B}(x) = \max [\mu_A(x), \mu_B(x)] \quad (۱۶-۳)$$

$$\mu_{A \cap B}(x) = \min [\mu_A(x), \mu_B(x)] \quad (۱۷-۳)$$

۳-۳-۳-۱ مکمل فازی

فرض می‌شود، مکمل فازی نگاشتی است که مجموعه فازی A را به تابع تعلق مجموعه مکمل A تبدیل می‌کند:

$$c[\mu_A(x)] = \mu_{\bar{A}(x)} \quad (۱۸-۳)$$

تابع c بایستی حداقل دارای دو شرط ذیل باشد تا شرایط عملگر مکمل را دارا باشد:

$$c(0) = 1, c(1) = 0 \quad \text{اصل } c1 \quad (\text{شرط مرزی})$$

اصل c2: برای تمام مقادیر $a, b \in [0,1]$ اگر $a < b$ آنگاه $c(a) \geq c(b)$ (شرط

نزولی بودن)

که b و a نشان‌دهنده توابع تعلق دو مجموعه فازی می‌باشد. از این‌رو هر تابعی که دو شرط

فوق را ارضاء کند، یک مکمل فازی است. دو کلاس از این مکمل‌های فازی در ذیل آمده است:

کلاس سوگنو^۱؛

$$c_\lambda(a) = \frac{1-a}{1+\lambda a} \quad (۱۹-۳)$$

کلاس یاگر^۲؛

^۱ - sugeno class

^۲ - yager class

$$c_w(a) = (1 - a^w)^{\frac{1}{w}} \quad (20-3)$$

۳-۳-۲- اجتماع فازی، s-نرم‌ها

فرض می‌شود، اجتماع فازی نگاشتی است که توابع تعلق مجموعه‌های A و B را به تابع تعلق

اجتماع B و A تبدیل می‌کند:

$$s[\mu_A(x), \mu_B(x)] = \mu_{A \cup B}(x) \quad (21-3)$$

تابع s می‌بایستی چهار شرط ذیل را ارضاء کند تا واجد شرایط اجتماع باشد:

$$\text{اصل 1: } s(1,1)=1, s(0,a)=s(a,0)=a \quad (\text{شرط مرزی})$$

$$\text{اصل 2: } s(a,b)=s(b,a) \quad (\text{شرط جابجائی})$$

$$\text{اصل 3: } \text{اگر } a \leq a' \text{ و } b \leq b' \text{ آنگاه } s(a,b) \leq s(a',b') \quad (\text{شرط صعودی})$$

$$\text{اصل 4: } s(s(a,b),c) = s(a,s(b,c)) \quad (\text{شرط شرکت پذیری})$$

بنابراین هر تابعی که شرایط فوق را دارا باشد یک s-نرم است، و به سادگی می‌توان ثابت کرد

که تابع max یک s-نرم است. در ذیل چند s-نرم دیگر آمده است:

کلاس دومبی^۱

$$s_\lambda(a,b) = \frac{1}{1 + \left[\left(\frac{1}{a} - 1 \right)^{-\lambda} + \left(\frac{1}{b} - 1 \right)^{-\lambda} \right]^{\frac{1}{\lambda}}}; \quad \lambda \in (0, \infty) \quad (22-3)$$

کلاس دبوئیس-پرید^۲

$$s_\alpha(a,b) = \frac{a+b-ab-\min(a,b,1-\alpha)}{\max(1-a,1-b,\alpha)}; \quad \alpha \in [0,1] \quad (23-3)$$

کلاس یاگر

$$s_w(a,b) = \min \left[1, (a^w, b^w)^{\frac{1}{w}} \right]; \quad w \in (0, \infty) \quad (24-3)$$

¹ - Dombi Class

² - Dubois-Prade Class

۳-۳-۳-۳- اشتراک فازی، t -نرم‌ها

فرض می‌شود، اشتراک فازی نگاشتی است که توابع تعلق مجموعه‌های A و B را به تابع تعلق اشتراک A و B تبدیل می‌کند:

$$t[\mu_A(x), \mu_B(x)] = \mu_{A \cap B}(x) \quad (25-3)$$

تابع t می‌بایستی چهار شرط ذیل را ارضاء کند تا واجد شرایط اشتراک باشد:

اصل 1: $t(0,0)=0, t(1,a)=t(a,1)=a$ (شرط مرزی)

اصل 2: $t(a,b)=t(b,a)$ (شرط جابجائی)

اصل 3: اگر $a \leq a' \leq b \leq b'$ آنگاه $t(a,b) \leq t(a',b')$ (شرط صعودی)

اصل 4: $t(t(a,b),c) = t(a,t(b,c))$ (شرط شرکت‌پذیری)

بنابراین هر تابعی که شرایط فوق را دارا باشد یک t -نرم است، و به سادگی می‌توان ثابت کرد که تابع \min یک t -نرم است. در ذیل چند t -نرم دیگر آمده است:

کلاس دومبی

$$t_\lambda(a,b) = \frac{1}{1 + \left[\left(\frac{1}{a} - 1 \right)^\lambda + \left(\frac{1}{b} - 1 \right)^\lambda \right]^{\frac{1}{\lambda}}}; \quad \lambda \in (0, \infty) \quad (26-3)$$

کلاس دبويس-پريد

$$t_\alpha(a,b) = \frac{ab}{\max(a,b,\alpha)}; \quad \alpha \in [0,1] \quad (27-3)$$

کلاس ياگر

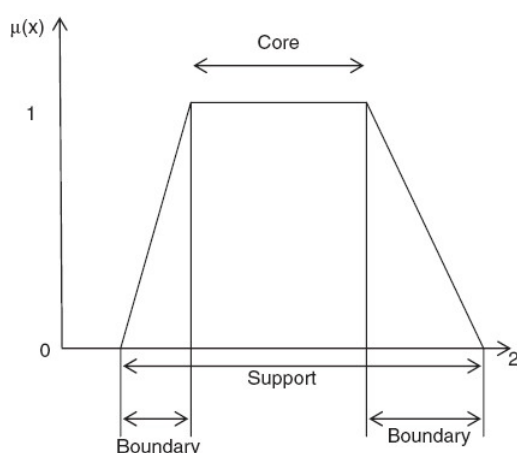
$$t_w(a,b) = 1 - \min \left[1, ((1-a)^w, (1-b)^w)^{\frac{1}{w}} \right]; \quad w \in (0, \infty) \quad (28-3)$$

۳-۳-۴- توابع عضویت فازی

فازی‌شدگی در مجموعه‌های فازی توسط توابع عضویت تعریف می‌گردد. توابع عضویت اجزای مجموعه را به صورت گسسته یا پیوسته طبقه‌بندی می‌کنند. توابع عضویت را می‌توان به صورت گرافیکی نشان داد. شکل گرافیکی توابع عضویت دارای انواع مختلفی نظیر مثلثی، دوزنقه‌ای،

زنگوله‌ای و غیره می‌باشد. تمام اشکال توابع عضویت دارای خصوصیات ذیل می‌باشند [Sivanandam et al, 2007]:

هسته^۱: به ناحیه‌ای از دامنه که دارای عضویت کامل ($\mu = 1$) باشد، هسته گویند.
سایپورت^۲: به ناحیه‌ای از دامنه که دارای مقدار عضویت غیر صفر است، سایپورت گویند.
مرز^۳: به ناحیه‌ای از دامنه که دارای مقدار عضویت غیر صفر و نا کامل است، مرز گویند.



شکل (۳-۵): خصوصیات تابع عضویت [Sivanandam et al, 2007].

توابع عضویت را می‌توان توسط روش‌های گوناگون تنظیم کرد و ساخت. که در ذیل به صورت

تیتروار آمده‌اند [Sivanandam et al, 2007]:

- درک شهودی
- استنتاج
- طبقه‌بندی
- مجموعه‌های فازی زاویه‌ای
- شبکه‌های عصبی

¹ - Core
² - Support
³ - Boundary

- الگوریتم ژنتیک
- استدلال قیاسی

۳-۳-۵- سیستم استنتاج فازی

سیستم‌های فازی می‌توانند دانش بشری را در قالب قواعد اگر-آنگاه نشان دهند. یک قاعده اگر-آنگاه فازی یک گزاره شرطی بدین شکل می‌باشد [وانگ، ۱۳۸۶]:

اگر <گزاره فازی> آنگاه <گزاره فازی>

توسط این قابلیت منطق فازی می‌توان مسائل مهندسی که نیاز به محاسبات پیچیده دارد را با ساخت پایگاه قواعد به آسانی حل کرد. این پایگاه قواعد از دانش فرد خبره منتج می‌شود.

شکل (۳-۶) نمای شماتیک از یک مدل فازی را نشان می‌دهد، که از اجزای زیر تشکیل شده است [وانگ، ۱۳۸۶]:

❖ یک واحد فازی‌ساز.

❖ یک موتور استنتاج (پردازشگر).

❖ یک واحد غیر فازی‌ساز.

۳-۳-۵-۱- فازی‌ساز

یک فازی‌ساز، تابعی است که داده‌های عددی یا کلاسه‌بندی (مقادیر قطعی) ورودی را به مقادیر فازی تبدیل می‌کند. به این خاطر که این مقادیر از میان مدل فازی گذرانده می‌شود و نهایتاً خروجی را تعریف می‌کند، فازی‌سازی یک مرحله بحرانی در مدل‌سازی فازی است. فازی‌ساختن داده‌های ورودی همیشه متناسب با قیاس فازی است و به‌وسیله میانگین تابع عضویت فازی انجام می‌گردد. که می‌تواند از دانش قبلی یا توسط داده‌های ورودی استنتاج گردد.

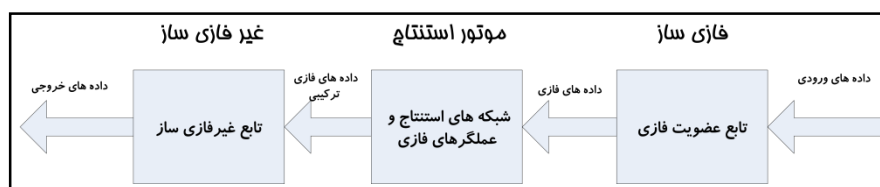
۳-۳-۵-۲- موتور استنتاج

موتور استنتاج مغز یک مدل فازی است. این تابع نوین اطلاعات را فیلتر می‌کند و یک مجموعه فازی ترکیبی از مجموعه‌های فازی منفرد گذرکرده از فازی‌ساز را خلق می‌کند. موتور استنتاج از تعدادی شبکه‌های سری یا موازی تشکیل شده‌است که متوالیاً مجموعه‌های فازی با گذر از

عملگرهای فازی ترکیب می‌شوند. هیچ راهنمایی عمومی برای طراحی یک موتور استنتاج وجود ندارد، جز اینکه برحسب سیستم پردازش بشری شبیه‌سازی شده است.

۳-۳-۵- غیر فازی ساز

یک غیر فازی ساز مجموعه‌های فازی را به مجموعه‌های قطعی برمی‌گرداند، که نتایج مدل را تشریح می‌کند. می‌توان یک تابع ریاضی یا یک تابع موضوعی را برای حد آستانه فازی تعیین کرد. مهمترین معیار این عمل آن است که، با تغییر کوچکی در ورودی‌های یک مدل فازی نباید سبب تغییر مشخصی در خروجی گردد.



شکل (۳-۶): نمای شماتیک از سیستم استنتاج فازی [Porwal 2006].

۳-۳-۶- خوشه‌بندی فازی

۳-۳-۶-۱- مقدمه

تجزیه و تحلیل خوشه‌ها این نتیجه را دربردارد که اشیاء مورد بحث را بر اساس یکی از ویژگی‌های شئی از جمله اندازه تشابه در گروه‌هایی قرار می‌دهد که اشیاء موجود در یک خوشه بیشتر به یکدیگر شباهت دارند تا به اشیاء موجود در خوشه‌های دیگر. این چنین گروه‌هایی به وسیله تکنیک‌های خوشه‌ای گسترش می‌یابند، روش تجزیه و تحلیل خوشه‌ای کاربردهای بسیاری دارد، از جمله مرتب کردن و شناسایی الگوها برای مثال تفکیک کردن تصاویر، اما بیشتر یک ابزار قوی را برای کاهش پیچیدگی در مدل‌سازی فراهم می‌کند. اکتشاف مقدماتی بر آنالیز داده‌ها از دیگر کاربردهای آن به شمار می‌رود.

عبارت تشابه که یک مفهوم ریاضی است که اغلب به وسیله نرم فاصله تعریف می‌شود، یک ساختار اولیه برای خوشه‌ها است، برای مثال می‌توان به فاصله اقلیدسی در فضای M -بعدی اشاره کرد که در ساختن خوشه‌ها از آن استفاده می‌شود.

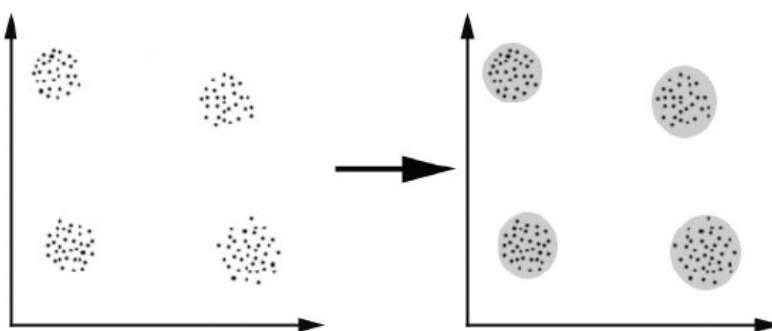
با توجه به افراز مجموعه‌ها دو نوع متفاوت از خوشه‌ها را تعریف می‌کنیم :

خوشه‌سازی سخت^۱: افراز مجموعه‌ها تشکیل می‌شود از زیرمجموعه‌هایی که عضو مشترک ندارند و هر عضو از مجموعه مرجع فقط به یکی از این زیرمجموعه‌ها تعلق دارد.

خوشه‌سازی فازی^۲: در اینجا هر عضو مجموعه مرجع متعلق است به یک خوشه که این عضو با یک درجه معین از تابع عضویت به آن خوشه تعلق دارد. در افرازی که از یک خوشه فازی ساخته شده، یک عضو می‌تواند هم زمان به چند خوشه متعلق باشد.

۳-۳-۲- خوشه‌بندی

وقتی که با سری داده غیرمشخص و بدون برچسب سروکار داریم، یک روش برای بررسی این داده‌ها استفاده از خوشه‌سازی است که یک تعریف آن به این صورت است «مرتب کردن اشیاء در گروه‌هایی که اعضای آنها در مواردی همانند هستند». توجه می‌کنیم که اعضای یک خوشه با اعضای دیگر خوشه‌ها همانندی ندارند. یعنی به دیگر خوشه‌ها متعلق نیستند. یک شکل ساده گرافیکی مفهوم خوشه‌سازی را بیان می‌کند.



شکل (۳-۷): نمائی از خوشه‌بندی.

¹ - Hard clustering
² - Fuzzy clustering

در شکل (۷-۳) چهار خوشه را مشاهده می‌کنیم که معیار خوشه‌سازی یا به عبارتی تشابه بین اشیاء همان فاصله بین اعضا بوده است. می‌توانیم معیار یا تشابه بین اعضا را به جزء فاصله از تشابه مفهومی بین اشیاء هم استفاده کرد، به این صورت که دو یا بیشتر از اعضای یک مجموعه در یک خوشه قرار می‌گیرند در صورتی که بین آنها یک مفهوم مشترک موجود باشد. مثلاً براساس اندازه و یا مناسب بودن، خوشه‌بندی می‌شوند و مسافت بین اشیاء در اینجا مطرح نیست.

۳-۶-۳- خوشه‌بندی میان‌مرکز فازی^۱

اولین اقدام در این زمینه توسط بزدرک^۲ (۱۹۸۱) انجام شد. که بیان می‌دارد، چطور یک گروه از داده‌ها که در یک فضای چندبعدی قرار دارند، جدا شده و به یک تعداد ویژه از خوشه‌ها تقسیم می‌شوند. در این روش به هر داده یک درجه عضویت نسبت داده می‌شود که بر اساس این درجه در خوشه‌ها قرار می‌گیرد. در یک بررسی داده‌های خروجی این الگوریتم مراکز کلاسترها و درجه عضویت اعضا خواهد بود. در این روش یک داده به چند خوشه تعلق خواهد داشت، ولی با درجه عضویت‌های متفاوت و از این الگو در الگوهای شناخت استفاده می‌شود. هدف از این خوشه‌بندی کمینه کردن تابع هدف ذیل می‌باشد [Tutmez et al, 2006]:

$$J_q = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n (\mu_{ik})^q (d_{ik}^2)^q \quad (۲۹-)$$

که c تعداد خوشه‌ها، n تعداد داده‌ها، μ_{ik} درجه عضویت نمونه k ام به خوشه i ام، $q \in [1, \infty)$ معرف درجه شولایی و فازی‌شدگی است، که به طور تجربی عددی بین ۱.۵ تا ۳ اختیار می‌شود و d_{ik} فاصله اقلیدسی بین نمونه k ام با مرکز خوشه i ام می‌باشد و از فرمول ذیل به دست می‌آید:

$$d_{ik} = \|x_k - c_i\| \quad (۳۰-۳)$$

در الگوریتم خوشه‌بندی میان‌مرکز فازی (FCM) معمولاً با ارتقاء مراکز و درجه عضویت با استفاده از فرمول‌های زیر برای بدست آوردن یک تابع هدف بهینه استفاده می‌شود.

$$c_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^n (\mu_{ki})^q x_{ki}}{\sum_{k=1}^n (\mu_{ki})^q} \quad (۳۱-۳)$$

^۱ -Fuzzy C-Means clustering

^۲ - Bezdek

$$\mu_{ik} = \frac{(d_{ik}^2)^{-1/(q-1)}}{\sum_{k=1}^n (d_{ik}^2)^{-1/(q-1)}} \quad (3-32)$$

۳-۴ - شبکه‌های عصبی-فازی

منطق فازی با استفاده از دستورات شرطی اگر-آنگاه دارای امکان توصیف رفتار سیستم می‌باشد. در بیشتر کاربردها این قابلیت حل مسائل را مدت زمانی کوتاه و با راه‌حلی ساده ممکن می‌سازد و از طرفی تمامی اطلاعات و دانش مهندسی مربوط به عملکرد سیستم برای بهینه‌سازی آن قابل دسترس است [زهیدی، ۱۳۸۰].

این امکان شگفت‌انگیز منطق فازی در عین حال دارای محدودیت بزرگی است. زیرا در بیشتر کاربردهای مهندسی، دانش مربوط به رفتار سیستم در مجموعه‌ای از داده‌ها مستتر است و استخراج اطلاعات از این داده‌ها به طور دستی مقدور نمی‌باشد.

اما وقتی که مجموعه‌ای از داده‌ها در مورد عملکرد سیستم در دسترس باشد، آنگاه به کارگیری شبکه‌های عصبی می‌تواند کارگشا باشد. زیرا شبکه‌های عصبی دارای قابلیت یادگیری بر اساس داده‌های آموزشی را دارا هستند و این قابلیت باعث توسعه آنها شده است.

اما شبکه‌های عصبی نیز دارای یک‌سری اشکالات می‌باشد، که کاربرد آن را محدود می‌کند:

- راه‌حلهائی که توسط شبکه عصبی ارائه می‌گردد به مانند یک جعبه سیاه عمل می‌کند و امکان تفسیر، تصحیح و تغییر رفتار شبکه به طور دستی (با استفاده از دانش بشری) میسر نمی‌باشد.
- محاسبات حجیمی برای انجام آن مورد نیاز است.
- انتخاب مدل مناسب و کارا برای شبکه عصبی و همچنین تنظیم پارامترهای آن هنوز یک هنر کشف نشده است و عمدتاً براساس سعی و خطا و یا تجربه زیاد صورت می‌گیرد.

از ترکیب قابلیت‌های توصیف صریح دانش فرد خبره در منطق فازی با قدرت یادگیری و آموزش‌پذیری شبکه‌های عصبی، فن جدیدی به نام شبکه‌های عصبی-فازی خلق می‌گردد.

جدول (۳-۱): مقایسه شبکه‌های عصبی با منطق فازی [آزهدی، ۱۳۸۰].

منطق فازی	شبکه‌های عصبی	
تصحیح و بهینه سازی آن، آسان، مؤثر و صریح است(+++).	غیر صریح است، سیستم به آسانی قابلیت تغییر یا تصحیح را ندارد(-).	ارائه دانش بشری
این قابلیت را ندارد و هر چیزی باید به صراحت تعریف شود(-).	با استفاده از مجموعه داده‌ها قابلیت یادگیری دارد(+++).	قابلیت یادگیری

در شبکه‌های عصبی-فازی، از شبکه‌های عصبی برای ساختن و تنظیم توابع عضویت فازی استفاده می‌شود و به طور خودکار قوانین فازی را از داده‌های عددی استخراج می‌کنند. در اینجا یک شبکه عصبی-فازی چهار لایه مورد بررسی قرار می‌گیرد [Finzi et al.]

لایه اول، گره‌های این لایه ورودی‌های قطعی(غیر فازی) را نشان می‌دهند.

لایه دوم، توابع فعال‌سازی در گره‌های این لایه به صورت توابع عضویت عمل می‌کنند.

$$O_j^B = \left(1 + \exp \left(- \frac{(x_i - w_{ij}^{AP})}{w_{ij}^{AL}} \right) \right)^{-1} \quad (33-3)$$

لایه سوم، هر گره این لایه به عنوان یک گره قانون عمل می‌کند. چنان‌که، این لایه پایگاه

قوانین فازی را می‌سازد. خروجی این لایه سطح فعال‌سازی در عضویت خروجی را تعیین می‌کند.

$$O_j^C = \min_i (w_{ij}^B \cdot O_j^B) \quad (34-3)$$

لایه چهارم، این لایه به عنوان غیرفازی‌ساز عمل می‌کند.

$$O_j^D = \sum_i (w_{ij}^C \cdot O_j^C) / \sum_i O_i^C \quad (35-3)$$

به عنوان یک شبکه عصبی متداول، شبکه عصبی-فازی ابتدا با استفاده از داده‌های آموزشی آموزش می‌یابد، و قوانین و توابع عضویت ایجاد می‌گردند. در معادلات فوق، x_i ، λ_{amin} گره از لایه A؛ O_j^L ، λ_{amin} خروجی از لایه عمومی L و w_{ij}^L ، وزنی که λ_{amin} گره در لایه L+1 را به λ_{amin} گره از لایه L پیوند می‌دهد.

مراحل ایجاد یک مدل عصبی-فازی شامل مراحل ذیل است:

1. موقعیت توابع عضویت A_{ij} ، این مرحله توسط خوشه‌بندی داده‌های ورودی صورت می‌گیرد.
2. ایجاد تمام قوانین ممکن وابسته به الگوهای داده‌های ورودی.
3. حذف کردن قوانین غیر ضروری، این مرحله توسط روش‌های بهینه‌سازی متداول انجام می‌شود.
4. فاز حذف تکراری (آخرین مرحله عملیاتی) وابسته با معیار آماری که تعداد هر قانون عملیاتی را به حساب می‌آورد.

۳-۵- الگوریتم ژنتیک

تقریباً از سال ۱۹۶۰، علاقه به تقلید از موجودات زنده برای حل مسائل بهینه‌سازی شروع شد. شبیه‌سازی پردازش تکامل تدریجی انسان‌ها سبب ایجاد روش‌های بهینه‌سازی ائتفاقی شد که الگوریتم‌های تکاملی^۱ نام گرفت. در حال حاضر سه شاخه اصلی این الگوریتم‌ها عبارتند از: الگوریتم ژنتیک^۲، برنامه‌نویسی تکاملی^۳ و استراتژی‌های تکاملی^۴. الگوریتم‌های ژنتیک که به دلیل قابلیت زیادشان برای حل مسائل پیچیده بهینه‌سازی بسیار مورد توجه قرار گرفته‌اند، در طراحی‌های مهندسی بکار گرفته می‌شوند.

¹ - Evolutionary Algorithms

² - Genetic Algorithms

³ - Evolutionary Programming

⁴ - Evolutionary Strategies

۳-۵-۱ - ساختار کلی الگوریتم‌های ژنتیک

ایده عمومی الگوریتم ژنتیک توسط گلدبرگ^۱ ارائه شده است. الگوریتم ژنتیک بر اساس انتخاب طبیعی که در اصل وراثت جانداران وجود دارد عمل می‌کند. الگوریتم کار خود را با یک مجموعه از راه‌حل‌های تصادفی آغاز می‌کند. هر راه‌حل، یا جواب مسأله بهینه‌سازی به نحو خاصی کدگذاری شده و یک کروموزوم^۲ را در جمعیت تشکیل می‌دهد. در طی تکرارهای الگوریتم، بوسیله عملگرهای خاصی، کروموزوم‌ها با هم می‌پیوندند، تولیدمثل می‌کنند و به وسیله رویه‌های خاص انتخاب اعضا نسل بعد را می‌سازند و به تدریج مجموعه کروموزوم‌ها خواص بهتری پیدا کرده و جمعیت به سمت بهینه سراسری مسأله پیش می‌رود.

نحوه کدگذاری راه‌حلها، گاهی و نه لزوماً، بصورت باینری می‌باشد. هر کدام از اعضای یک رشته کروموزوم، ژن^۳ نامیده می‌شود.

الگوریتم ژنتیک با مجموعه‌ای از جواب‌های اولیه کار خود را آغاز می‌کند که به همین دلیل به یک روش جستجوی تصادفی مبتنی بر جمعیت شهرت دارد. اعمال یک جستجوی چند جهته به کمک مجموعه راه‌حل‌های اولیه خطر قرارگرفتن الگوریتم در یک بهینه محلی را به شدت کم می‌کند. در این تکامل تدریجی شبیه‌سازی شده، راه‌حل‌های نسبتاً خوب دوباره تولید شده و راه‌حل‌های بد از میان می‌روند. برای انتخاب افرادی که نگه داشته می‌شوند و یا کنار گذاشته می‌شوند، از قوانین احتمالی بهره برده می‌شود.

در ساختار کلی الگوریتم ژنتیک سه مساله عمده کدگذاری، عملگرها و نحوه انتخاب باید بررسی شوند که به ترتیب به آنها می‌پردازیم.

۳-۵-۲ - کدگذاری

موضوع اصلی در بکارگیری الگوریتم‌های ژنتیک برای حل مسائل واقعی، انتخاب روش نمایش مناسب راه‌حل‌های کاندید مسأله است که تمامی گام‌های بعدی الگوریتم ژنتیک را تحت تأثیر قرار

¹ - Goldberg

² - Chromosome

³ - Gene

می‌دهد. نحوه کدگذاری راه‌حل مسأله به کروموزوم موضوع اصلی می‌باشد. در کارهای اولیه کدگذاری با استفاده از رشته‌های باینری انجام می‌شود. ولی به دلیل اینکه به کارگیری این روش در بسیاری از کاربردهای دشوار می‌باشد، تکنیک‌های کدگذاری دیگر چون کدگذاری اعداد حقیقی و کدگذاری اعداد صحیح بوجود آمده‌اند.

کدگذاری راه‌حل‌های مسأله واقعی به کروموزوم‌ها، در واقع ایجاد فضای جدیدی تحت عنوان Genotype می‌نمایند. در مقابل فضای راه‌حل‌ها قرار دارند که Phenotype نامیده می‌شوند.

موضوع بعدی، نحوه نگاشت میان دو فضا است. حتی الامکان باید سعی شود که نگاشت یک به یکی از فضای حل مسأله به فضای کدگذاری انجام شود. این مسأله به کارایی الگوریتم ژنتیک کمک فراوانی می‌کند و در هنگام طراحی روش کدگذاری باید مورد ملاحظه قرار گیرد.

با تمام تفصیل، و مسائلی که در کدگذاری وجود دارند و به بعضی از آنها اشاره شد، کدگذاری تا حدود زیادی وابسته به مسأله بوده و برای هر مسأله خاص باید جوانب آن سنجیده شود و یک شیوه کارآمد برای آن مورد استفاده قرار گیرد.

۳-۵-۳- عملگرها

الگوریتم‌های ژنتیک از دو عملگر متفاوت تولیدمثل^۱ و جهش^۲ بهره می‌برند. عملگر تولیدمثل، عملگر اصلی در الگوریتم ژنتیک می‌باشد. این عملگر با ترکیب دو کروموزوم تحت عنوان والدین^۳، دو کروموزوم جدید تحت عنوان فرزندان^۴ پدید می‌آورد که از نظر مشخصات به والدین خود تا حدودی شباهت دارند و خواص هر دوی آنها را به ارث برده‌اند. از طریق همین ارث‌بری است که در نهایت تکامل تدریجی بوجود می‌آید و جمعیت به مرور زمان اصلاح می‌شود.

و اما عملگر جهش با ایجاد یک تغییر ناگهانی و تصادفی بر روی تعدادی از ژنها و یا کروموزومها موجب می‌شود که اولاً احتمال درگیر شدن الگوریتم در بهینه محلی باز هم کمتر شود و ثانیاً نواحی جدیدی جستجو شوند و کروموزوم‌های جدیدی به چرخه اضافه شوند.

¹ - Crossover (Mating)

² - Mutation

³ - Parents

⁴ - Offspring

عملگرهای ژنتیک از دیدگاه نحوه اعمال بر کروموزوم‌ها به سه نوع زیر دسته بندی می‌شوند:

- عملگرهای رسمی^۱،
- عملگرهای حسابی^۲،
- عملگرهای جهت‌دار^۳.

هر کدام از این انواع، متشکل از روش‌های بسیار متنوع و فراوانی است و بحث بسیار طولانی را می‌طلبد. در اینجا سعی شده است به تعدادی از آنهائی پرداخته شود که در این پایان‌نامه مورد استفاده قرار گرفته‌اند.

عملگرهای رسمی تولیدمثل خود شامل دو نوع تولیدمثل ساده^۴ و تولیدمثل تصادفی^۵ می‌باشند. در تولیدمثل ساده که نوع آشنای آن تولیدمثل با یک نقطه قطع^۶ می‌باشد، فرزندان با جابجا کردن قسمتی از ژن‌های والدین که با نقطه قطع مشخص شده اند با یکدیگر تولید می‌شوند. انواع مختلف دیگری از تولیدمثل های ساده، مانند تولیدمثل با چند نقطه قطع^۷، تولیدمثل یکنواخت و ... وجود دارند.

در تولیدمثل های تصادفی، تولید فرزندان بصورت اتفاقی در فوق مستطیل‌های^۸ اطراف والدین صورت می‌گیرد. یک نوع اصلی آن تولیدمثل تخت^۹ نام دارد. در این نوع تولیدمثل هر ژن یک فرزند، بصورت تصادفی در بازه تشکیل شده توسط دو ژن متناظر در والدین انتخاب می‌شود.

عملگرهای رسمی جهش نیز انواع مختلفی دارند. آشناترین آن در مورد کدگذاری باینری بکار می‌رود، تغییر حالت ژنی که برای جهش انتخاب شده است از یک به صفر و یا بالعکس صورت می‌گیرد. در مورد کدگذاری غیر باینری می‌توان به انواع جهش یکنواخت^{۱۰}، جهش مرزی^۱ و ... اشاره

¹ - Conventional Operators
² - Arithmetical Operators
³ - Direction – Based Operators
⁴ - Simple Crossover
⁵ - Random Crossover
⁶ - One – CutPoint Crossover
⁷ - Multi – Cut -Point Crossover
⁸ - Hyper Rectangular
⁹ - Flat Crossover
¹⁰ - Uniform Mutation

کرد. در جهش یکنواخت ژنی که برای جهش انتخاب شده است، بصورت تصادفی و با تابع توزیع احتمال یکنواخت به یک عدد تصادفی در یک بازه مشخص تبدیل می‌شود

عملگرهای حسابی فقط در مورد کدگذاری غیر باینری کاربرد دارد. عملگرهای حسابی تولیدمثل، عمدتاً از ترکیب خطی بردارهای بهره می‌برند. به عنوان مثال اگر کروموزوم های x_1, x_2 را بصورت دو بردار در نظر بگیریم، فرزندان حاصل از ترکیب آنها به صورت زیر خواهد بود:

$$x'_1 = \lambda_1 x_1 + \lambda_2 x_2 \quad (36-3)$$

$$x'_2 = \lambda_1 x_2 + \lambda_2 x_1 \quad (37-3)$$

با توجه به نحوه انتخاب ضرائب λ_1, λ_2 ، انواع گوناگون تولیدمثل پدید می‌آیند که تولیدمثل خطی و تولیدمثل محدب از آن گونه‌اند. نوع دیگری از این ترکیب‌های خطی، عملگر ترکیب میانی^۲ می‌باشد. در این ترکیب اگر P_1, P_2 والدین باشند که به منظور تولید فرزند انتخاب شده‌اند و O_1, O_2 فرزندان حاصل از امتزاج آنها باشند داریم:

$$O_1 = P_1 + \alpha (P_2 - P_1) \quad (38-3)$$

$$O_2 = P_2 + \alpha (P_1 - P_2) \quad (39-3)$$

باید توجه شود که فاکتور مقیاس^۳ که با α نمایش داده شده است، برای هر ژن بطور جداگانه و به طور تصادفی در فاصله $[-0.25, 1.25]$ تولید می‌شود. این استراتژی موجب می‌شود تا محدوده ممکن برای تولید فرزند، فوق مکعب‌های فضا در اطراف والدین باشند و بنابراین جستجوی بهتری انجام شود.

عملگرهایی که تاکنون نام برده شدند، تضمینی برای تولید فرزندان بهتر از والدین خود نمی‌کنند. در صورتی که در عملگرهای جهت‌دار، دانش مسأله بهینه‌سازی به یاری عملگرها آمده و

¹ - Boundary Mutation

² - Intermediate Recombination

³ - Scaling Factor

فرزندانی بهتر از والدین معمولاً تولید می‌شوند. به عنوان مثال در یک تولیدمثل جهت‌دار فرزند حاصله از x_1 ، x_2 بصورت زیر خواهد بود:

$$x' = r.(x_2 - x_1) + x_2 \quad (۳-۴۰)$$

که در آن r عددی تصادفی در فاصله صفر و یک است و اینطور فرض می‌شود که کروموزوم x_1 ارزشی کمتر از x_2 از دیدگاه مسأله بهینه‌سازی مورد نظر دارد.

۳-۵-۴- نحوه انتخاب

این بخش به بررسی چگونگی انتخاب اعضای نسل بعد از میان اعضای نسل فعلی و فرزندان حاصل از عملگرها می‌پردازد. دو موضوع اصلی که در این رابطه مطرح می‌شوند عبارتند از:

- فضای نمونه برداری
- مکانیزم نمونه برداری

۳-۵-۴-۱- فضای نمونه برداری

فضای نمونه برداری در واقع جمعیت کروموزوم‌هایی است که قرار است اعضای نسل بعد از میان آنها گزینش شوند. توجه به این مسأله که فرزندان تولید شده در نسل حاضر، در مقابل والدینشان برای گزینش اعضای نسل بعد شانس یکسانی دارند و یا خیر، روش‌های متفاوتی برای شکل‌دهی به فضای نمونه برداری ایجاد کرده است. یک تقسیم‌بندی کلی برای این مسأله، فضای نمونه برداری منظم و فضای نمونه‌برداری توسعه یافته می‌باشد.

اگر pop-size اندازه جمعیت و off-size ، تعداد فرزندان تولید شده در هر نسل را مشخص کند، اندازه فضای نمونه‌برداری منظم pop-size است و شامل تمامی فرزندان ولی فقط بخشی از والدین می‌باشد. در مقابل اندازه فضای نمونه‌برداری توسعه یافته pop-size+off-size است و شامل تمامی والدین و فرزندان است.

• فضای نمونه‌برداری منظم^۱

در الگوریتم‌های ژنتیک اولیه، فرزندان بلافاصله بعد از تولد، جایگزین والدینشان می‌شدند که این عمل، جایگزینی تولیدی نامیده می‌شود. به‌علت بی‌هدف بودن اکثر اپراتورهای ژنتیک فرزندان ممکن است بدتر از والدینشان باشند و این استراتژی به روند تکاملی الگوریتم ضربه بزند.

• فضای نمونه‌برداری توسعه‌یافته^۲:

هنگامی که انتخاب روی فضای نمونه‌برداری توسعه‌یافته انجام می‌شود، فرزندان و والدین فرصت یکسانی دارند تا در رقابت برای زنده ماندن شرکت کنند. در شکل عمومی‌تر این استراتژی، μ پدر و μ فرزند برای زنده ماندن رقابت می‌کنند و μ تا از بهترین فرزندان و والدین قدیمی به عنوان والدین نسل بعدی انتخاب می‌شوند. حسن مهم این روش، این است که می‌توانیم کارایی الگوریتم ژنتیک را با افزایش نرخ تولیدمثل و جهش، بالا ببریم و نگرانی در زمینه ایجاد آشفتگی تصادفی بدلیل نرخ بالا نداشته باشیم.

دلیل دیگری بر ارجح بودن استفاده از فضای نمونه‌برداری توسعه‌یافته بر استفاده از فضای نمونه‌برداری منظم وجود دارد. در شیوه فضای نمونه‌برداری منظم، بدلیل آنکه حتماً می‌بایست به تعداد فرزندان جدید متولد یافته، عده‌ای از والدین بمیرند و از عرصه رقابت کنار گذاشته شوند، احتمال از بین رفتن مشخصات مناسب و پنهانی که در والدین از بین رفته وجود داشته است پیش می‌آید. یک کروموزوم ممکن است مقدار تابع تطابق قابل ملاحظه‌ای نداشته باشد. ولی شاید خواص مؤثری در آن کروموزوم پنهان باشد. به عنوان مثال ممکن است با تغییر یک ژن از آن کروموزوم، مقدار تابع تطابق افزایش ناگهانی از خود نشان دهد.

ولی در شیوه فضای نمونه‌برداری توسعه‌یافته، قبل از اعمال مکانیزم و نمونه‌برداری، بوسیله چرخه رولت و یا دیگر روشها، هیچکدام از والدین از بین نرفته‌اند و می‌توانند در رقابت شرکت کنند و شانس این را داشته باشد که خواص خوبی را با خودشان به نسل بعد ببرند.

¹ - Regular Sampling Space

² - Enlarged Sampling Space

۳-۵-۴-۲- مکانیزم نمونه برداری

مکانیزم نمونه برداری شیوه اتخاذ تصمیم در مورد انتخاب کروموزوم‌ها از فضای نمونه برداری است. سه روش پایه بدین منظور عبارتند از:

- نمونه برداری اتفاقی
- نمونه برداری قطعی
- نمونه برداری مخلوط

این روش‌ها که روش‌های نمونه برداری تناسبی نیز نامیده می‌شوند بر اساس برازندگی نسبی کروموزوم‌ها عمل می‌کنند.

شناخته شده‌ترین این شیوه‌ها، روش انتخاب چرخه رولت نام دارد. بر اساس احتمال انتخاب برای هر کروموزوم و با هر بار چرخاندن چرخه رولت یکی از کروموزوم‌های نسل بعد را تعیین می‌نماییم.

روش با اهمیت دیگری که در این زمینه ارائه شده است، رویه نمونه برداری اتفاقی فراگیر^۱ می‌باشد. در این شیوه برای انتخاب کلیه اعضای نسل بعد، چرخه رولت فقط یک بار چرخانده می‌شود و بنابراین از سرعت خیلی بالاتری نسبت به چرخه رولت معمولی برخوردار است.

۳-۵-۴-۳- نمونه برداری قطعی

در این شیوه، انتخاب براساس معیارهای مشخص و قطعی صورت می‌گیرد و قوانین احتمالات نقش کمتری بازی می‌کنند. به عنوان مثال، انتخاب pop-size تا از بهترین کروموزوم‌ها از این دسته‌اند. و یا در پیشنهادی دیگر، انتخاب از تعدادی کروموزوم بهترین و تعدادی نیز کروموزوم بدترین صورت می‌گیرد. در این شیوه‌ها، البته به حق موجود بودن کپی‌های بیشتر از سایرین برای کروموزوم‌های قوی احترام گذاشته می‌شود و طریقه اعمال همین مسائل، روش‌های بسیار متنوعی را ایجاد کرده‌اند.

¹ - Stochastic Universal Sampling

یکی از ایده‌های مهم در نمونه‌برداری قطعی، که می‌تواند به همراه سایر مکانیزم‌های انتخاب استفاده شود بحث نخبه‌گرایی^۱ است. در این روش، یک و یا تعدادی از بهترین کروموزوم‌های یک نسل که با مکانیزم اصلی انتخاب در الگوریتم ژنتیک برای نسل بعد برگزیده نشده‌اند، به نسل بعد وارد می‌شوند. البته کروموزوم‌های با تطابق بالا، در کلیه روش‌های انتخاب شانس زیادی برای انتخاب شدن دارند. ولی نخبه‌گرایی تضمین می‌کند که در صورت انتخاب نشدن آنها در رویه انتخاب، به نسل بعد راه یابند.

این مسأله بسیار حائز اهمیت می‌باشد و می‌توان گفت به نوعی، حافظه‌دار کردن الگوریتم ژنتیک می‌باشد. بدین معنا که با نگهداری از بهترین جواب حاصله در الگوریتم در طی تکرارهای مختلف، عملکرد را بهبود می‌بخشیم.

۳-۵-۴- نمونه برداری مخلوط

این روش‌ها، از دو روش نمونه برداری قطعی و تصادفی، بطور همزمان بهره می‌برند. نمونه‌آشنای آنها، شیوه انتخاب رقابتی^۲ است. در این روش چند کروموزوم به طور تصادفی انتخاب می‌شوند و بهترین آنها به نسل بعد راه می‌یابد. و این کار تا تکمیل اعضای نسل بعد ادامه پیدا می‌کند. تعداد کروموزوم‌هایی که ابتدا بطور تصادفی انتخاب می‌شوند، اندازه رقابتی^۳ نامیده می‌شود. این پارامتر معمولاً^۲ انتخاب می‌شود که در این حالت انتخاب رقابتی باینری نامیده می‌شود.

^۱ - Elitism

^۲ - Tournament Selection

^۳ - Tournament Size

فصل چهارم:

اکتشاف مولیدن (مس) پور فیری با استفاده از

شبکه های عصبی - فازی در منطقه معدنی ده سلم

(جنوب بیرجند)

۴-۱- مقدمه

همان‌طور که در فصل اول اشاره شد، تشخیص کانی‌سازی‌های پنهان از کانی‌سازی‌های پراکنده (کاذب) بسیار مشکل می‌باشد و با روش‌های ساده آماری ممکن نمی‌باشد. روش زونالیت‌ها که توسط گریگوریان ارائه شده است، تا حدودی این مشکل را حل نموده است؛ لیکن این روش نیز مشکلات خاص خود را دارد که از آن جمله می‌توان به تجربه بالای مورد نیاز برای به کارگیری آن و نیاز به داده‌های حفاری اشاره نمود.

در این بخش سعی شده است با استفاده روش‌های تئوری فازی و شبکه‌های عصبی روشی دیگر جهت تشخیص آنومالی‌های پنهان از کاذب ارائه گردد. بدین‌گونه که ابتدا با استفاده از خوشه‌بندی فازی به پردازش داده‌های اولیه پرداخته می‌شود و با استفاده از شبکه‌های عصبی که یک روش مبتنی بر دانش می‌باشد، یک مدل برای تشخیص و طبقه‌بندی این کانی‌سازی‌ها ارائه می‌گردد. سپس با ترکیب این دو روش و با استفاده از شبکه‌های عصبی-فازی یک مدل دیگر برای در نظر گرفتن عدم قطعیت‌های ایجاد می‌شود. مجموعه داده‌های آموزشی شبکه با به کارگیری داده‌های سونگون به عنوان یک مدل نمونه کانی‌سازی پنهان و داده‌های آستامال به عنوان مدل نمونه کانی‌سازی پراکنده، انتخاب گردید. همان‌طور که در فصل دوم شرح داده شد، مناطق ده‌سلم و سونگون به لحاظ زمین‌شناسی، به جزء از نظر نوع منظر زمین‌شناسی در بقیه خصوصیات زمین‌شناسی مشابه یکدیگرند. بالاخص از نظر سنگ بستر که در هر دو مورد یکسان بوده و از نوع گرانودیوریت است.

۴-۲- روش انجام کار

طبق آنچه که در فصول قبل گفته شد، روش‌های آماری به تنهایی توانایی جداسازی آنومالی‌های چندگانه را ندارد. و از اینرو، نیاز به روش‌های جدید برای جداسازی آنومالی‌های

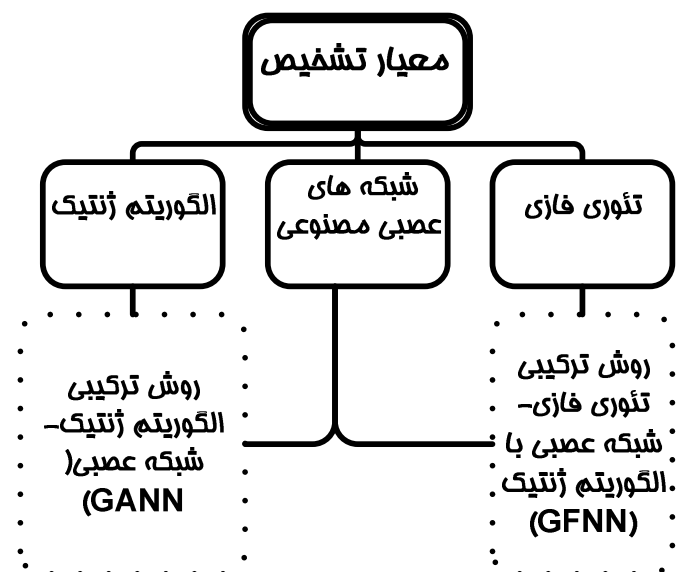
چندگانه احساس می‌شود. استفاده از روش‌های تشخیص الگو نظیر شبکه‌های عصبی مصنوعی که امروزه به طور گسترده در علوم زمین به کار می‌رود، می‌تواند ما را در این امر کمک کند.

در این مجموعه با استفاده از یک روش مبتنی بر داده مانند شبکه عصبی سعی می‌شود، به تفکیک آنومالی‌های چندگانه پرداخته شود. از این رو، برای این امر نیاز به داده‌های شناخته شده جهت ایجاد یک مدل استاندارد می‌باشد. طبق مطالعات انجام شده قبلی منطقه آستامال به لحاظ کانی‌سازی دارای خصوصیت کانی‌سازی پراکنده بوده و به لحاظ اقتصادی بی ارزش می‌باشد. از طرف دیگر، ناحیه معدنی سونگون از نوع کانی‌سازی پنهان بوده و دارای ارزش اقتصادی فراوانی می‌باشد. از این رو، بر آن شدیم تا با استفاده از این دو مدل کانی‌سازی، یک مدل مشترک برای تشخیص آنومالی‌های چندگانه در کنسارهای مس پورفیری بسازیم.

در مرحله بعد شبکه عصبی طرح گردید که با استفاده از داده‌های موجود این دو منطقه قادر به تفکیک این دو کانی‌سازی از یکدیگر باشد. این شبکه ترکیبی از شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم ژنتیک^۱ (GANN) است تا بتوان اوزان شبکه عصبی را به طور بهینه به دست آورد. از آنجا که در طبقه‌بندی داده‌ها بایستی تشابه داده‌ها در کمترین مقدار خود باشد، قبل از ورود داده‌ها به شبکه عصبی، داده‌ها با استفاده از روش FCM خوشه‌بندی شد و داده‌هایی که بیشترین عضویت را در خوشه زمینه داشتند حذف شد. در مرحله آخر یک شبکه عصبی-فازی به همراه ترکیبی با الگوریتم ژنتیک^۲ برای در نظر گرفتن عدم قطعیت‌های موجود در این تشخیص آنومالی و همچنین تعریف مجموعه فازی برای کانی‌سازی‌های پنهان و پراکنده طراحی شد. شکل (۴-۱) نمائی از نحوه استفاده از روش‌های گوناگون در تشخیص الگو را نشان می‌دهد. مطالعه‌ای که انجام شده است ترکیبی از سه روش، تئوری فازی، شبکه عصبی و الگوریتم ژنتیک است. و سعی شده است خصوصیات مطلوب هر کدام در نظر گرفته شده است.

^۱ - Hybrid Genetic Algorithm-Neural Network

^۲ - Hybrid Genetic Fuzzy Neural Network



شکل (۴-۱): نمودار استفاده از شاخه‌های تشخیص الگو در این مطالعه.

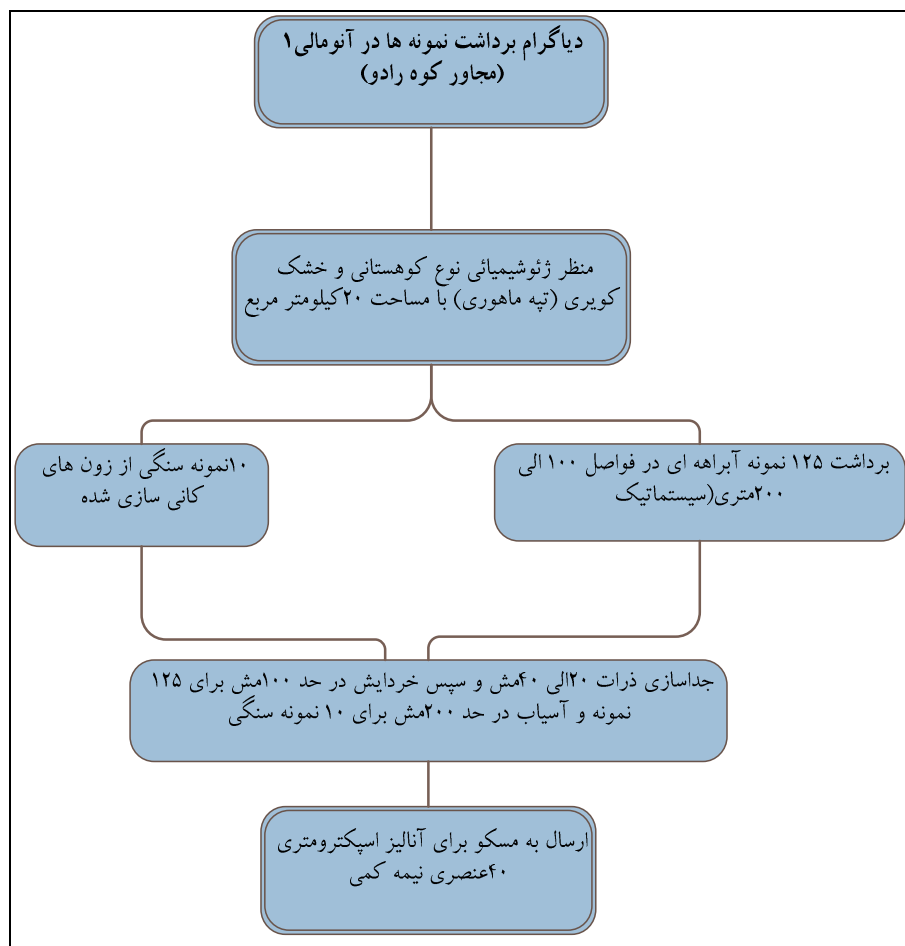
۴-۳- برداشت نمونه

شکل (۴-۱۶) ناحیه مورد مطالعه را نشان می‌دهد. بر اساس مطالعات انجام شده توسط ضیائی و همکاران، ۳ آنومالی برای این منطقه تشخیص داده شد. در مرحله بعد برای انجام مطالعات تکمیلی‌تر در هر آنومالی بسته به نوع منظر ژئوشیمیائی آن دو نوع شبکه برداشت طراحی شد.

۴-۳-۱- برداشت نمونه از آنومالی اول

این آنومالی در مجاورت شرقی کوه رادو واقع شده است و مساحتی در حدود ۲۰ کیلومتر مربع را اشغال کرده است. منظر ژئوشیمیائی منطقه عمدتاً کوهستانی و تپه ماهوری است. بدین علت، دو نوع نمونه‌برداری آبراهه‌ای و ژئوشیمیائی سنگی در این ناحیه برداشت شده است. نمونه‌برداری آبراهه‌ای شامل برداشت ۱۲۵ نمونه در فواصل ۱۰۰ الی ۲۰۰ متری به صورت منظم می‌شد. ۱۰ نمونه ژئوشیمیائی سنگی نیز تنها از زون کانی‌سازی برداشت شد. نمونه‌های ژئوشیمیائی به همراه نمونه‌های آبراهه‌ای، جهت جداسازی ذرات بین ۲۰ الی ۴۰ مش سرنده گردیدند. سپس، جهت آنالیز اسپکترومتری نیمه کمی، نمونه‌های آبراهه‌ای تا حد ۱۰۰ مش و نمونه‌های ژئوشیمیائی سنگی تا

حد ۲۰۰ مش آسیاب شدند. این نمونه‌ها جهت آنالیز نیمه کمی ۴۰عنصری به روسیه فرستاده شدند. شکل (۲-۴) به اختصار نحوه نمونه برداری در این ناحیه را بیان می‌کند.

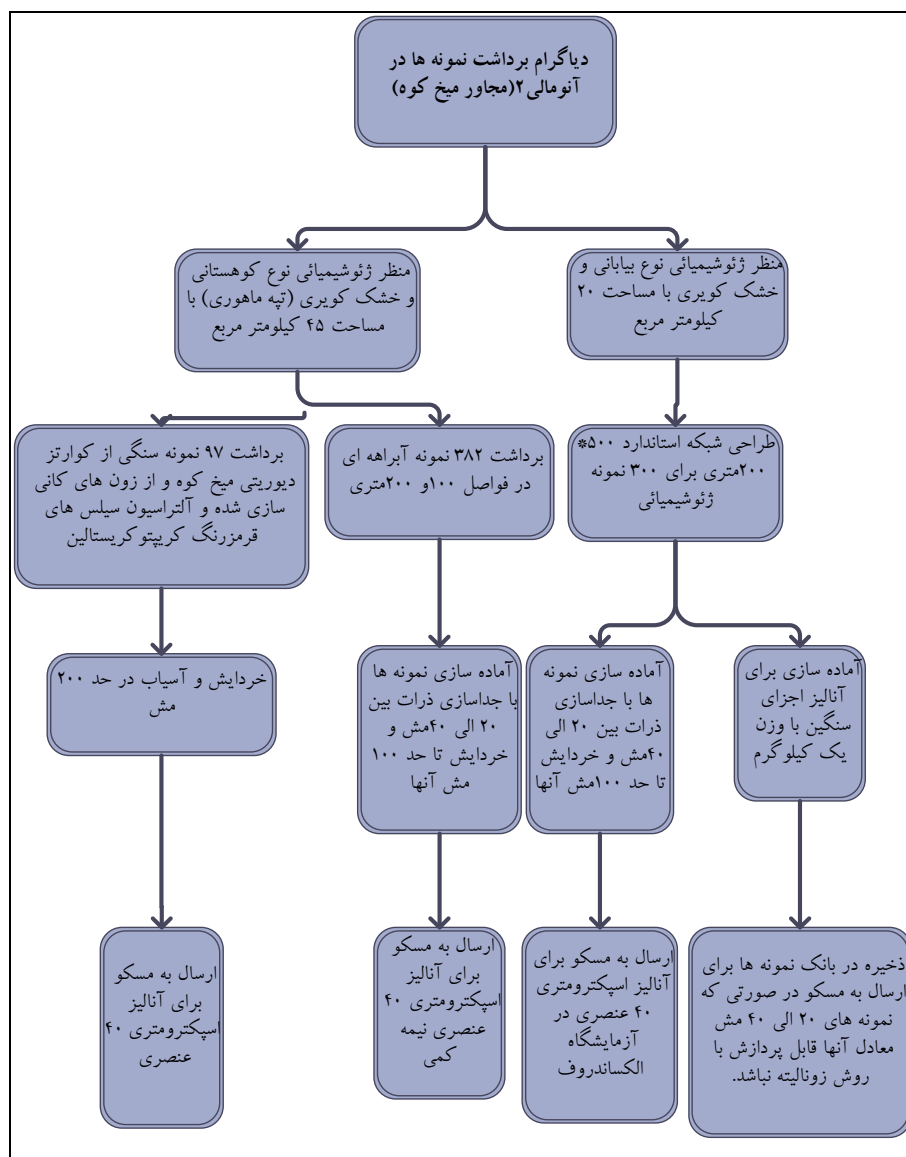


شکل (۲-۴): دیاگرام نحوه برداشت نمونه‌ها از زون آنومالی-۱ [ضیائی، ۱۳۸۰].

۲-۳-۴- برداشت نمونه‌ها از محدوده دوم

محدوده دوم در مجاورت میخ کوه و در حاشیه کویر لوت واقع شده است. این ناحیه دارای دو منظر ژئوشیمیائی تیپ بیابانی و خشک کویری با مساحتی حدود ۲۰ کیلومتر مربع در شرق ناحیه فوق واقع شده است و دیگری تیپ منظر ژئوشیمیائی کوهستانی است که در غرب ناحیه فوق واقع شده و مساحتی در حدود ۴۵ کیلومتر مربع را اشغال کرده است. به علت تفاوت در نوع منظر ژئوشیمیائی این دو و تفاوت در نوع مهاجرت عناصر و فرسایش در آنها، لذا به هر کدام از آنها یک روش نمونه برداری خاص اختصاص داده شد. در محدوده کوهستانی و خشک کویری، مانند حالت

قبل دو نوع برداشت آبراه‌های و ژئوشیمیائی سنگی انجام شد. ۳۸۲ نمونه آبراه‌های در فواصل ۱۰۰ و ۲۰۰ متری به طور منظم برداشت شد. از این ناحیه همچنین ۹۷ نمونه ژئوشیمیائی سنگی از کوارتز-دیوریت و از زون‌های کانی‌سازی و زون آلتراسیون سیلیس‌های قرمز رنگ برداشت گردید. این نمونه‌ها سرند گردیده و اندازه بین ۲۰ الی ۴۰ مش جداسازی شد. نمونه‌های سنگی تا حد ۲۰۰ مش و نمونه‌های آبراه‌های تا حد ۱۰۰ مش آسیاب شدند.



شکل (۴-۳): دیاگرام نحوه برداشت نمونه‌ها از زون آنومالی-۲ [ضیائی، ۱۳۸۰].

در قسمت بیابانی این ناحیه یک شبکه برداشت منظم 200×500 متری طراحی گردید و ۳۰۰ نمونه در این شبکه برداشت جمع آوری گردید. این نمونه‌ها به دو قسمت تقسیم شد. یک قسمت آن با استفاده از سرندها کردن اندازه‌های بین ۲۰ الی ۴۰ مش آن جدا گردید و تا حد ۱۰۰ مش آسیاب شد و سپس جهت آنالیز اسپکترومتری به روسیه فرستاده شد و قسمت بعدی برای آنالیز کانی سنگین آماده‌سازی شد و در بانک نمونه‌ها ذخیره گردید. شکل (۳-۴) نمونه برداری در این ناحیه را شرح می‌دهد. از نمونه‌های شبکه 200×500 متری برای مدل‌سازی با شبکه عصبی استفاده شد.

در محدوده آنومالی ۱ و ۲، توسط شرکت ملی صنایع مس ایران ۱۲ عدد گمانه اکتشافی حفر گردیده است، که تنها یک عدد آن در آنومالی شماره ۲ واقع شده است و بقیه در آنومالی شماره ۱ حفر گردیده‌اند. ۱۱ گمانه اکتشافی که در ناحیه آنومالی شماره ۱ حفر گردیده‌اند، هیچ کدام تا عمق ۳۰۰ متری به ماده معدنی برخورد نکرده است و عیار عناصر در آنها پائین می‌باشد. اما تنها گمانه‌ای که در آنومالی شماره ۲ حفر شده است در گزارش جمع‌بندی عملیات حفاری شرکت ملی مس موجود نیست، که محل آن در شکل (۴-۱۶) آمده است.

شکل (۴-۴) تصویری از گمانه شماره ۵ که در ناحیه آنومالی شماره ۲ حفر شده است را نشان می‌دهد. این گمانه در نزدیکی و شمال میخ کوه قرار دارد. شکل (۴-۵) تصاویر مغزه‌های حفاری را نشان می‌دهد. در شکل (۴-۵-الف) کانی کالکوپیریت پیداست. طبق گفته‌های حفاران این گمانه تا عمق ۱۰۰ متری حفر گردید و در عمق ۷۰ متری به ماده معدنی برخورد کرد ولی به دلیل سختی کار عملیات حفاری متوقف گردید.



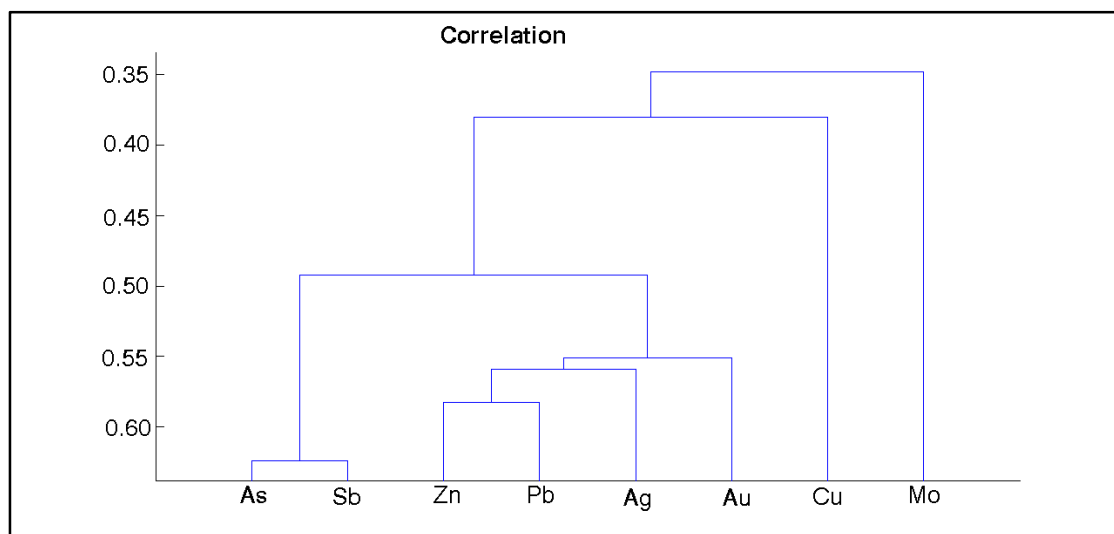
شکل (۴-۴): تصویری از حفر گمانه پنجم و کوه میخ کوه. دید دوربین به سمت جنوب است.



شکل (۴-۵): تصاویری از مغزه‌های حفاری. الف) کانی‌های پیریت و کالکوپیریت در مغزه حفاری؛ ب) مغزه‌های چاه شماره پنج؛ پ) جعبه مغزه‌ها

۴-۳-۳- انتخاب داده‌ها

شکل (۴-۶) دندروگرام ضریب همبستگی داده‌های سونگون ۲-۲ را نشان می‌دهد (۴۷۵ نمونه). همان‌طور که از این شکل پیداست، عناصر دو به دو دارای همبستگی به هم هستند؛ آرسنیک و آنتیموان بیشترین همبستگی را دارند و بعد از این دو، به ترتیب، عناصر سرب و روی، طلا و نقره، و مس و مولیبدن قرار می‌گیرند. جدول ۵-۱ جدول ضرائب همبستگی این عناصر را شرح می‌دهد. همان‌طور که از جدول نیز پیداست، بیشترین ضریب همبستگی بین دو عنصر آرسنیک و آنتیموان به میزان ۰.۶۲ است. ضریب همبستگی دو به دو سایر عناصر نیز از این جدول قابل استخراج است که با دندروگرام مربوطه همخوانی دارد. لازم به یادآوری است که ضریب همبستگی، تمایل دو عنصر به داشتن رابطه خطی را نشان می‌دهد. میزان مثبت آن نشانه رابطه مستقیم دو عنصر و میزان منفی آن نشانه رابطه معکوس آن دو عنصر است. ملاحظه می‌شود که در این جدول ضرائب همبستگی خیلی زیاد (بیش از ۰.۸) نمی‌باشد.

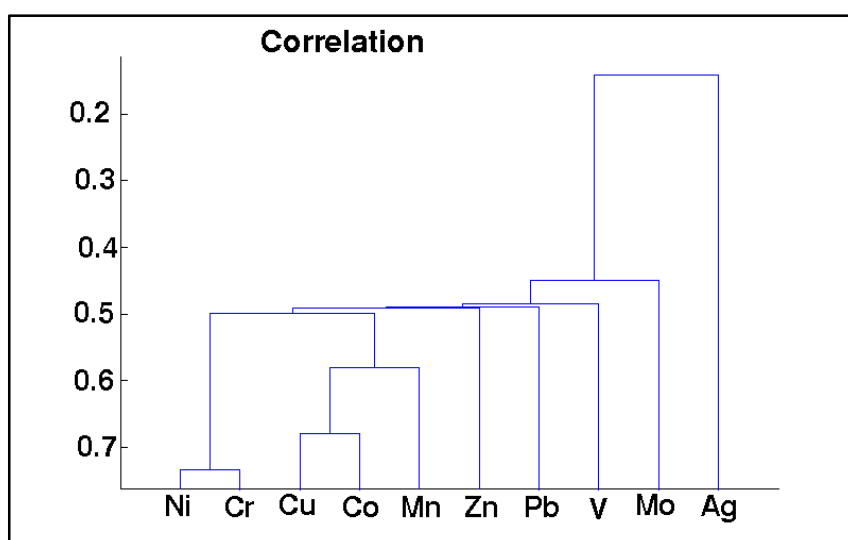


شکل (۴-۶): دندروگرام ضریب همبستگی داده‌های سونگون ۲.

جدول (۴-۱): جدول ضریب همبستگی داده‌های سونگون ۲.

Correlation	Cu	Zn	Pb	Ag	Mo	As	Sb	Au
Cu	1.00	0.35	0.24	0.38	0.11	0.22	0.16	0.28
Zn	0.35	1.00	0.58	0.21	-0.01	0.19	0.05	0.19
Pb	0.24	0.58	1.00	0.56	0.18	0.27	0.19	0.32
Ag	0.38	0.21	0.56	1.00	0.35	0.47	0.49	0.55
Mo	0.11	-0.01	0.18	0.35	1.00	0.30	0.22	0.24
As	0.22	0.19	0.27	0.47	0.30	1.00	0.62	0.35
Sb	0.16	0.05	0.19	0.49	0.22	0.62	1.00	0.24
Au	0.28	0.19	0.32	0.55	0.24	0.35	0.24	1.00

شکل (۴-۷) نیز دندروگرام داده‌های ده‌سلم را نشان می‌دهد (۲۸۸ نمونه). از آنالیز اسپکتروگرافی داده‌های ده‌سلم، غلظت ۲۵ عنصر در دسترس بود اما تنها ده عنصر در دندروگرام آمده است، زیرا سایر عناصر به علت نداشتن واریانس، ضریب همبستگی آنها قابل محاسبه نبود. به جز نقره که دارای همبستگی کمی با سایر عناصر می‌باشد، مابقی عناصر همبستگی مناسبی با هم دارند. از طرف دیگر، نیکل و کروم دارای همبستگی بالایی با هم هستند و در صورت استفاده از شبکه عصبی، بهتر است تنها یکی از آن دو استفاده شوند. سایر عناصر همبستگی بالایی با هم ندارند و قابل استفاده در مدل‌سازی با شبکه‌های عصبی هستند. جدول ۵-۲ جدول ضرائب همبستگی عناصر را در محدوده معدنی ده‌سلم شرح می‌دهد (مانند حالت فوق‌الذکر).



شکل (۴-۷): دندروگرام ضریب همبستگی داده‌های ده‌سلم.

جدول (۴-۲): جدول ضرائب همبستگی داده های ده سلم.

Correlation	Cu	Mo	Zn	Pb	Ag	Ni	Co	Cr	V	Mn
Cu	1.00	0.45	0.49	0.49	0.02	0.36	0.68	0.23	0.38	0.35
Mo	0.45	1.00	0.37	0.39	0.02	-0.03	0.43	-0.10	0.14	0.32
Zn	0.49	0.37	1.00	0.19	0.14	0.31	0.46	0.33	0.40	0.38
Pb	0.49	0.39	0.19	1.00	0.03	0.07	0.37	0.02	0.23	0.14
Ag	0.02	0.02	0.14	0.03	1.00	-0.01	0.03	-0.04	0.05	-0.09
Ni	0.36	-0.03	0.31	0.07	-0.01	1.00	0.50	0.73	0.48	0.35
Co	0.68	0.43	0.46	0.37	0.03	0.50	1.00	0.34	0.44	0.58
Cr	0.23	-0.10	0.33	0.02	-0.04	0.73	0.34	1.00	0.48	0.39
V	0.38	0.14	0.40	0.23	0.05	0.48	0.44	0.48	1.00	0.36
Mn	0.35	0.32	0.38	0.14	-0.09	0.35	0.58	0.39	0.36	1.00

با توجه به عناصر مشترک موجود بین عناصر ده‌سلم و سونگون و همچنین همبستگی آنها، و از آنجا که عناصر مولیبدن و مس، عناصر اقتصادی و هدف کانسار می‌باشند و از طرف دیگر، عناصر سرب و روی عناصر همراه این کانسار می‌باشند. عناصر مس، مولیبدن، سرب و روی برای ساخت مدل شبکه عصبی انتخاب گردیدند. دلیل دیگر انتخاب این عناصر این بود که عناصر مس و مولیبدن جزء عناصر پائین و همراه توده کانسار هستند و عناصر سرب و روی جزء عناصر فوق کانساری هستند. این شاخصه‌ها به ما جهت تعیین زون‌بندی و تشخیص کانی‌سازی پنهان از پراکنده کمک می‌کند.

۴-۳-۴- آماده سازی داده‌ها

۴-۳-۴-۱- نگاهت داده‌ها

در بسیاری از کاربردهای داده‌های واقعی، تحلیل داده‌ها عموماً شامل کار با داده‌های خامی می‌شود که دارای شکل مناسبی نیستند. داده‌ها نیاز به بیان مجددی دارند تا تصویر مؤثری یا یک تحلیل ساده و با اطلاعات کافی را مهیا سازد. می‌توان با استفاده از یک تابع ریاضی برای تمام مشاهدات، داده‌ها را نگاهت داد [Martinez and Martinez, 2004].

۴-۳-۴-۲- نگاهت‌های مرسوم

نگاشت نقاط یک مجموعه x_1, x_2, \dots, x_n ، یک تابع T است که هر مشاهده x_i را با مقدار جدید $T(x_i)$ جایگزین می‌کند. نگاشت بهتر است خصوصیات مطلوب زیر را داشته باشد:

نظم داده‌ها به وسیله نگاشت حفظ گردد.

توابع پیوسته‌ای هستند که تضمین می‌دهند که نقاطی که در داده‌های خام نزدیک هم هستند، در مقادیر نگاشت یافته نیز در کنار هم باشند، به نسبت مقیاس به کار برده شده. توابع نرمی هستند که برای تمام مقادیر مشتق‌پذیرند، و به وسیله توابع ابتدائی مشخص می‌گردند.

برخی از نگاشت‌های متداول شامل گرفتن ریشه (ریشه درجه دوم، ریشه درجه سوم و غیره)، یافتن معکوس، محاسبه مقادیر لگاریتمی، و به توان مثبت رساندن می‌شوند. این نگاشت‌ها نرمش مناسبی را با اکثر موقعیت‌ها در تحلیل داده‌ها مهیا می‌کنند.

۴-۳-۴-۳-۴ نرمال کردن

اگر متغیرها در طول مقیاس‌های مختلف اندازه‌گیری شده باشند و یا انحراف معیار متغیرها برای هر کدام مختلف باشد، آنگاه ممکن است یک متغیر دارای یک فاصله دامنه در تحلیل داده‌ها باشد. این خصیصه باعث صرف هزینه در کاربرد برخی روش‌ها نظیر خوشه‌بندی، مقیاس‌بندی چندبعدی، و کاهش بعد غیرخطی می‌گردد [Martinez and Martinez, 2004].

۴-۴-۳-۴-۴ نگاشت با استفاده از انحراف معیار

این نرمال‌سازی که به رتبه^۱ Z نیز موسوم است، متغیرها را با استفاده از فرمول زیر نگاشت می‌دهد [Martinez and Martinez, 2004]:

$$Z = \frac{(x - \bar{x})}{s}, \quad (1-4)$$

که x مقادیر داده‌های مشاهده شده واقعی است، \bar{x} میانگین نمونه‌ها و s انحراف معیار نمونه‌ها است. در این نرمال‌سازی، متغیر جدید Z دارای میانگین برابر صفر و واریانس یک می‌باشد.

^۱ - z-score

۴-۳-۵- نگاشت با استفاده از رنج داده‌ها

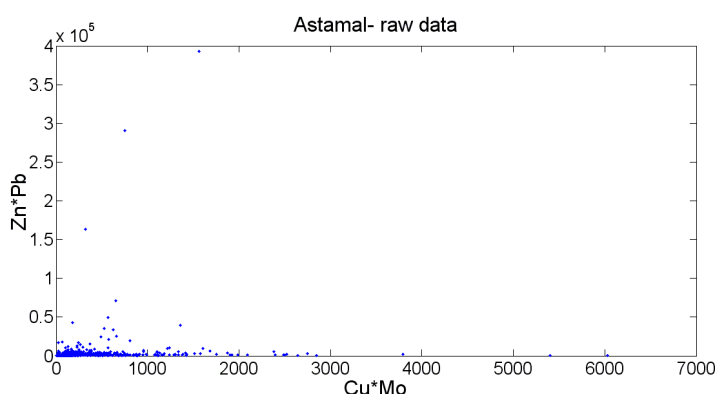
به‌جای اینکه داده‌ها را بر انحراف معیار تقسیم کنیم، مانند بالا، می‌توان رنج هر متغیر را به عنوان مقسم به کار برد. حاصل این عمل به صورت دو فرمول زیر می‌شود [Martinez and Martinez, 2004]:

$$Z = \frac{x}{\max(x) - \min(x)} \quad (۲-۴)$$

$$Z = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} \quad (۳-۴)$$

نرمال‌سازی در معادله فوق محدود بین صفر و یک می‌شود، با حداقل یک نقطه مشاهده‌ای در دو انتهای بازه.

همان‌طور که در بالا شرح داده شد، داده‌های واقعی و از آن جمله داده‌های ژئوشیمیایی عموماً به صورت خام قابل نمایش و کاربرد نیستند (شکل (۴-۸)) و می‌بایستی آنها را با تابع خاصی نگاشت داد. به طور معمول از تابع لگاریتم برای نگاشت دادن داده‌های ژئوشیمیایی استفاده می‌شود (شکل (۴-۹)). همان‌طور که از شکل (۴-۸) پیداست، داده‌های ژئوشیمیایی دارای تداخل زیادی می‌باشند و هیچ درک مستقیمی نمی‌توان از آنها داشت. این شکل نمودار دوبعدی حاصل ضرب $Cu \times Mo$ را به حاصل ضرب $Pb \times Zn$ را نشان می‌دهد. واحد غلظت عناصر همگی به ppm می‌باشد. همان‌طور که ملاحظه می‌شود، هیچ درک مستقیمی نمی‌توان از این شکل داشت. و داده‌ها تماماً فشرده می‌باشند.

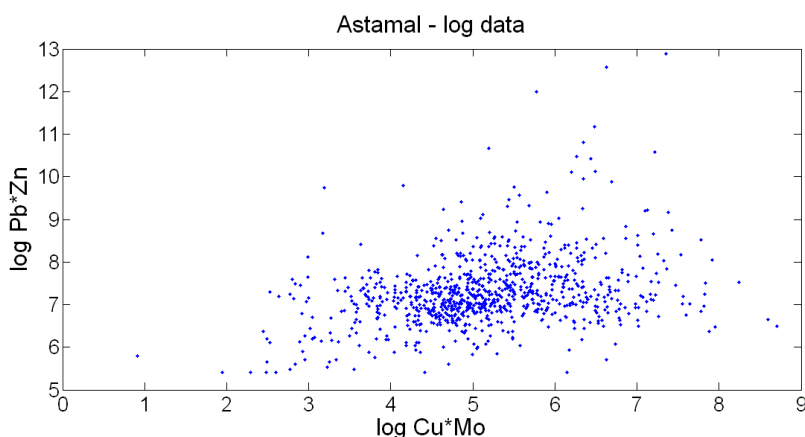


شکل (۴-۸): نمایش دوبعدی حاصل ضرب $Cu \times Mo$ و $Pb \times Zn$ به صورت خام (ppm^2).

اما با استفاده از یک نگاشت ساده و متداول در ژئوشیمی به نام لگاریتم گرفتن این مشکل حل گردید. همان‌طور که از شکل (۴-۹) ملاحظه می‌شود، داده‌ها دارای پراکندگی مناسبی در این

فصل چهارم اکتشاف مولیبدن (مس) پورفیری با استفاده از شبکه‌های عصبی-فازی در ده‌سلم

فضای دوبعدی هستند. این شکل نمودار دوبعدی $\log(\text{Cu}) \times \log(\text{Mo})$ به $\log(\text{Pb}) \times \log(\text{Zn})$ را نشان می‌دهد. مشاهده می‌شود که در این شکل خیلی راحت‌تر نسبت به شکل قبلی می‌توان رابطه این دو ضریب را به هم مشاهده کرد و ارتباط آن دو را سنجید. این عمل به شبکه عصبی کمک می‌کند تا بهتر روابط بین داده‌ها را بسنجد و نسبت به الگوهای آن‌ها آموزش ببیند.



شکل (۴-۹): نمایش دوبعدی حاصل ضرب $\log \text{Cu} * \text{Mo}$ و $\log \text{Pb} * \text{Zn}$ (ppm²).

۴-۴- حذف زمینه

در اکتشافات ژئوشیمیائی، صرف نظر از مؤلفه آلودگی‌های ژئوشیمیائی، تغییرپذیری دارای دو مؤلفه اصلی است:

✓ مؤلفه سنزنتیک

✓ مؤلفه اپی‌ژنتیک

مؤلفه سنزنتیک، مربوط به سنگ‌زائی و فرآیند لیتوژئوشیمیائی می‌باشد. اما، مؤلفه اپی‌ژنتیک مرتبط با فرآیندهای کانی‌سازی است و مؤلفه مفید برای اکتشاف مواد معدنی، همین مؤلفه می‌باشد. بنابراین در اکتشافات ژئوشیمیائی به دنبال کشف مؤلفه‌های اپی‌ژنتیک وابسته به فرآیندهای کانی‌سازی اقتصادی می‌باشیم. در برخی موارد اثر مؤلفه سنزنتیک، چنان بزرگ است که اثر مؤلفه اپی‌ژنتیک را تحت تأثیر قرار می‌دهد و حتی ممکن است آن را محو کند. از اینرو، تلاش می‌شود تا در اکتشافات ژئوشیمیائی اثر این مؤلفه شناسائی و حذف گردد.

حذف یا خنثی‌سازی اثر مؤلفه سنژنتیک به دو صورت مستقیم و یا غیر مستقیم انجام می‌شود. در روش غیرمستقیم، بدون شناسائی تغییرپذیری تیپ سنگ‌های موجود در منطقه اکتشافی و خنثی‌سازی اثر آن‌ها، داده‌های خام مورد پردازش آماری چندگانه قرار می‌گیرند. و بدین‌گونه اثر مؤلفه سنژنتیک حذف می‌گردد. اما در روش مستقیم، با شناسائی تیپ سنگ‌های موجود در منطقه از روی نقشه لیتولوژی، و انطباق نقشه نمونه‌برداری بر روی آن، اثر لیتولوژی حذف می‌گردد.

در این مطالعه از روش خوشه‌بندی فازی که یک روش غیرمستقیم برای حذف مؤلفه سنژنتیک می‌باشد، استفاده گردید. جدول ۳-۴ خوشه‌بندی داده‌های ورودی با استفاده از خوشه-بندی میان‌مرکز فازی را نشان می‌دهد. هر کدام از داده‌های آستامال، سونگون ۱ و سونگون ۲ به ۳ خوشه تقسیم شدند. دلیل انتخاب ۳ خوشه این بود که مطابق با طبقه‌بندی ۳ تائی: زمینه، آنومالی و حد آستانه باشد. البته انتخاب تعداد خوشه‌ها نیاز به تجربه و شناخت از ماهیت داده‌ها دارد. در اینجا طبق مطالعات ۳ خوشه مناسب به نظر رسید.

در جدول ۳-۴، مراکز خوشه ۳ نوع داده آستامال، سونگون ۱ و سونگون ۲ نشان داده شده است. در ردیف آخر میزان کلارک ۴ عنصر مس، مولیبدن، سرب و روی به اقتباس از بوس و گریگوریان (۱۹۷۷) آمده است. مشاهده می‌شود که میزان کلارک تشابه زیادی با خوشه شماره ۱ آستامال دارد. مراکز خوشه‌های سونگون ۱ و ۲ جملگی از حد کلارک بیشتر است. از طرف دیگر مراکز خوشه‌های آستامال نزدیکی بیشتری نسبت به مراکز خوشه‌های سونگون ۱ و ۲ دارند و مراکز خوشه-های داده‌های آستامال مقدار کمتری را نسبت به داده‌های بقیه نشان می‌دهد. این می‌تواند نشانه پتانسیل معدنی کم آستامال باشد. نکته دیگری که از این جدول پیداست، این است که مراکز خوشه‌های سونگون ۱ میزان بیشتری را نشان می‌دهد که می‌تواند به دلیل این باشد که کانی‌سازی سونگون ۱ بیش از سونگون ۲ به سطح زمین نزدیک است. ستون آخر این جدول تعداد داده‌هایی را که در خوشه‌بندی فازی به کار برده شده اند را نشان می‌دهد.

بعد از خوشه‌بندی، داده‌هایی که بیش از ۱۰٪ به خوشه ۱ تعلق داشتند به همراه داده‌هایی از خوشه ۲ که تعلقشان به این خوشه بیش از ۵۰٪ بود و داده‌هایی از خوشه ۳ که تعلقشان به این خوشه کمتر از ۴۰٪ بود، حذف گردیدند. این امر بدین خاطر است که داده‌ها به تمام خوشه‌ها با یک درجه

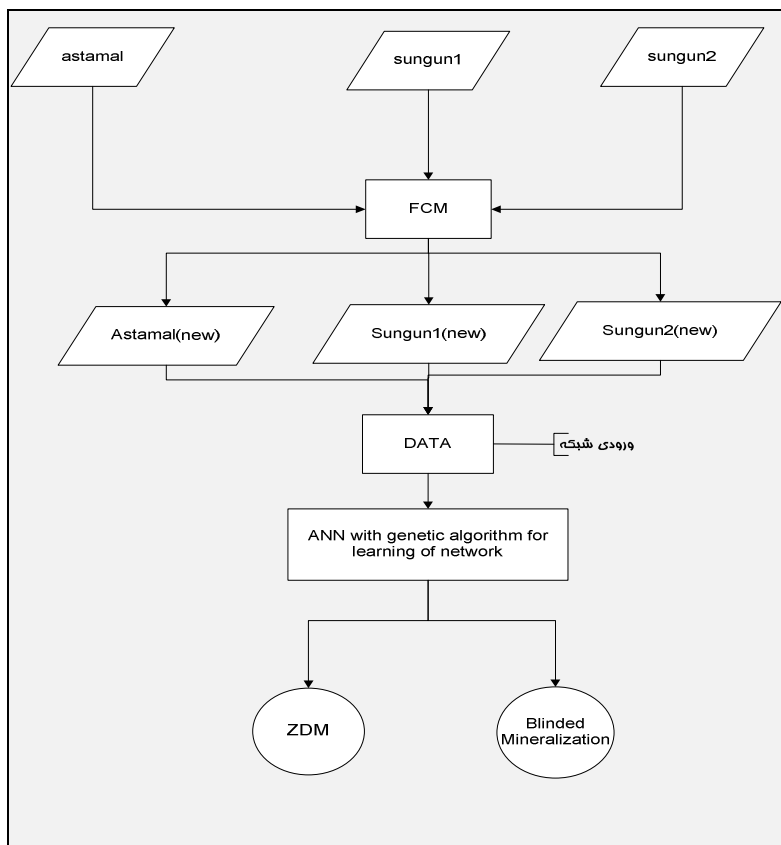
عضویت متفاوتی تعلق دارند. در حذف داده‌ها سعی بر آن شده تا داده‌هایی که بیشترین درجه عضویت یا تعلق را به خوشه نخست دارند حذف شوند. میزان درجه عضویت برای تعیین درجه حذف داده‌ها بر حسب آزمون و خطا و کم کردن اثر مؤلفه سنزنتیک تعیین گردید. داده‌های باقیمانده پس از حذف برای آموزش شبکه انتخاب شدند. با استفاده از روش، از ۱۷۶۰ داده اصلی ۸۱۰ عدد از داده‌ها حذف گردید و تنها ۹۵۰ داده جهت آموزش شبکه استفاده گردید.

جدول (۴-۳): مشخصات مراکز خوشه داده‌های ورودی.

نوع داده	خوشه	Cu(ppm)	Zn(ppm)	Pb(ppm)	Mo(ppm)	تعداد نمونه‌ها
آستمال	1	30.196	53.051	17.790	2.011	881
	2	63.947	89.989	19.225	3.633	
	3	85.847	93.600	19.890	4.918	
سونگون ۱	1	85.717	52.835	73.251	4.071	404
	2	149.563	63.295	82.021	5.088	
	3	210.710	370.607	570.880	18.777	
سونگون ۲	1	33.579	62.175	20.761	1.175	475
	2	56.576	74.721	98.707	3.873	
	3	125.624	137.939	270.687	5.047	
کلارک ^۱		26.000	56.000	15.000	1.200	

شکل (۴-۱۰) نمای شماتیک از روند انجام این مطالعه را نشان می‌دهد. داده‌های خام بعد خوشه‌بندی با استفاده از الگوریتم خوشه‌بندی میان مرکز (FCM) و حذف زمینه، داده‌های جدید را جهت ورود به شبکه عصبی آماده می‌سازند. این داده‌ها باهم جمع شده و داده‌های آموزشی را تشکیل می‌دهند. داده‌های آموزشی شبکه عصبی را برای طبقه‌بندی داده‌ها به دو طبقه کانی‌سازی پنهان و پراکنده آموزش می‌دهند.

^۱- اقتباس از بوس و گریگورین، ۱۹۷۷



شکل (۴-۱۰): مدل اتوماسیون تشخیص زون پنهان با استفاده از مدل‌های مشخص.

۴-۵- ساختار شبکه عصبی

با توجه به مشخصات مسئله مورد نظر، یک شبکه عصبی با چهار ورودی و دو خروجی طراحی گردید. این شبکه دارای ساختار چند لایه‌ای پرسپترون با تماس کامل بین لایه‌های مجاور است. خروجی شبکه برای هر بردار ورودی متعلق به جامعه غیر اقتصادی، بردار $t_1 = [1; 0]$ و برای هر بردار ورودی متعلق به جامعه اقتصادی، بردار $t_2 = [0; 1]$ در نظر گرفته شد. به عبارت دیگر هر بردار ۴ عنصری به یک بردار دوتایی نگاشت می‌شود (معادله ۴-۷). یکی دیگر از پارامترهای مهم در ساختار شبکه‌های عصبی MLP تعداد نرون‌های لایه پنهان می‌باشد؛ در این مسئله با استفاده از آزمون سعی و خطا درک گردید که با تعداد هشت نرون در لایه پنهان می‌توان بهترین جواب را با کمترین هزینه در وقت و انرژی به دست آورد. و بدین ترتیب ساختار شبکه عصبی تعیین گردید (شکل ۴-۱۱).

تابع انتقال بین لایه اول و دوم و همچنین تابع انتقال بین لایه‌های دوم و سوم از نوع تابع لگاریتم سیگموئیدی تعریف شد. بدین خاطر که، این تابع انتقال مناسبی را به بازه اعداد $[0,1]$ نشان می‌دهد.

$$\mathbb{R}^4 \rightarrow [0,1] \quad (۷-۴)$$

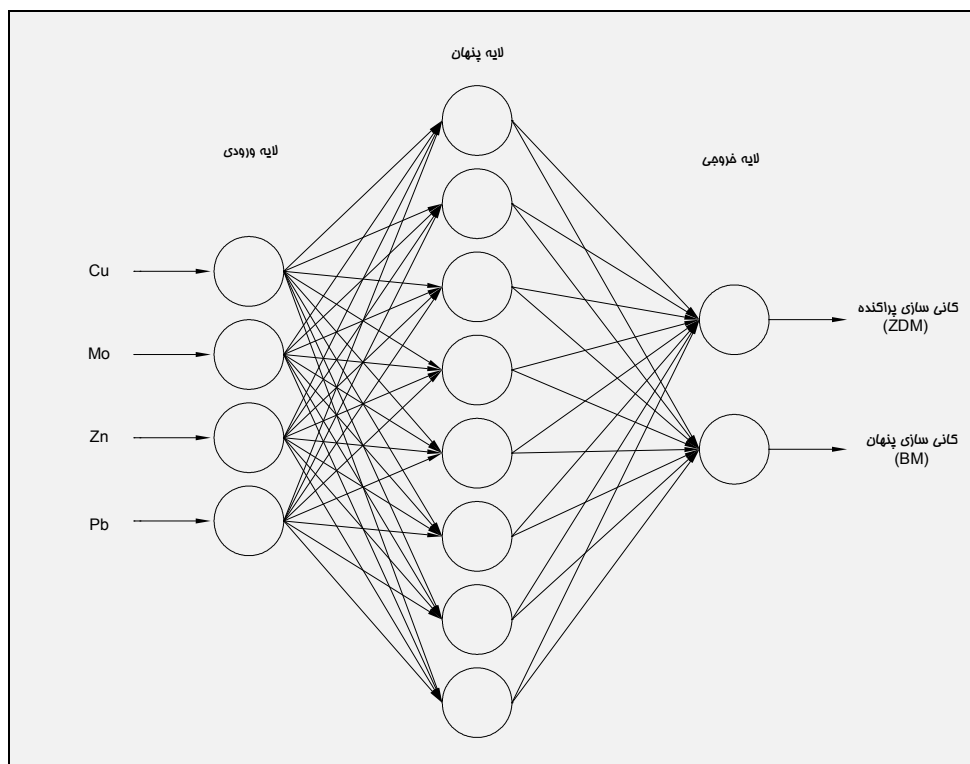
۴-۶- آموزش شبکه

آموزش شبکه شامل تنظیم پارامترهای شبکه عصبی می‌باشد و می‌تواند به صورت یک مسئله بهینه‌سازی در نظر گرفته شود. رایج‌ترین الگوریتمی که برای آموزش شبکه‌های MLP استفاده می‌شود، الگوریتم پس‌انتشار خطا می‌باشد. این الگوریتم، از روش‌های بهینه‌سازی گرادیانی می‌باشد که از گرادیان تابه هدف استفاده می‌کند و با شروع از یک نقطه آغازین، به تدریج در راستای صعودی یا نزولی به جواب مسئله میل پیدا می‌کند. در این روش خطر قرار گرفتن در نقطه بهینه محلی زیاد است که در نتیجه، خطای طبقه‌بندی داده‌ها زیاد خواهد شد. همچنین پاسخ به‌دست آمده به نقطه شروع وابسته می‌باشد.

برای حل مشکل فوق‌الذکر، در این پایان‌نامه از الگوریتم ژنتیک که از روش‌های هوشمند بهینه‌سازی می‌باشد، به منظور آموزش شبکه استفاده گردید. الگوریتم ژنتیک که برای فرار از نقطه بهینه محلی طراحی شده است، بر خلاف روش پس‌انتشار خطا که شدیداً وابسته به نقطه شروع اولیه می‌باشد، با اعمال یک جست و جوی چند جهت به کمک مجموعه‌ای از راه‌حل‌ها، وابستگی به نقطه شروع ندارد.

هنگامی که از الگوریتم ژنتیک برای یادگیری شبکه استفاده می‌شود، هر عضو جمعیت (کروموزوم) شامل تمام پارامترهای شبکه، از جمله اوزان اتصال بین لایه‌ها و مقدار بایاس‌ها می‌باشد. در واقع هر عضو جمعیت یک جواب بالقوه از مسئله می‌باشد. الگوریتم در تکرار اولیه با تعداد تصادفی از اعضا شروع به کار می‌کند و با تکامل یافتن اعضا در تکرارهای بعدی با استفاده از سه عملگر جهش، تولیدمثل و انتخاب به سمت جواب بهینه میل می‌کند.

در این مسئله هر کروموزوم شامل ۵۸ ژن می‌شود. از این ۵۸ ژن، ۴۸ ژن به اوزان بین لایه-ها (۳۲ تا برای اوزان بین لایه اول و دوم و ۱۶ تا برای اوزان بین لایه دوم و سوم) و ۱۰ ژن به مقدار بایاس‌ها اختصاص دارد. تعداد کروموزوم‌ها به طور دلخواه ۵۰ عدد در نظر گرفته شد. زیرا به نظر می‌رسد، این تعداد اعضای جامعه برای رسیدن به جواب کافی باشد. عملگر تولید مثل توسط عملگر λ (معادلات ۳-۳۶ و ۳-۳۷) تنظیم شد و میزان λ در هر بار تکرار به طور تصادفی انتخاب می‌شد. عملگر جهش نیز به طور ساده به صورت ضرب یک عدد تصادفی در بازه $[-10,10]$ در ژن‌های کروموزوم در نظر گرفته شد. عملگر انتخاب به صورت انتخاب رقابتی از بین ۳ انتخاب در نظر گرفته شد. لازم به ذکر است که میزان کروموزوم‌هایی که برای تولید مثل و جهش انتخاب می‌شدند، به ترتیب، ۴۰٪ و ۲۰٪ جمعیت کروموزوم‌ها بود.



شکل (۴-۱۱): نمای شماتیک شبکه عصبی به کار گرفته شده.

۴-۷- تابع هدف

همان‌طور که در بخش (۳-۲-۲-۲-) اشاره شد، در مسائل طبقه‌بندی تابع میانگین مربعات خطا (MSE) نمی‌تواند کارا باشد و بدین خاطر که نوع مسئله ما نیز از نوع طبقه‌بندی بوده، از این‌رو تابع هدف با استفاده از معادله ۳-۱۲ تنظیم گردید. مقدار تلورانس (θ) نیز برابر با ۰/۲ اختیار گردید.

$$1-5 \quad (o \geq t - 0.2) \wedge (o \leq t + 0.2)$$

۴-۸- برنامه نویسی

برای انجام شبکه عصبی فوق‌الذکر در محیط نرم‌افزار MATLAB اقدام به ایجاد یک M-FILE گردید. این برنامه شامل برنامه نویسی برای ایجاد یک شبکه عصبی مصنوعی می‌شود که توسط الگوریتم ژنتیک آموزش می‌یافت.

در این برنامه که بدنه اصلی آن در پیوست آمده است و از ذکر توابع اختصاصی آن به خاطر حفظ حقوق نگارنده اجتناب شده است، در این برنامه، از تابع انتخابگر^۱ select برای حذف مقادیر نزدیک به زمینه استفاده گردیده است، که شرح آن در قسمت‌های قبلی آمده است. بعد از نرمال کردن با استفاده از لگاریتم گرفتن و تعیین داده‌های آموزشی، شبکه عصبی با استفاده از ۴ نرون ورودی، هشت نرون میانی و دو نرون خروجی تعریف گردید. تمام عملیات بر حسب ضرب ماتریسی تدوین شد. اوزان میان لایه‌ای و بایاس ابتدا به صورت اتفاقی تعیین گردیدند و سپس با آموزش شبکه توسط الگوریتم ژنتیک و ۳ تابع crossover، mutation و selection بهینه گردیدند. تابع هدف نیز توسط تابع fitness همان‌گونه که در فصل قبل ذکر شد، تعریف گردید.

برنامه دیگری نیز برای ساخت شبکه عصبی-فازی طراحی گردید. این برنامه دارای مشخصات کلی همانند حالت قبل است، با این تفاوت که بدنه اصلی آن برای حل الگوریتم شبکه عصبی-فازی طراحی شده است. این الگوریتم در بخش طراحی شبکه عصبی-فازی آمده است.

^۱ - این تابع توسط نگارنده تنظیم شده است.

۴-۹- نتیجه شبکه عصبی

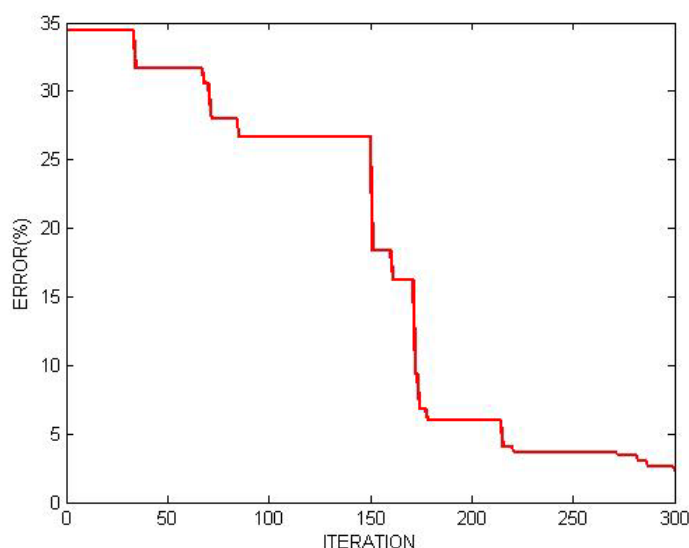
شبکه عصبی بعد از طراحی توسط داده‌های آموزشی آستامال و سونگون ۲ آموزش داده شد. فرآیند آموزش دارای تعداد ۳۰۰ تکرار جهت بهبود جامعه الگوریتم ژنتیک می‌شود، بعد از این تعداد تکرار مشاهده گردید که بهبود چندانی در میزان خطا ایجاد نمی‌شود. شکل (۴-۱۲) روند کاهش خطا در ۳۰۰ بار تکرار را نشان می‌دهد که نهایتاً به خطای ۲.۶٪ ختم شده است. این خطا نشان دهنده آن است که ۲.۶٪ از داده‌های آموزشی درست طبقه‌بندی شده‌اند.

شبکه توسط داده‌های آزمایشی که شامل درصدی از داده‌های اولیه که در آموزش شبکه به کار نگرفته شده بودند (۳۰٪ داده‌های اولیه) می‌شد، تست گردید که خطا کمتر از خطای آموزش و به میزان ۱.۷٪ حاصل شد. این می‌تواند به خاطر تعداد کمتر داده‌های آزمایشی از داده‌های آموزشی باشد. بعد از تست شبکه، جواب شبکه را برای داده‌های سونگون ۳ که برای ما مجهول بود، به دست آمد. نکته‌ای که در اینجا قابل ذکر است، این است که، بدین خاطر که اوزان اولیه شبکه عصبی به صورت اتفاقی انتخاب می‌شود لذا جواب شبکه عصبی (در مسائل بزرگ) در اجراهای مختلف شبکه عصبی با هم کمی متفاوت هستند. راه‌حل این مسئله استفاده از میانگین وزنی خروجی‌های شبکه در اجراهای گوناگون و یا استفاده از شبکه‌های عصبی دسته جمعی^۱ یا کمیته‌ای است. در این مطالعه از روش نخست استفاده شد. هرچند روش دوم نیز به لحاظ اجرا مشابه روش نخست می‌باشد. از این‌رو، شبکه عصبی ده بار اجرا گردید و سپس از خروجی‌های آن به نسبت میزان خطا میانگین وزنی گرفته شد. معادله ذیل این امر را شرح می‌دهد.

$$O_{final} = \frac{\sum(1-e_n)O_n}{n \sum(1-e_n)} \quad ۲-۵$$

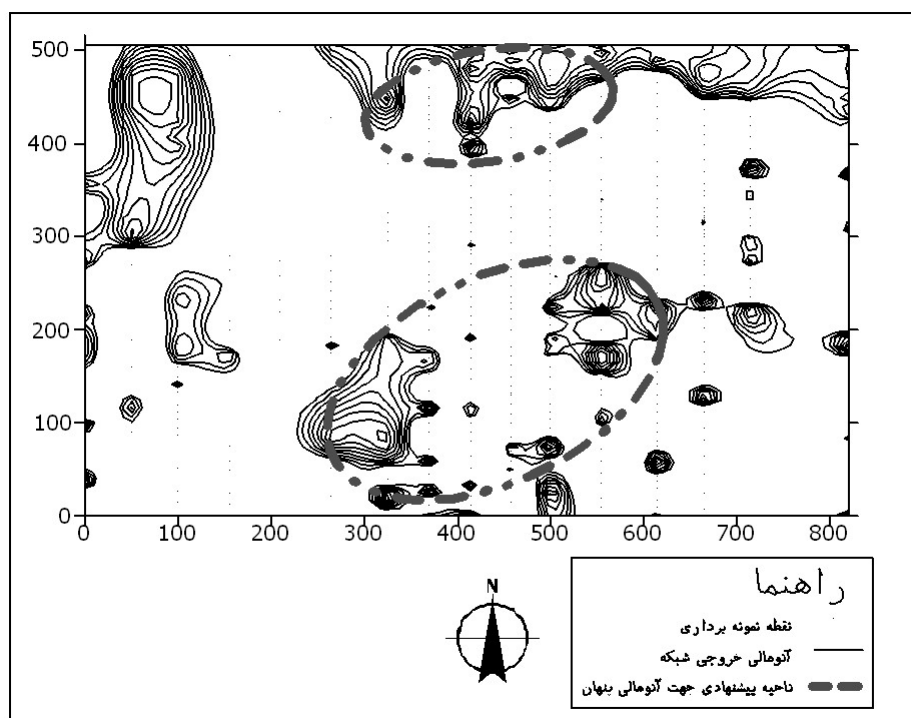
که O_{final} خروجی نهائی، O_n خروجی شبکه در n امین اجرای شبکه، e_n خطای شبکه در n امین اجرای شبکه و n تعداد اجراهای گوناگون شبکه است.

^۱ - Ensemble



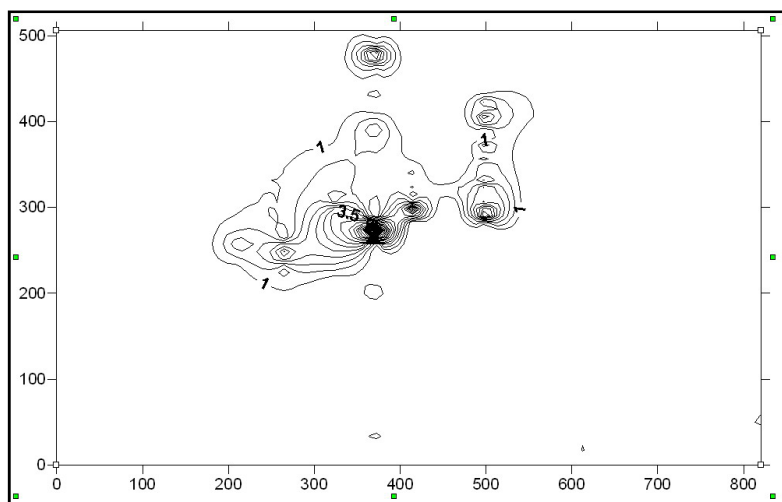
شکل (۴-۱۲): روند بهبود خطا در ۳۰۰ بار تکرار.

شکل (۴-۱۳) خروجی شبکه را برای داده‌های سونگون ۳ نشان می‌دهد. خطوط بیضی‌وار خط‌چین مناطق دارای بیشترین پتانسیل کانی‌سازی پنهان را نشان می‌دهد. در این شکل یک آنومالی دیگر در قسمت شمال‌غربی ملاحظه می‌شود که به خاطر اثر کمتر آن از آن صرف نظر شده است و دو منطقه مشخص شده توسط بیضی نسبت به آن امیدبخش‌ترند. شکل (۴-۱۴) نیز منطقه کانی‌سازی پنهان با استفاده از روش زونالیت‌سنجی را نشان می‌دهد. این شکل کنتورهای هم‌میزان نسبت $\frac{Cu \times Mo}{Pb \times Zn}$ را نشان می‌دهد. در این شکل یک آنومالی کوچک در شمال و یک آنومالی بزرگ در مرکز مشخص است. همان‌طور که ملاحظه می‌شود، آنومالی کوچک آن با آنومالی شمالی شکل (۴-۱۳) و آنومالی مرکزی آن با آنومالی جنوبی شکل (۴-۱۳) تا حدودی مطابقت دارد.



شکل (۴-۱۳): خروجی شبکه برای داده‌های سونگون ۳. خطوط خط چین مناطق دارای امکان کانی‌سازی پنهان را نشان می‌دهند.

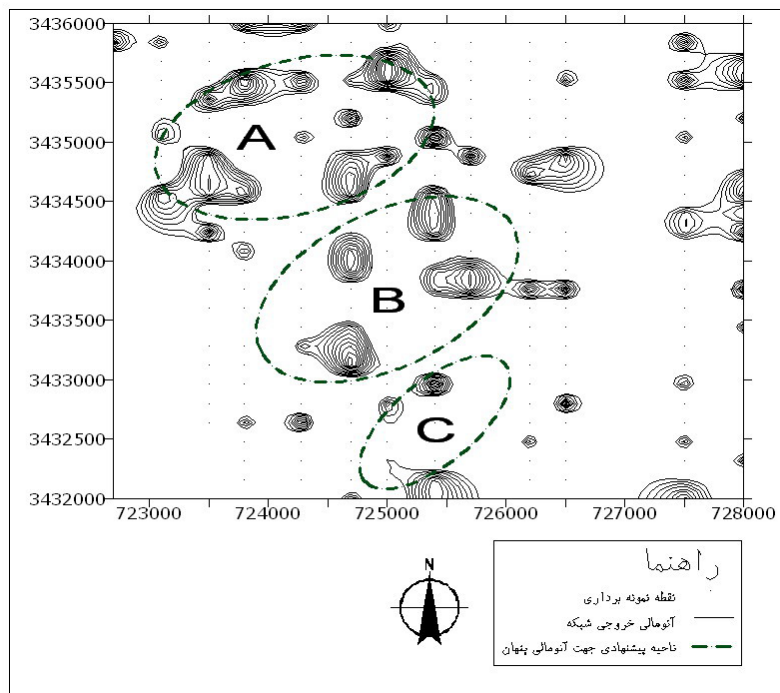
بعد از آنکه شبکه جواب مناسبی را برای داده‌های سونگون داد، جواب شبکه برای داده‌های دهسلم به دست آمد. شکل (۴-۱۵) خروجی شبکه را برای داده‌های دهسلم نشان می‌دهد. سه منطقه که دارای بیشترین پتانسیل برای کانی‌سازی پنهان مولیبدن-مس پورفیری است، توسط سه بیضی خط‌چین نشان داده شده است. به نظر می‌رسد که زون A دارای بیشترین پتانسیل می‌باشد و زون-های B و C بعد از آن قرار می‌گیرند.



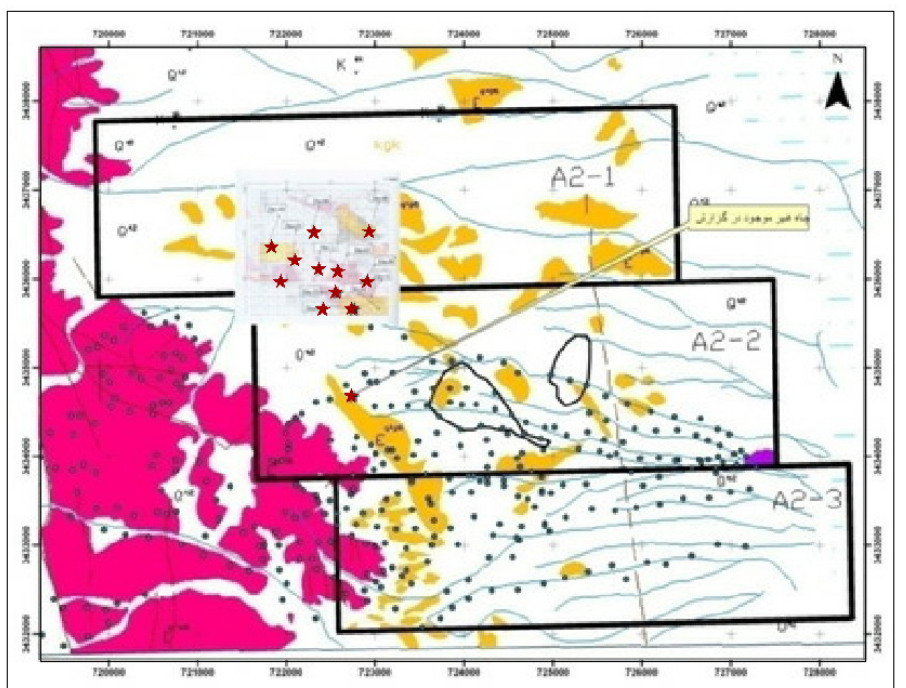
شکل (۴-۱۴): تشخیص کانی‌سازی پنهان با استفاده از روش زونالیته (Cu*Mo/Pb*Zn). خطوط خط چین مناطق دارای امکان کانی‌سازی پنهان را نشان می‌دهند.

شکل (۴-۱۶) توسط ضیائی و همکاران (۲۰۰۷) با استفاده از روش‌های سنتی نظیر زونالیته و روش وزن‌های نشانگر از منطقه ده‌سلم تهیه شده است. نواحی زردرنگ مناطق امیدبخش هستند. آنومالی‌های A2-1 و A2-2 و A2-3 تقریباً با آنومالی‌های A و B و C در شکل (۴-۱۵) مطابقت دارد. همان‌طور که مشاهده می‌شود دو آنومالی A2-1 و A دارای گسترش بیشتری نسبت به بقیه هستند، اما حفاری‌های انجام شده در این زون تا عمق ۳۰۰ متری نشان می‌دهد که این منطقه دارای پتانسیل معدنی نمی‌باشد.

نقاط ستاره‌ای شکل، نقاط حفاری است که توسط شرکت ملی صنایع مس ایران انجام شده است. بر اساس گزارش شرکت ملی مس ایران (شرکت ملی صنایع مس ایران ۱۳۸۶) دوازده عدد گمانه اکتشافی در ناحیه مورد نظر حفر گردید، که هیچ کدام از گمانه‌ها به ماده معدنی برخورد نکرده است. اما نکته حائز اهمیت این است که: (۱) مکان حفاری‌ها به دور از مناطق امیدبخشی است که توسط روش‌های سنتی به دست آمده بود؛ و (۲) یکی از گمانه‌های اکتشافی در گزارش موجود نیست، که اتفاقاً نزدیک به آن مناطق می‌باشد و طبق نظر حفاران آن منطقه در عمق ۷۰ متری به ماده معدنی برخورد کرده بود. اما به خاطر شرایط مشکل حفاری، عملیات حفاری متوقف گردید.



شکل (۴-۱۵): خروجی شبکه برای داده‌های ده‌سلم. خطوط خط چین مناطق دارای امکان کانی‌سازی پنهان را نشان می‌دهند.



شکل (۴-۱۶): مناطق دارای پتانسیل کانی‌سازی پنهان در ده‌سلم به همراه نقاط حفاری.

مطابق آنچه در بالا آمد، از مقایسه شکل (۴-۱۵) و شکل (۴-۱۶) نتیجه می‌شود که نتایج حاصل از روش‌های سنتی و نتیجه شبکه عصبی مطابقت نسبی دارند.

۴-۱۰- طراحی شبکه عصبی-فازی

همان‌طور که در بخش (۳-۴) گفته شد، شبکه‌های عصبی دارای یک‌سری معایبی است که می‌توان آنها را با استفاده از تئوری و منطق فازی رفع کرد. به عبارت دیگر، با ترکیب قابلیت توصیف صریح دانش فرد خبره منطق فازی با قدرت یادگیری و آموزش‌پذیری شبکه‌های عصبی، روش جدیدی به نام شبکه‌های عصبی-فازی ایجاد می‌گردد. این شبکه‌ها با استفاده از قابلیت یادگیری شبکه‌های عصبی، دانش مستتر در داده‌های موجود را کشف می‌کند و با استفاده از منطق فازی به استدلال از آن می‌پردازد. در این بخش برای اینکه بتوان با استفاده از داده‌های آموزشی عدم قطعیت‌ها را در نظر گرفت، یک شبکه عصبی-فازی طراحی گردید.

شبکه‌های عصبی-فازی دارای سه بخش اصلی می‌باشند. بخش اول یک فازی‌ساز می‌باشد. این فازی‌ساز اعداد قطعی را که به‌طور متداول در کاربردهای مهندسی به کار می‌روند، به اعداد فازی تبدیل می‌کند تا قابل استفاده در یک سیستم فازی باشد. فازی‌سازهای متنوعی در کاربردهای گوناگون مهندسی به کار می‌روند، اما در اینجا بر حسب تجربه از فازی‌ساز گوسین استفاده شد. معادله ذیل این فازی‌ساز را شرح می‌دهد:

$$gaussian(x; \sigma, c) = \exp \left(-0.5 \left(\frac{x-c}{\sigma} \right)^2 \right) \quad (۴-۸)$$

که در آن x متغیر ورودی قطعی، σ, c متغیرهای پارامتری هستند که در اینجا به ترتیب، مرکز خوشه فازی و شعاع خوشه فازی در نظر گرفته شدند.

بخش دوم که مهمترین قسمت یک سیستم فازی است، موتور استنتاج نام دارد. موتور استنتاج کار ترکیب خروجی‌های فازی‌ساز را انجام می‌دهد. از میان انواع موتورهای استنتاج، از موتور استنتاج حاصلضرب برای ساخت شبکه عصبی-فازی استفاده شد.

و در نهایت، بخش سوم یک سیستم فازی غیرفازی‌ساز نام دارد. غیرفازی‌ساز اعداد خروجی سیستم را به صورت اعداد قطعی نشان می‌دهد. برای ساخت شبکه عصبی-فازی از غیر فازی‌ساز مرکز ثقل استفاده گردید. معادله ذیل این غیرفازی‌ساز را شرح می‌دهد:

$$y^* = \frac{\sum y_i \mu_{B_i}(y)}{\sum \mu_{B_i}(y)} \quad (9-4)$$

که در آن y^* مرکز ثقل، y متغیر مربوطه، $\mu_B(y)$ تابع عضویت متغیر y هستند.

از بین سیستم‌های فازی، در کاربردهای مهندسی از دو نوع سیستم ممدانی^۱ و سیستم تاکاگی-سوگنو^۲ (TS) بیشتر استفاده می‌شود. در این مطالعه از سیستم تاکاگی-سوگنو برای ساخت سیستم فازی استفاده گردید. مدل TS شامل مجموعه‌ای از روابط ورودی-خروجی محلی است که سیستم سراسری را شرح می‌دهد. قوانین در یک مدل مرتبه اول TS دارای ساختار زیر است [Tutmez et al, 2006].

$$R_i : (if \ x_i \ is \ A_{i1} \ and \ \dots \ and \ x_n \ is \ A_{in}) \ Then \ y_i = a_i^T x + b_i, \ i = 1, 2, \dots, k; \quad (10-4)$$

که R_i ، $A_{i1}, A_{i2}, \dots, A_{in}$ مجموعه‌های فازی هستند که متغیرهای مقدم را تعریف می‌کنند. قاعده نتیجه y_i یک ترکیب وابسته به ورودی‌ها با پارامترهای b_i, a_i است.

برای ساخت شبکه عصبی-فازی، از شبکه پنج‌لایه همانند آنچه در شکل (۴-۱۷) آمده، استفاده شده است. هر لایه شامل چند گره می‌شود که همراه یک تابع گره‌ای بیان می‌شود. دایره‌ها در شبکه گره‌هایی را نشان می‌دهد که هیچ پارامتر متغیری را عبور نمی‌دهند و درحالی‌که گره‌های مربعی، گره‌هایی را نمایش می‌دهند که پارامترهای تطبیقی را عبور می‌دهند که توسط شبکه در حال آموزش تعریف می‌گردند. تابع گره در هر لایه در پایین شرح داده شده است.

لایه ۱: گره‌های این لایه، به عنوان یک فازی‌ساز عمل می‌کنند. همان‌گونه که در بالا ذکر شد، از فازی‌ساز گوسین استفاده شده است:

¹ - Mamdani
² - Takagi-Sugeno

$$\mu_{A_i}(x) = e^{-\frac{(x-c_i)^2}{2\sigma_i^2}} \quad (11-4)$$

که c_i مرکز تابع گوسین و σ_i پهنای تابع عضویت را نشان می‌دهد. خروجی این لایه مقادیر توابع عضویت مقدم وابسته به ورودی‌های فازی سیستم هستند.

لایه ۲: هر گره این لایه یک موتور استنتاج است و حاصلضرب ورودی‌های خودش را محاسبه می‌کند. خروجی این لایه این گونه است:

$$w_j = \mu_{A_i}(x) * \mu_{B_i}(y) * \mu_{C_i}(y) * \mu_{D_i}(y), \quad i = 1, 2; \quad (12-4)$$

که μ_{A_i} ، μ_{B_i} ، μ_{C_i} و μ_{D_i} توابع عضویت مجموعه‌های فازی برای هر کدام از ورودی‌ها هستند که به ترتیب توسط مقادیر ورودی تعریف می‌شوند. هدف این لایه، محاسبه درجه فعالیت قواعد فازی است.

لایه ۳: گره‌های این لایه درجه فعالیت قواعد را نرمال می‌کنند، با استفاده از محاسبه از نسبت درجه فعالیت آمین قاعده به جمع تمام درجه‌های فعالیت قواعد:

$$w_i^* = \frac{w_i}{w_1 + w_2 + \dots + w_{16}}, \quad i = 1, 2, \dots, 16; \quad (13-4)$$

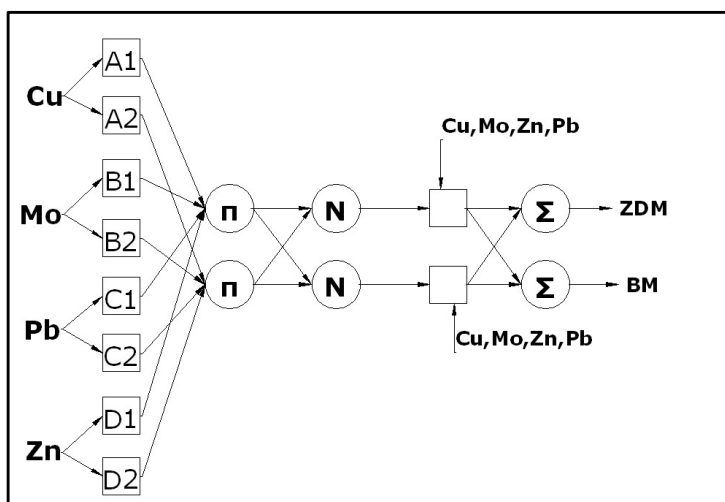
لایه ۴: گره‌های این لایه دارای خاصیت تطبیقی هستند، که هر تابع گره یک مدل مرتبه اول از پارامترهای نتیجه را نشان می‌دهند. نتیجه، خروجی این لایه این گونه شرح داده می‌شود:

$$o_i^4 = w_i^* f_i = w_i^* (p_i Cu + q_i Mo + r_i Pb + s_i Zn + t_i) \quad (14-4)$$

که w_i^* خروجی لایه ۳ و $\{p_i, q_i, r_i, s_i, t_i\}$ مجموعه پارامتری هستند.

لایه ۵: این لایه، به عنوان یک غیرفازی‌ساز عمل می‌کند. گره‌های دارای نشانه Σ خروجی سراسری را محاسبه می‌کنند و اعداد فازی را به اعداد قطعی به وسیله غیرفازی‌ساز مرکز ثقل تبدیل می‌کنند:

$$o_i^5 = \sum_i w_i^* f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{w_i} \quad (15-4)$$

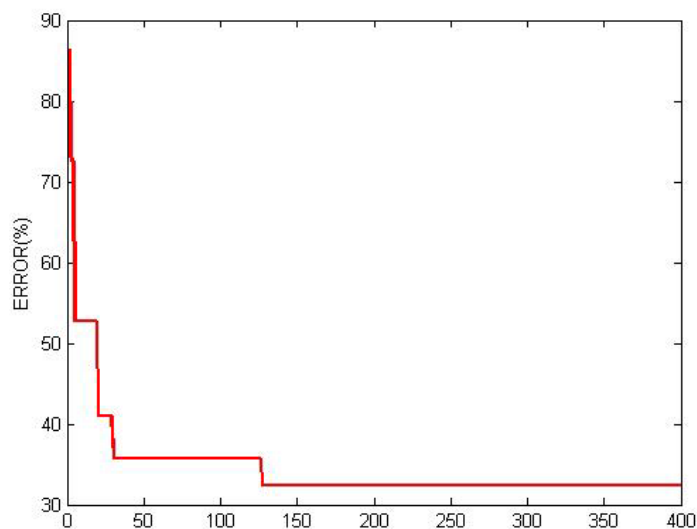


شکل (۴-۱۷): ساختار شبکه عصبی-فازی.

۴-۱۰-۱- آموزش شبکه

شکل (۴-۱۷) ساختار شبکه عصبی-فازی را نشان می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود شبکه دارای چهار ورودی عناصر Cu, Mo, Pb, Zn و دو خروجی BM و ZDM است. برای آموزش این شبکه از همان داده‌های آموزشی شبکه عصبی استفاده شد. هدف از آموزش این شبکه تعیین پارامترهای $\{p_i, q_i, r_i, s_i, t_i\}$ است. این ۵ پارامتر بایستی برای ۱۶ قاعده به دست آمده از لایه دوم محاسبه گردد. در نتیجه به تنظیم مجموعاً ۸۰ پارامتر برای آموزش این شبکه می‌باشد. این پارامترها با استفاده از الگوریتم ژنتیک، مانند آموزش شبکه عصبی تعیین گردیدند. شکل (۴-۱۸) روند آموزش شبکه و کاهش خطا را در تکرار شبکه نشان می‌دهد. ملاحظه می‌گردد که خطا از میزان ۰.۸۶٪ در مرحله آغازین به حدود ۰.۳۱٪ در تکرار ۱۳۰ می‌رسد و عملاً بعد از آن کاهش در خطا مشاهده نمی‌شود. نکته‌ای که در اینجا ملاحظه می‌شود این است که میزان خطای طبقه‌بندی در این روش بیش از

طبقه‌بندی با استفاده از شبکه‌های عصبی است. شاید در نگاه اول این تصور غلط پیش آید که عملکرد شبکه‌های عصبی بهتر بوده است، اما این تنها یک نتیجه‌گیری خام است. باید این نکته را در نظر گرفت که شبکه عصبی تنها یک نگاشت صریح از فضای چهار بعدی عناصر به فضای $\{1,0\}$ انجام داده است و در آموزش آن فرض شده است که تمام داده‌های انتخابی آستامال جزء گروه کانی‌سازی پراکنده و تمام داده‌های انتخابی سونگون جزء گروه کانی‌سازی پنهان است. ولی در عمل و واقعیت-های اکتشافی در نظر گرفتن مجموعه‌های قطعی از موضوع‌های زمین‌شناسی و اکتشافی اشتباه است و ممکن است هر گروه ترکیبی از کانی‌سازی پراکنده و پنهان باشند. این مسئله در آموزش و طراحی شبکه عصبی-فازی در نظر گرفته شده است و این حسن بزرگ و تأثیرگذار را نسبت به شبکه‌های عصبی در خود می‌بیند. بدین نحو که اولاً هر ورودی بر حسب تشابه خود به هر مجموعه فازی یک درجه عضویت به خود می‌گیرد و ثانیاً در مرحله بعد درجه فعالیت هر کدام با استفاده از ترکیب تمام مجموعه‌های ممکن سنجیده می‌شود.



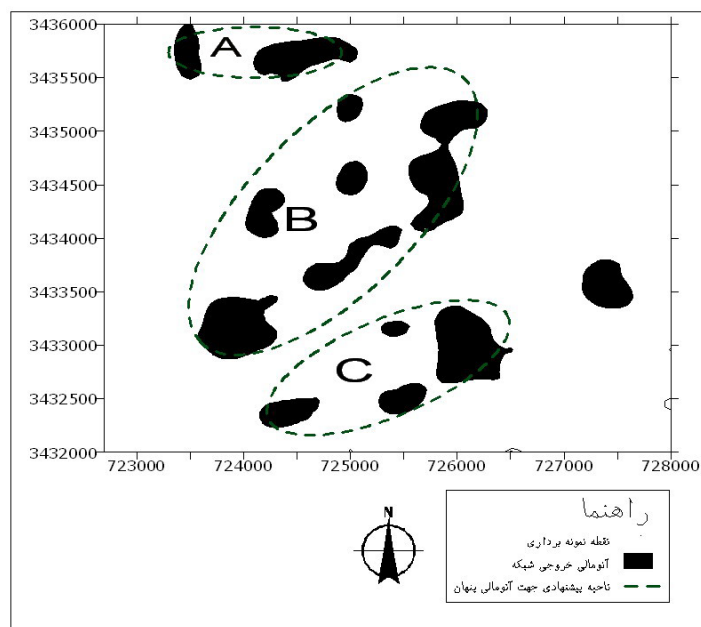
شکل (۴-۱۸): روند نزول خطا در آموزش شبکه عصبی-فازی.

شکل (۴-۱۹) نتیجه خروجی شبکه‌های عصبی-فازی را برای داده‌های ده‌سلم نشان می‌دهد. در این شکل بیشترین درجه عضویت بین ۰.۳ تا ۰.۴ به طبقه کانی‌سازی پنهان به صورت مناطق مشکی رنگ نشان داده شده است. از مقایسه این شکل با شکل (۴-۱۵) و شکل (۴-۱۶)

فصل چهارم اکتشاف مولیبدن (مس) پورفیری با استفاده از شبکه‌های عصبی-فازی در ده‌سلم

تشابه مناسبی را با نتایج شبکه عصبی و روش سنتی زونالیته نشان می‌دهد. در این شکل تیز ۳ زون A، B و C مشخص شده است. همان‌طور که در توضیح خروجی شبکه عصبی ذکر شد در زون A، ۱۱ حفاری و در زون B، یک حفاری انجام شده است. که حفاری‌ها در زون A بی‌ثمر بوده است، اما حفاری در زون B در گزارش شرکت مس نیامده است ولی توسط حفاران آن منطقه ذکر شده است که در عمق ۷۰ متری به ماده معدنی برخورد کرده است.

در شکل (۱۹-۴) مشاهده می‌شود که در قیاس با خروجی شبکه عصبی زون B گسترش بیشتری نسبت به زون A دارد. این نکته‌ای است که این دو شبکه را از هم تمییز می‌دهد.



شکل (۱۹-۴): خروجی شبکه عصبی-فازی برای داده‌های ده‌سلم.

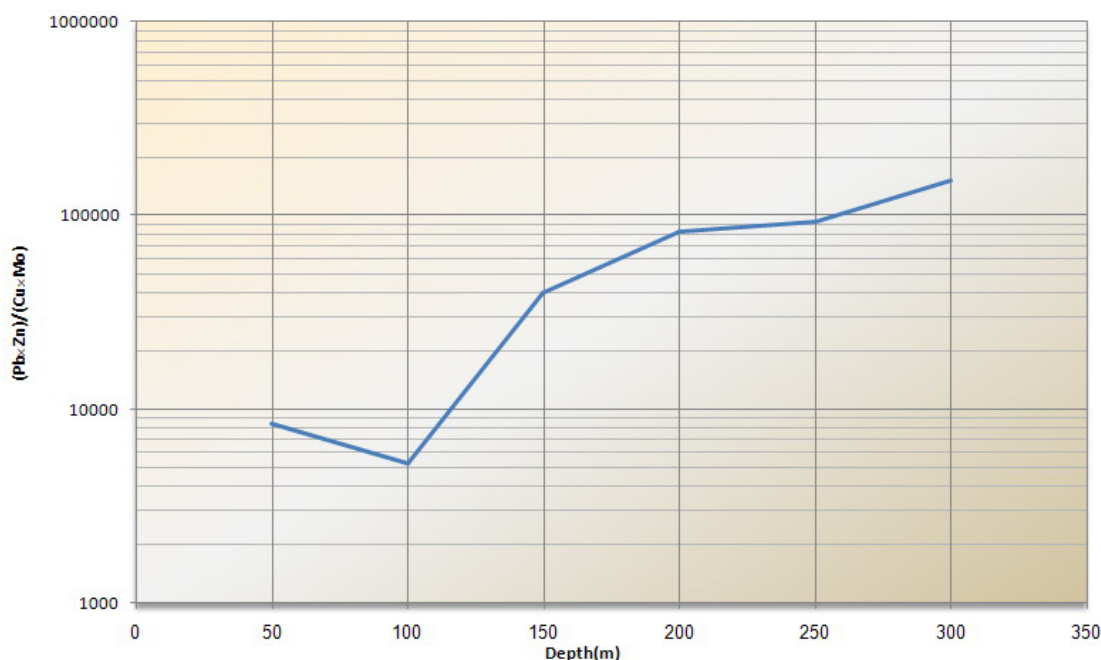
۴-۱۱- نتیجه گیری

استفاده از شبکه عصبی و عصبی-فازی برای تشخیص کانی‌سازی پنهان از پراکنده در ناحیه ده‌سلم، سه زون جهت مطالعات تکمیلی را ارائه می‌دهند. ۳ زون A، B و C دارای مطلوبیت بیشتری از سایر نواحی برای بروز کانی‌سازی پنهان می‌باشد. زون A دارای گسترش و مطلوبیت

فصل چهارم اکتشاف مولیبدن (مس) پورفیری با استفاده از شبکه‌های عصبی-فازی در ده‌سلم

بیشتری با استفاده از شبکه عصبی و زون B دارای گسترش و مطلوبیت بیشتری با استفاده از شبکه عصبی-فازی تشخیص داده شده است. اما از آنجا که در زون A عملیات حفاری تا عمق ۳۰۰ متری انجام شده است و نتایج آن امیدبخش نمی‌باشد. دو زون B و C برای عملیات اکتشافی توصیه می‌شوند.

از طرف دیگر، همین‌طور که شکل (۴-۲۰) نشان می‌دهد، شاخص زونالیته $\frac{Pb*Zn}{Cu*Mo}$ نسبت به عمق افزایش پیدا می‌کند و این مشخص‌کننده روند غیر عادی و معکوس زونالیته یا افزایش ضرب هاله‌های فوق کانساری در عمق بیش از ۱۰۰ متر نسبت به تحت کانساری می‌باشد. لذا ۱۰ حفاری انجام شده در منطقه تا عمق ۳۰۰ متری انجام شده است. بررسی این شاخص زونالیته در چاه‌های حفاری نشان می‌دهد که باید حفاری اکتشافی تا عمق ۶۰۰ متر ادامه پیدا می‌کرد.



شکل (۴-۲۰): نمودار زونالیته قائم $\frac{Pb*Zn}{Cu*Mo}$ به عمق در چاه شماره دو ده‌سلم.

نتیجہ گیری و پیشہ اداات

۵-۱- نتیجه‌گیری

با توسعه رشد روزافزون صنایع و اقتصاد، نیاز به منابع جدید نیز روز به روز بیشتری افزایش می‌یابد. از طرف دیگر، استخراج منابع و ذخایر سطحی یا رخنمون‌دار رو به پایان بوده و نیاز به اکتشاف منابع عمیق می‌باشد. اکتشاف این منابع به لحاظ فنی بسیار مشکل بوده و ریسک بالایی نیز دارد. یکی از این مشکلات، آنومالی این منابع عمیق و پنهان با آنومالی منابع فرسایش یافته تقریباً یکسان است. تمایز این دو، نیاز به تجربه فراوان و اطلاعات حفاری دارد. استفاده از اطلاعات منابع مشابه شناخته شده می‌تواند ما را برای حل این مشکل کمک کند. اما روش‌های سنتی قادر به استفاده از داده‌های شناخته شده قبلی نمی‌باشند. اما روش‌های جدید ریاضی توانایی بالایی در به‌کارگیری داده‌های شناخته دارند. شبکه‌های مصنوعی و عصبی-فازی از بهترین روش‌هایی است که قادر به مدل‌سازی مبتنی بر دانش هستند.

در این مطالعه با استفاده از داده‌های سونگون و آستامال به عنوان داده‌های آموزشی برای ساختن دو مدل شبکه عصبی (GANN) و شبکه عصبی-فازی (GFNN) استفاده شد. سپس از مدل ساخته شده برای تشخیص کانی‌سازی پنهان از پراکنده در محدوده معدنی ده‌سلم در جنوب بیرجند استفاده شد. از مهم‌ترین نتایج به دست آمده از این دو مدل می‌توان موارد ذیل را ذکر کرد:

- در کمربند متالورژی مس-طلادار حاشیه لوت فقط کانسار مس رگه‌ای طلادار قلعه زری را در حال استخراج تا عمق ۳۰۰ متر داریم. در حالی که زون کانی‌سازی جنوب ده‌سلم از نوع مولیبدن پورفیری بوده، که تیپ مشابه آن را نه تنها در منطقه نداریم، بلکه در ایران هم هنوز کانسار بارزی اکتشاف نشده است. در جنوب ده‌سلم با توجه به این که جنوبی‌ترین حفاری اکتشافی در عمق ۷۰ متری، مولیبدن پورفیری را از نوع کانی‌سازی پنهان تأیید می‌کند و مهم‌ترین اعتبارسنجی برای مدل ارائه شده می‌باشد. لذا انتخاب بهینه مناطق امیدبخش در شرایط نبود کانسارهای

شناخته شده هم‌تپ در ناحیه از مهم‌ترین برتری و نتیجه شاخص این مدل می‌باشد.

- در ارزیابی روش‌های سنتی (زونالیته ژئوشیمیایی عناصر) و روش‌های ترکیبی GANN و GFNN مزایا و محدودیت‌هایی وجود دارد. روش اول عمومیت زیادی دارد و نتایج کمی خوبی ارائه می‌دهد، ولی این امر مستلزم آن است که قبلاً بانک داده‌های ژئوشیمیایی ذخایر مشابه (تپ استاندارد) را در اختیار داشته باشیم. یکی از معایب این روش عدم استفاده برای افراد مبتدی می‌باشد در حالی که مدل‌های GANN و GFNN نیاز به تجربه و دسترسی به بانک اطلاعات بسیاری از ذخایر مشابه ندارند. در روش زونالیته هنوز یک نرم‌افزار جامع طراحی نشده است و معمولاً محاسبات توسط نرم‌افزار SURFER انجام می‌شود در حالی که روش‌های GANN و GFNN در محیط نرم‌افزار MATLAB طراحی و پیاده‌سازی می‌شوند.
- مطالعات قبلی در مقیاس اکتشافات محلی برای جداسازی آنومالی‌های کانی‌سازی پنهان از نوع پراکنده غیر اقتصادی، روش زونالیته بوده است که عملاً بسیار پیچیده و بعضی مواقع برحسب تغییرات منظر ژئوشیمیایی غیرممکن است. اما روش‌های GANN و GFNN با دقت بیشتر حتی نسبت به BP-ANN می‌تواند تشخیص الگوی قطعی برای تفکیک و رده‌بندی آنومالی‌های ژئوشیمیایی باشد.
- برتری مدل GANN نسبت به BP-ANN جهت تفکیک آنومالی‌ها ژئوشیمیایی پنهان و پراکنده این است که این مدل توانایی بالاتری برای پیدا کردن جواب بهینه کلی دارد. شبکه‌های BP-ANN برخی مواقع جواب محلی را ارائه می‌دهند که این ایراد در شبکه GANN برطرف شده است.
- روش GFNN بر خلاف روش GANN عدم قطعیت‌های موجود در این مدل‌سازی را در خود جای می‌دهد و جواب غیرقطعی (فازی) را ایجاد می‌کند که می‌توان از آن درجه امکان جواب را سنجید.

۵-۲- پیشنهادات

تشخیص آنومالی‌های چندگانه از مسائل مهم اکتشافات ژئوشیمیائی معدنی می‌باشد، و ژئوشیمیست‌های زیادی راه‌حلهائی برای آن ارائه داده‌اند که هر کدام به نوبه خود دارای مزایا و معایبی است. مطالعه حاضر هر چند روش جدیدی در تشخیص آنومالی چندگانه می‌باشد، ولی خود دارای یکسری ایراداتی است که می‌بایستی در مطالعات بعدی مرتفع گردد. موارد ذیل بخشی از این موارد است:

- ✓ در این مطالعه تنها از داده‌های منطقه سونگون به عنوان مدل استاندارد کانی‌سازی پنهان و از داده‌های آستمال به عنوان مدل استاندارد برای کانی‌سازی پراکنده استفاده شد و از این‌رو، پیشنهاد می‌شود در مطالعات بعدی از داده‌های بیشتری برای ساخت مدل استاندارد استفاده شود.
- ✓ برای ساخت مدل استاندارد برای تشخیص کانی‌سازی پنهان از کانی‌سازی پراکنده توسط شبکه عصبی، از برنامه‌نویسی در محیط نرم‌افزار MATLAB استفاده شد. هر چند تلاش شد این برنامه دارای سرعت و دقت مناسب باشد، اما پیشنهاد می‌شود در مطالعات بعدی برای بهینه‌سازی این برنامه تلاش گردد.
- ✓ در قسمت آموزش شبکه عصبی از برنامه‌ریزی تکاملی و تنها از الگوریتم ژنتیک استفاده شد. لذا پیشنهاد می‌شود در مطالعات بعدی از سایر روش‌های برنامه‌ریزی تکاملی استفاده شود و با این مطالعه قیاس گردد.
- ✓ پیشنهاد می‌شود که در زون ۲-۲ (در مرکز زون) و یا زون B در شکل (۴-۱۵) یک حفاری اکتشافی تا عمق ۶۰۰ متر انجام شود (بر حسب مدل و لفرام-مولیبدن) مشابه کانسار پورفیری سونگون که اکثر حفاری‌ها تا عمق ۶۰۰ متر انجام شده است.

مراجع

Bardossy, Gy., I. R. Szabo, and G. Varga. 2002, "a new method of resource estimation for bauxite and other solid mineral exploration." *Journal of hungarian geomathematics.*, vol 1, 14-26.

Beus, A.A., and S. V. Grigorian. , 1977, *Geochemical Exploration Methods for Mineral Deposits*. Illinois: Wilmette.

Bounessah, M., and Atkin B. P. , 2003, "An application of exploratory data analysis (EDA) as a robust non-parametric technique for geochemical mapping in a semi-arid climate." *Geochemical Exploration*.

Cheng, Q., F. P. Agterberg, and G. F. Bonham-Carter. 1991, "A spatial analysis method for geochemical anomaly separation." *Geochemical Exploration* vol.56.

Cheng, Q., F. P. Agterberg, and S.B. Ballantyne. 1994, "The Separation of geochemical anomalies from background by fractal methods." *Geochemical Exploration*. vol.51.

Cox, E. , 2005, *Fuzzy modelling and genetic algorithms for data mining and exploration*. India: Elsevier.

D., Kusum, and Manoj T. , 2007, "A new crossover operator for real coded genetic algorithms." *Applied Mathematics and Computation*, vol 188,895-911.

Engelbrecht, A. P. 2002, *computational intelligence*. Chichester(England): wiley.

Fausett, L. , 2006, *Fundamentals of neural networks*. India: Pearson Education.

Finzi, G., G. Nunnari, and M. Volta. "Modelling and Short term Forecasting of Photochemical Pollution by Soft Computing Techniques."

Govett, G. J. S., W. D Goodfellow, C. Chapman, and C. Y. Chork. 1975, "Exploration geochemistry distribution of elements and recognition of anomalies." *Mathematical Geology*. vol 7.

Hezarkhani, A., 2002, "Mass changes during hydrothermal alteration/mineralization in a porphyry copper deposit, eastern Sungun, northwestern Iran." *Journal of Asian Earth Science*, in press.

Kandel, A., M. Last, and H. Bunke. , 2001, *Data mining and computational intelligence*. New york: Springer.

Levinson, A.,A. , 1979, *Introduction to Exploration Geochemistry*. Chicago: University of Chicago.

Lim, J. 2005,"Reservoir properties determination using fuzzy logic and neural networks from well data in offshore Korea." *Journal of Petroleum Science and Engineering*, vol 49, 182-192.

Luo, X., and R Dimitrakopoulos. , 2002, "Data-driven fuzzy analysis in quantitative mineral resource assessment." *Computers & Geosciences*, vol 29, 3-13.

Martinez, Wendy L., and R. , 2004, Angel Martinez. *Exploratory Data Analysis with MATLAB*. Boca Raton,Florida: CRC.

Mohaghegh, S. 2000,"Applications of virtual intelligence to petroleum engineering." *Computers & Geosciences*, vol 26, 867.

Muhammad A., K. Ichiro, Akira Y., and Soichi N. 2007,"A comparative study of artificial neural networks and neuro-fuzzy in continuous modeling of the daily and hourly behaviour of runoff." *Journal of Hydrology*, vol 337, 22-34.

Porwal, Alok Kumar. 2006,"Mineral Potential Mapping with Mathematical Geological Models." (ITC) PHD thesis.

Romanko, E. F., and M. A. Sadat. 2000,"Metallogenic zoning of the sistan and baluchestan, Iran." *Geology Science*, 20-23.

Simeon, S. K. 1981,"Developments of geochemical methods for prospecting in Bulgaria." *Geochemical Exploration*, vol 15.

Sivanandam, S. N., S. Sumathi, and S. N. Deepa. , 2007, *Introduction to Fuzzy Logic using MATLAB*. Springer.

Solovov, A. P. 1987, *Geochemical prospecting for mineral deposits*. Moscow: Mir.

Solovov, A. P. , 1990, *Handbook on geochemical prospecting for useful minerals*. Moscow: Nedra publishing house.

Theodoridis, s., and K. Koutroumbas, 2006, *Pattern Recognition(third edition)*. USA: elsevier.

Tutmez, B., Z. Hatipoglu, and U. Kaymak. 2006, "Modelling electrical conductivity of groundwater using an adaptive neuro-fuzzy inference system." *Computers & Geosciences*, vol 32, 421-433.

Yusta, I., F. Velasco, and J. M. Herrero, 1999, "Anomaly threshold estimation and data normalization using EDA statistics: application to litho-geochemical exploration in lower cretaceous Zn-Pb carbonate-hosted deposits, Northern Spain." *Geochemical Exploration*.

zhang, l., and g. bai. 2002, "application of the artificial neural network to multivariate anomaly recognition in geochemical exploration for hydrocarbons." *Geochemistry: Exploration, Environment, Analysis*, 75-82.

Ziaii, M., Abedi, A., Ziaii Mahdi. 2007. "Prediction of Hidden Ore Bodies by New Integrated Computational Modeling in the East of Iran (Lut marginal)". Fifth decennial international conference on mineral exploration, Toronto, Canada. <http://www.exploration07.com>.

Ziaii, m, A., A. Pouyan, and m. Ziaii. 2008, "Neuro-Fuzzy modelling in mining geochemistry: Identification of geochemical anomalies." (*Journal of Geochemical Exploration*) in press.

ضیائی م. ۱۳۸۰، اکتشافات نیمه تفصیلی ژئوشیمیائی برای اندیس های مس پورفیری در جنوب ده سلم-نهبندان (فاز دوم). تهران: شرکت ملی مس ایران.

ضیائی م. ۱۳۸۰، مطالعات ژئوشیمیائی و زمین شناسی در جنوب ده سلم-نهبندان واقع در مرز شمالی کویر لوت ایران. تهران: شرکت ملی مس ایران.

ز. غضنفری، م.؛ کاظمی، ۱۳۸۲، اصول و مبانی سیستمهای خبره. تهران: دانشگاه علم و صنعت ایران.

زهیدی، رضا. ۱۳۸۰، کاربردهای صنعتی منطق و شبکه های عصبی فازی. تهران: انستیتو ایزایران.

پایگاه داده های علوم زمین. www.ngdir.ir

شرکت ملی صنایع مس ایران. ۱۳۸۶، جمع بندی عملیات اکتشافی انجام شده بر روی محدوده معدنی ده سلم. تهران: شرکت ملی صنایع مس ایران.

شرکت مهندسين مشاور صمان كاو. ۱۳۸۵، گزارش مطالعات ژئوفيزيكي به روش سونداژ الكتريكي قائم (VES) و پلاريزاسيون القايبی (IP/RS) در محدوده كانسار مس. تهران: شركت ملي مس ايران.

محمد، حسني پاك، علي اصغر؛ شرف الدين. ۱۳۸۰، تحليل داده هاي اکتشافی. تهران: دانشگاه تهران.

وانگ، لي، ترجمه: م. تشنه لب؛ ن. صفاپور؛ د. افیونی، ۱۳۸۶. سيستم هاي فازی و کنترل فازی. تهران: دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی.

پوست

کد برنامه طراحی شده جهت تشخیص کانی‌سازی پنهان از کانی‌سازی پراکنده با

استفاده از GANN:

این برنامه در محیط نرم‌افزار MATLAB به صورت یک تابع نوشته شده است. از آوردن توابع

جانبی این برنامه جهت حفظ حقوق نگارنده اجتناب شده است.

```
function nngp=neurogp(dat1,dat2)
clc
fprintf('This program classifies geochemical data to two classes such
as');
fprintf('\ndispersion and blind.It employs Artificial Neural
Network(ANN) ');
fprintf('\nfor the classificaton and uses the genetic algorithm(GA)
for');
fprintf('\ndetermining ANN weights in the learning process of the
neural network. ');
fprintf('\nwritten by Ali Akbar Soleymani, spring 2008. ');
fprintf(' ');
pause;
%*****classification*****
**

dat1=(log(dat1));
dat2=(log(dat2));

sdat1=select(dat1);sdat2=select(dat2);
data=[sdat1;sdat2];
[C,u]=fcm(data,2);
u=u';
a=(C(:,1)<=min(C(:,1)));
c=(C(:,1)>=max(C(:,1)));
bm1=u(:,c==1);

zdm=u(:,a==1);

r1=length(sdat1);
r2=length(sdat2);
aa=find(zdm>=.0);
ab=find(aa<=r1);
bb=find(bm1>=.0);
bc=find(bb>r1&bb<=r2+r1);

sel_b=data(bb(bc),:);
sel_a=data(aa(ab),:);

[rsa]=size(sel_a);
[rsb]=size(sel_b);

rana=randperm(rsa);
atr=round(.7*rsa);
```

```

ranb=randperm(rsb);
btr=round(.7*rsb);

sel_data=[sel_a(rana(1:atr),:);sel_b(ranb(1:btr),:)];
test_data=[sel_a(rana(atr+1:end),:);sel_b(ranb(btr+1:end),:)];

ta=[ones(1,atr);zeros(1,atr)];
tb=[zeros(1,btr);ones(1,btr)];
tar=[ta,tb];
%*****GANN*****
clc;
p=sel_data';
t=tar;
[l ll]=size(p);
m=8;
mm=0;
[n nn]=size(t);
maxt=max(max(t));
count=0;

clear error;
wpopulation=randn(50,m*1+m*n+m+n);
pop=wpopulation;
s=zeros(m,1+n);

for i=1:300
[r c]=size(pop);
ram=randperm(r);
a=round(0.4*r);
pl=pop(ram(1:a),:);
rep=crossover(pl);

b=round(.22*r);
j=pop(ram(a+1:a+b),:);
jum=mutation(j);
pop=[pop;rep;jum];
[r c]=size(pop);
for o=1:r
if mm==0
bias=pop(:,m*1+m*n+1:end);
weight=pop(:,1:m*1+m*n);
for k=1:m
for j=1:1+n
s(k,j)=weight(o,(k-1)*(1+n)+j);
end
end
A=s(:,1:1);
B=s(:,1+1:end);
b1=bias(o,1:m)';
b2=bias(o,m+1:end)';
MM=(A*p+repmat(b1,1,length(p)));
M=transl(MM,maxt);
PP=(B'*M+repmat(b2,1,length(p)));
P=transn(PP,maxt);
else
AA=pop(o,1:(m)*(1));
BB=pop(o,(m)*(1)+1:(m)*(1)+(m)*(mm));
CC=pop(o,(m)*(1)+(m)*(mm)+1:end);

```

```

        for k=1:m
            for j=1:l
                A(k,j)=AA((k-1)*(l)+j);
            end
        end
        for k=1:m
            for j=1:n
                B(k,j)=BB((k-1)*(l)+j);
            end
        end
        for k=1:n
            for j=1:mm
                C(k,j)=CC((k-1)*(l)+j);
            end
        end
        AP=transl(A*p);
        BAP=transl(B*AP);
        P=transl(C*BAP);
    end
    error(o)=erate(P,t);

end;

rame=randperm(length(error));
sel=selection(error,81);
e(i)=100*min(error);
fm=find(error==min(error));
popt=popt(fm,:);

popt=[popt(sel,:);popt(rame(1:23),:)]];

plot(e,'r','LineWidth',2);
xlabel('ITERATION');
ylabel('ERROR(%)');pause(.01);
end;

ee=min(error);
%*****print*****
****
weightt=popt(:,1:m*l+m*n);
biast=popt(:,m*l+m*n+1:end);

for k=1:m
    for j=1:l+n
        s(k,j)=weightt(1,(k-1)*(l+n)+j);
    end
end
count=count+1;
p=sel_data;

fi=fopen('out.txt','w');

for i=1:2

[P,mm]=simgp(p,s,biast,m);

```


کد برنامه شبکه عصبی-فازی

این برنامه نیز توسط الگوریتم ژنتیک اسفاده شده است. توابع این برنامه نیز مشابه با برنامه

شبکه عصبی است و از آوردن آنها اجتناب شده است:

```
% GFN
clear
load rawdata
sela=select(log(rast));
sels2=select(log(rson2));
% sels1=select(log(rson1));
data=[sela;sels2];
nclust=2;
nout=2;
nfeatur=4;
[C,u,obj]=fcm(data,nclust);
u=u';
a=find(C(:,1)<=min(C(:,1)));

c=find(C(:,1)>=max(C(:,1)));
[ra ca]=size(sela);
[rc cc]=size(sels2);

[rd cd]=size(data);
t=[ones(ra,1) zeros(ra,1);zeros(rc,1) ones(rc,1)];

for i=1:nclust
    sigma(i,:)=sqrt(sum((data-repmat(C(i,:),rd,1)).^2/(rd-1)));
end

alpha=randn(4,nout);
beta=randn(1,nout);
%*****layer one *****
for i=1:nclust
    member1(:, :, i)=exp(-0.5*(log(data)-
repmat(C(i,:),rd,1))./(repmat(sigma(i,:),rd,1)));
end

%*****layer two
*****
k=0;
for i1=1:nclust
    for i2=1:nclust
        for i3=1:nclust
            for i4=1:nclust
                k=k+1;

weight(:,i1,i2,i3,i4)=member1(:,1,i1).*member1(:,2,i2).*member1(:,3,i2)
).*member1(:,4,i2);
```

```

                rweight(:,k)=weight(:,i1,i2,i3,i4);
            end
        end
    end
end
%*****layer three
%*****

    normalweight=rweight./repmat(sum(rweight,2),1,k);

%*****layer four
%*****
population=randn(50,80);
pop=population;

for ii=1:400
    [r c]=size(pop);
    ram=randperm(r);

    b=round(.2*r);
    j=pop(ram(1:b),:);
    jum=mutation(j);
    pop=[pop;jum];

    [r c]=size(pop);
    ram=randperm(r);
    a=round(0.4*r);
    pl=pop(ram(1:a),:);
    rep=crossover(pl);

    pop=[pop;rep];
    [r c]=size(pop);
    for o=1:r

        pop1=pop(:,1:64);
        pop2=pop(:,65:end);
        for kk=1:16
            for j=1:4
                s(kk,j)=pop1(o,(kk-1)*4+j);
            end
        end

        alpha=s;
        betha=pop2(o,:);
        for i=1:k

f1(:,i)=sum((repmat(alpha(i,:),length(data),1).*data),2)+repmat(betha(i),length(data),1);

f2(:,i)=sum((repmat(alpha(i,:),length(data),1).*data),2)+repmat(betha(i),length(data),1);

        end

        output1=normalweight.*f1;
        output2=normalweight.*f2;

```

```
%*****layer five
*****

    out1=sum(output1,2);
    out2=sum(output2,2);

    out=[out1 out2];
    error(o)=fitness(out2,t(:,2),0.3);

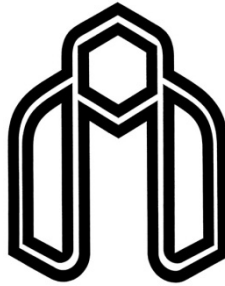
end;
[r c]=size(pop);
rame=randperm(r);
sel=selection(error,84);
e(ii)=100*min(error);
fm=find(error==min(error));
popt=pop(fm,:);
oer=error<=min(error);
poer=pop(oer,:);

pop=[pop(sel,:);pop(rame(1:22),:)];

plot(e,'r');
plot(e,'r','LineWidth',2);
xlabel('ITERATION');
ylabel('ERROR(%)');pause(.01);
```

Abstract

Conventional geochemical exploration models, which are used for determining anomalies in both local and regional scales, are generally based on multi-variable statistical analysis, metalometry, vertical geochemical zonality and other geochemical methods. In general, these methods have several limitations: 1) the separation of anomalies, which their data do not have normal distribution, is problematic, 2) the separation of anomaly from background, where the anomaly is associated with the formation mechanism, is difficult, 3) the results of various anomalies do not correlate on contour maps, and 4) the preparation of pattern recognition for various anomalies is not suitable. These limitations cause the process of interpretation to be time-consuming and costly. It seems that the method of neuro-fuzzy networks for specific mining geochemical exploration is very proper. Fuzzy theory considers uncertainties in recognition of multiple anomalies and artificial neural networks possess high capabilities in learning existing models. The combination of these two tools creates a suitable technique for recognizing multiple anomalies, and is capable of using standard exploration existing models and considering their uncertainties, and thus, reduces exploration costs and produces reliable results. This technique has been used in this thesis to discriminate dispersed molybdenum mineralization zones from blind molybdenum mineralization zones. The results obtained by applying this technique are in good agreement with the results obtained using conventional methods, and in addition, the technique does not contain the above limitations mentioned for conventional methods.



SHAHROOD UNIVERSITY OF TECHNOLOGY
SCHOOL OF MINING, PETROLEUM AND GEOPHYSICS

Geochemical data analysis of Deh-Salm area using neural and fuzzy networks

A thesis submitted in fulfillment of the requirements for the degree
of Master of Engineering in Mining Exploration

Ali Akbar Soleymani

Supervisors:

Dr. M. Ziaii

Dr. A. Kamkar Rouhani

Consultant:

H. R. Modares

September 2008