

برآورد عمق و شکل حفره‌های زیرزمینی با استفاده از دستگاه واسط عصبی‌فازی تطبیقی چندگانه با داده‌های گرانی‌سنجی

علیرضا حاجیان^{۱*} و حسین زمردیان^۲

۱. استادیار، گروه فیزیک، دانشکده علوم پایه، واحد نجف آباد، دانشگاه آزاد اسلامی، نجف آباد، اصفهان، ایران

۲. استاد، گروه ژئوفیزیک، واحد علوم و تحقیقات تهران، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران

(دریافت: ۹۴/۴/۲۴، پذیرش نهایی: ۹۴/۱۱/۱۱)

چکیده

در این مقاله به منظور اکتشاف حفره‌های زیرزمینی با شکل‌های نزدیک به کره، استوانه افقی یا عمودی و در راستای بالابردن دقت نتایج تفسیر بی‌هنجاری‌های گرانی، کمک به تجربیات مفسر و مقاومت بیشتر در برابر سطح‌های متفاوت نوفه، از شبکه عصبی‌فازی تطبیقی چندگانه MANFIS استفاده شده است. در این پژوهش با قرار گرفتن دو دستگاه عصبی‌فازی تطبیقی‌پذیر به صورت موازی با یکدیگر یک شبکه عصبی‌فازی تطبیقی‌پذیر چندگانه طراحی شد که خروجی یکی عامل شکل حفره زیرزمینی و خروجی دیگری عمق مربوط به حفره است. به منظور آزمون دقت عملکرد شبکه عصبی‌فازی طراحی شده در حضور نوفه، روش عرضه شده، ابتدا برای داده‌های مصنوعی با ۵ درصد و ۱۰ درصد نوفه مورد آزمون قرار گرفت. در مجموع نتایج روشن ساخت که استفاده توأم از شبکه‌های عصبی و منطبق فازی علاوه بر آنکه ابزاری مفید برای کمک به مفسر در مرحله تفسیر عمق و شکل حفره‌های زیرزمینی از روی داده‌های گرانی است، بلکه صحت تفسیر بی‌هنجاری‌های گرانی را نیز افزایش می‌دهد. همچنین بر خلاف روش‌های موجود با رهیافت عصبی محض، در اینجا بدون پیش‌فرض شکل درباره چشمه گرانی، امکان برآورد شکل چشمه علاوه بر برآورد عمق آن وجود دارد. پس از اطمینان از صحت عملکرد شبکه عصبی‌فازی طراحی شده برای داده‌های مصنوعی، به منظور آزمون روی داده‌های واقعی برای داده‌های گرانی جایگاه بند باهاما تست و مورد ارزیابی قرار گرفت که با نتایج واقعی حاصل از گمانه‌زنی‌ها و حفاری‌های موجود تطابق خوبی دارد.

واژه‌های کلیدی: برآورد عمق، شبکه عصبی‌فازی، ANFIS، گرانی‌سنجی.

۱. مقدمه

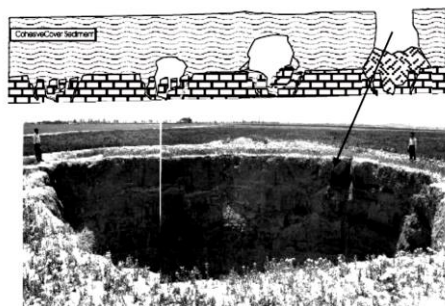
به منظور رفع مشکل نبود یکتایی مسئله وارون‌سازی داده‌ها، یک ترفند معقول و کاربردی به کار رفته که مبتنی بر ساده‌سازی شکل چشمه بی‌هنجاری است. بدین ترتیب که برای مدل‌سازی بی‌هنجاری گرانی، عمدتاً مدل‌های کره، استوانه قائم و یا استوانه عمودی در نظر گرفته می‌شود (گرت و همکاران، ۲۰۰۰) که حفره‌های زیرزمینی رایج در واقعیت بیشتر نزدیک به این گونه شکل‌ها است (شکل ۱). تاکنون روش‌های گوناگونی برای تفسیر بی‌هنجاری‌های گرانی با در نظر گرفتن شکل‌های رایج برای چشمه‌های گرانی عرضه شده است. این روش‌ها شامل قوانین عمق (اسمیت، ۱۹۵۹)، تبدیل فوریه (اودگارد و برگ، ۱۹۶۵)، (شرما و گلدرات، ۱۹۶۸) واهماویخت اوپلر (تامپسون، ۱۹۸۲) و رید و همکاران، (۱۹۹۰)، تبدیلات ملین (موهان و همکاران،

در ژئوفیزیک کاربردی، امروزه روش گرانی‌سنجی، در حفره‌یابی زیرزمینی کاربرد فراوانی یافته است. روش گرانی که از سال‌های ۱۹۶۰ به بعد برای آشکارسازی حفره‌های زیرزمینی رواج یافته است (نیومن، ۱۹۶۷؛ کولی، ۱۹۶۳)، هنوز یکی از بهترین رهیافت‌ها در مکان‌یابی و پایش حفره‌های زیرزمینی محسوب می‌شود (دبلیگیا و داپونت، ۲۰۰۲). کاربردهای میکروگرانی به منظور یافتن حفره‌ها، خواه طبیعی (نظیر کارست‌ها و فروچاله‌ها) و خواه ساخته دست بشر (نظیر شافت‌های مدفون معادن متروکه، شبکه‌های شهری زیرزمینی و قنات‌های قدیمی مدفون) را می‌توان در پژوهش‌های متنوعی که متخصصان عملی ساخته‌اند به تفصیل مشاهده کرد (ارزی، ۱۹۷۵؛ باتلر، ۱۹۸۰؛ فاجکلوپکز، ۱۹۸۶). در زمینه حفره‌یابی با استفاده از داده‌های میکروگرانی اخیراً

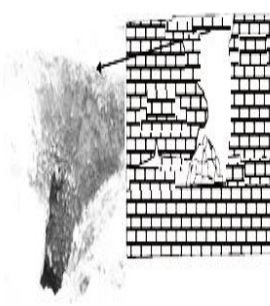
بی‌هنجاری را به‌دست آوردند (بسکویی و همکاران، ۲۰۰۴). سالم و همکاران (۲۰۰۳) روشی مبتنی بر مدل کره عرضه کردند که فقط می‌توانست بی‌هنجاری‌هایی تا عمق‌های ۱۰ تا ۱۵ متر را با دقت چندین ده سانتی‌متر به‌دست آورد و آموزش آن بیشتر مبتنی بر داده‌های موجود در جایگاه حفرة‌ای بود که در منطقه آریزونا بدین منظور طراحی شده بود. همچنین در ۲۰۰۶ حاجیان و همکاران روشی مبتنی بر فرض اولیه کره و یا استوانه بی‌نهایت عرضه کردند که بیشتر برای حفرة‌های نزدیک به سطح با فرض اولیه صادق است (حاجیان و همکاران، ۲۰۰۶a, b). همچنین حاجیان روشی برای تفسیر بی‌هنجاری گرانی با شبکه عصبی بدون سرپرست هاپفیلد عرضه کرد که بیشتر برای داده‌های با نوفه کمتر از ۵ درصد برآورد عمقی خوبی داشت (حاجیان، ۲۰۰۸). عثمان و همکاران از دانشگاه استانبول نیز در ۲۰۰۶ و ۲۰۰۷ روشی برای تفسیر نیم‌رخ بی‌هنجاری گرانی باقی‌مانده مبتنی بر شبکه‌های عصبی خاصی به نام شبکه عصبی تحمیلی به‌دست دادند. در روش‌های پیش‌گفته یک پیش‌فرض مدل برای بی‌هنجاری در نظر گرفته شده بود (عثمان و همکاران، ۲۰۰۶ و ۲۰۰۷) در همه روش‌های محاسبات نرم که تاکنون در تفسیر داده‌های گرانی عرضه شده است، فقط محاسبات عصبی به کار رفته و فوائد ناشی از همجوشی رهیافت‌های فازی و عصبی تاکنون مورد بررسی قرار نگرفته است. لیکن در تحقیق حاضر عملاً از ترکیب شبکه عصبی و منطق فازی استفاده شده است.

۱۹۸۶؛ شاو و آگاروال، ۱۹۹۰)، رهیافت‌های کمینه‌سازی کمترین مربعات (گوپتا، ۱۹۸۳؛ عبدالرحمن و همکاران، ۲۰۰۱) و روش وارون‌سازی داده‌های گرانی به مشخصه‌های مدل، اعم از وارون‌سازی خطی و غیر خطی (لی و اولدنبرگ، ۱۹۹۸؛ بولانگر و چویتی، ۲۰۰۱) است که همگی از روش‌های کلاسیک در تفسیر گرانی محسوب می‌شوند.

بولتون و همکاران (۱۹۹۲) برای مکان‌یابی هدف‌های زیرسطحی از داده‌های الکترومغناطیسی شبکه‌های عصبی بهره جستند که فقط برای عمق‌های کمتر از ۱۰ متر و نوفه‌های با سطح پایین موفق بود. اولین بار در ۲۰۰۰، الکساندر گرت و همکاران شبکه‌های عصبی را فقط روی داده‌های مصنوعی گرانی سنجی به‌منزله تحقیقی آزمایشی مورد آزمون قرار دادند که در گام‌های اولیه، موفقیت خوبی آشکار ساخت (گرت و همکاران، ۲۰۰۰). پس از آن در ۲۰۰۱ الوادی و همکاران از شبکه‌های عصبی هاپفیلد و داده‌های مغناطیسی برای اکتشاف استوانه‌های فولادی زیرزمینی استفاده کردند که مهم‌ترین مشکل آن مقداردهی اولیه شبکه بدون سرپرست هاپفیلد بود و در کمینه‌های محلی، امکان ناپایدار شدن زیادی پیدا می‌کرد (الوادادی و همکاران، ۲۰۰۱). البورا و همکاران جدایش بی‌هنجاری مغناطیسی را با استفاده از شبکه‌های عصبی سلولی ژنتیکی به انجام رساندند (البورا و همکاران، ۲۰۰۱). در همان سال دیوید جی. بسکویی شبکه‌های عصبی را به‌منظور اکتشاف جایگاه باستان‌شناسی مدفون از راه تفسیر برداشت‌های ژئوفیزیکی مبتنی بر مغناطیس به کار برد که این روش‌ها فقط قادر بودند که گوشه‌های



(ب)



(الف)

شکل ۱. (الف) حفرة با شکل نزدیک به استوانه و (ب) حفرة با شکل نزدیک به کره

۲. نحوه استفاده از ترکیب شبکه عصبی و فازی برای

برآورد شکل حفره

مزیت بزرگ استفاده از شبکه‌های عصبی فازی آن است که در این روش شبکه قادر است با داده‌های آموزشی، قوانین اگر-آن‌گاه فازی مربوط را به دست آورد. یکی از علت‌های بهبود دقت تفسیر داده‌های گرانی به روش عصبی فازی آن است که شکل بی‌هنجاری‌های گرانی در عمل «نزدیک به» کره، استوانه افقی یا استوانه عمودی است که واژه «نزدیک به»، خود دربرگیرنده یک مفهوم فازی است. از بین رهیافت‌های محاسبات نرم نیز تاکنون فقط از شبکه‌های عصبی بدون رویکرد فازی در تفسیر گرانی استفاده شده است. ساختار ANFIS برپایه ترکیب دستگاه‌های استنتاج فازی و شبکه‌های عصبی استوار است. در دستگاه‌های عادی استنتاج فازی این ساختار پایه عبارت است از مدلی که ویژگی‌های ورودی را به تابع‌های عضویت ورودی، تابع‌های عضویت ورودی را به قواعد، قواعد را به مجموعه‌ای از ویژگی‌های خروجی، ویژگی‌های خروجی را به تابع‌های عضویت خروجی و در نهایت تابع‌های عضویت خروجی را به یک مقدار خروجی واحد نگاشت می‌کند. مثلاً در مورد تعیین شکل بی‌هنجاری گرانی با دستگاه استنتاج فازی محض، قواعد اگر-آن‌گاه فازی اصلی به صورت زیر است (حاجیان، ۲۰۱۰a, b):

قاعده اول- اگر عامل شکل تقریباً برابر با $1/5$ باشد آن‌گاه شکل بی‌هنجاری گرانی نزدیک به کره است.

قاعده دوم- اگر عامل شکل تقریباً برابر با 1 باشد آن‌گاه شکل بی‌هنجاری نزدیک به استوانه افقی است.

قاعده سوم- اگر عامل شکل تقریباً برابر با $0/5$ باشد آن‌گاه شکل بی‌هنجاری نزدیک به استوانه قائم است.

که با استفاده از اصل گسترش می‌توان قواعد فازی فرعی دیگری نظیر زیر را به دست آورد:

قاعده ۱-۱- اگر عامل شکل خیلی نزدیک به $1/5$ باشد آن‌گاه شکل بی‌هنجاری گرانی خیلی نزدیک به کره است.

قاعده ۱-۲- اگر عامل شکل تا حدودی نزدیک به

$1/5$ باشد آن‌گاه شکل بی‌هنجاری تا حدودی نزدیک به کره است.

قاعده ۲-۱- اگر عامل شکل خیلی نزدیک به 1 باشد آن‌گاه شکل بی‌هنجاری گرانی خیلی نزدیک به استوانه افقی است.

قاعده ۲-۲- اگر عامل شکل تا حدودی نزدیک به 1 باشد آن‌گاه شکل بی‌هنجاری تا حدودی نزدیک به استوانه افقی است

قاعده ۳-۱- اگر عامل شکل خیلی نزدیک به $0/5$ باشد آن‌گاه شکل بی‌هنجاری گرانی خیلی نزدیک به استوانه قائم است.

قاعده ۳-۲- اگر عامل شکل تا حدودی نزدیک به $0/5$ باشد آن‌گاه شکل بی‌هنجاری تا حدودی نزدیک به استوانه قائم است.

در مدل‌سازی استنتاج فازی محض به شکل فوق یک ایراد وجود دارد و آن اینکه ما نمی‌دانیم در نهایت، شکل بی‌هنجاری دقیقاً تا چند درصد به شکل فرض شده اعم از کره، استوانه افقی یا استوانه قائم نزدیک است و یا به عبارتی این اجبار وجود دارد که تابع درجه عضویت خروجی براساس آزمایش تابع‌های عضویت فازی گوناگونی که رایج است با سعی و خطا و یا برپایه تجربه مفسر قرار دهیم. بنابراین احتمال خطای تفسیر داده‌های گرانی افزایش خواهد یافت. رفع این مشکل با استفاده از کمک گرفتن از شبکه‌های عصبی و ترکیب آنها با قواعد فازی میسر است. فرض کنید مقادیر گرانی باقی‌مانده را به‌ازای عمق‌های متفاوت برای شکل‌های گوناگون، در حکم مجموعه‌ای از داده‌های ورودی/خروجی داشته باشیم و بخواهیم با استفاده از قواعد فازی فوق و استنتاج فازی به کمک آنها مدل‌سازی معکوس داده‌های گرانی را عملی‌سازیم و در عین حال در این سناریو لزوماً نیازی به هیچ پیش‌فرضی در مورد ساختار مدل بر مبنای ویژگی‌های متغیرها نداشته باشیم. در این صورت طبق توضیحات بند قبل به آسانی قادر به تشخیص تابع عضویت از راه داده‌های گرانی نخواهیم بود. اگرچه می‌توان

حداقل مربعات (معروف به روش دوگانه یا هیبرید) است که ما در تحقیق حاضر، از روش هیبرید استفاده شده است. این روش عموماً به سبب استفاده توأم از روش گرادیان نزولی و کمینه‌سازی مربعات خطا که برای تعیین وزن‌ها و پارامترهای شبکه بهره می‌جوید، خطای کمتری نسبت به حالت غیر هیبرید دارد (لوگاناتان و گریجا، ۲۰۱۳). طرح‌وار کلی این روش هیبرید در شکل ۲ نشان داده شده است.

در صورتی که داده‌های ورودی بی‌هنجاری گرانی باقی‌مانده و خروجی‌های مدل عمق و عامل شکل بی‌هنجاری مربوط باشند به یک دستگاه با دو خروجی نیاز خواهیم داشت، حال آنکه ANFIS دارای یک خروجی است. در این گونه موارد، یعنی هنگامی که دستگاهی با چند خروجی وجود دارد، برای مدل‌سازی با ANFIS به همان تعداد خروجی‌های لازم شبکه‌های عصبی فازی ANFIS را با هم به‌طور موازی قرار می‌دهند و استفاده می‌کنند؛ و این به دستگاه چندگانه واسط عصبی فازی تطبیقی یا MANFIS معروف است. طرح‌وار کلی دستگاه MANFIS با p ورودی و m خروجی در شکل ۳ نشان داده شده است. بنابراین برای رسیدن به یک دستگاه با دو خروجی، که در واقع یکی عمق و دیگری عامل شکل است، دو مدل ANFIS را با هم به‌طور موازی مورد استفاده قرار داده‌ایم. در اینجا ورودی‌های شبکه را می‌توان به دو صورت مطرح کرد. حالت اول آنکه همه مقادیر گرانی باقی‌مانده نرمال شده را مستقیماً در حکم ورودی به شبکه ANFIS اعمال کنیم. حالت دوم آن است که از روی مقادیر گرانی باقی‌مانده مشخصه‌هایی استخراج و به منزله ورودی به شبکه پیش‌گفته اعمال کنیم. در مورد حالت اول چون تعداد ورودی‌ها زیاد است، تعداد قوانین فازی که برای استنتاج فازی در شبکه‌های ANFIS مربوط لازم است افزایش می‌یابد و در نتیجه سرعت شبکه MANFIS تا حدود زیادی کاهش خواهد یافت. علاوه بر آن با تغییر طول نیم‌رخ گرانی انتخاب شده، آموزش مجدد و طراحی دوباره معماری

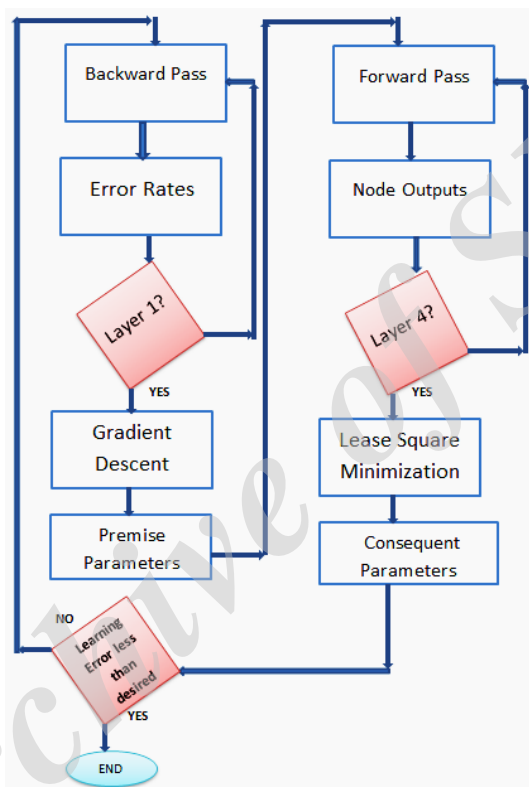
پارامترهای مربوط به تابع عضویت را به‌صورت دلخواه تعیین کرد اما باید توجه داشت که انتخاب مناسب این پارامترها تأثیر به‌سزایی در عملکرد دستگاه خواهد داشت. با توجه به چنین شرایطی بهترین روش، استفاده از شیوه‌های یادگیری عصبی-انطباقی است.

۳. ساختار شبکه عصبی فازی واسط تطبیق یافته و نحوه آموزش آن

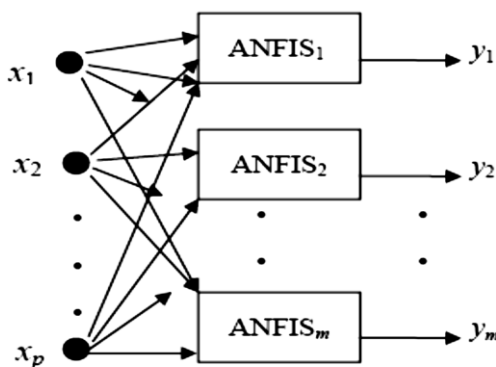
یادگیری عصبی - انطباقی دارای عملکردی مشابه شبکه‌های عصبی است. شیوه‌های یادگیری عصبی-انطباقی روشی برای ایجاد یک رویه مدل‌سازی فازی در راستای یادگیری اطلاعات از یک مجموعه داده فراهم می‌آورند و در واقع پارامترهای تابع عضویت فازی را طوری محاسبه می‌کنند که دستگاه استنتاج فازی بر مجموعه داده‌های (آموزشی) ورودی/خروجی منطبق شود. ANFIS به کمک مجموعه‌ای از داده‌های ورودی (گرانی باقی‌مانده/خروجی (شکل و عمق بی‌هنجاری) که در شبکه‌های عصبی به آن داده‌های آموزشی اطلاق می‌شود، یک دستگاه استنتاج فازی ایجاد می‌کند که برای تغییر نگاشت بین ورودی و خروجی از ساختاری مشابه شبکه‌های عصبی استفاده می‌کند. در واقع می‌توان گفت برای نگاشت ورودی‌ها به تابع‌های عضویت و پارامترهای آن و سپس نگاشت تابع‌های عضویت خروجی به خروجی‌ها، از شبکه‌های عصبی استفاده می‌شود. پارامترهای مربوط به تابع‌های عضویت طی فرایند یادگیری تغییر می‌کند. محاسبه این پارامترها (ویا تنظیم آنها) با یک بردار گرادیان تسهیل می‌شود. این بردار گرادیان یک معیار اندازه‌گیری برای مطلوبیت مدل‌سازی پارامترهای دستگاه استنتاج فازی فراهم می‌آورد. پس از فراهم آمدن بردار گرادیان، می‌توان از روال‌های بهینه‌سازی دیگر برای بهینه‌سازی پارامترها و کاهش خطا استفاده کرد. معمولاً خطا با استفاده از محاسبه مجموع مربعات خطاها محاسبه می‌شود. رایج‌ترین روش‌ها برای برآورد پارامترهای عضویت در ANFIS روش پس‌انتشار و یا ترکیب آن با برآورد

مشخصه‌های F_1 تا F_5 که در جدول ۱-الف آمده در حکم ورودی‌های شبکه عصبی فازی استفاده کرده‌ایم. همچنین برای انتخاب بهینه مشخصه‌ها از بین آنها ده مدل متفاوت با MANFIS با انواع گوناگون ورودی‌ها که از بین مشخصه‌های F_1 تا F_5 انتخاب شده‌اند را مورد آزمون قرار داده و خطاهای هر کدام از آنها را به دست آوردیم (جدول ۱-الف و ۱-ب).

شبکه لازم خواهد بود. بنابراین در تحقیق حاضر از حالت دوم استفاده کردیم. طرح کلی مراحل برآورد شکل و عمق با استفاده از این حالت در شکل ۳ نشان داده شده است. چون در اینجا هیچ پیش‌فرضی درباره شکل بی‌هنجاری گرانی در نظر گرفته نشده است، پس ترکیبی از مشخصه‌های مربوط به انواع شکل‌ها باید در حکم ورودی در نظر گرفته شود. در تحقیق حاضر از



شکل ۲. روند نمای الگوریتم دوگانه (هیبرید) برای برآورد پارامترهای تابع‌های عضویت در ANFIS



شکل ۳. طرح کلی دستگاه MANFIS با P ورودی و m خروجی (حاجیان و همکاران، ۲۰۱۱)

۴. ارزیابی شبکه ANFIS

به صورت نمایش داده شده در شکل ۴ است.

جدول ۱. (الف) مقادیر F در حکم مشخصه های ورودی شبکه و (ب) مدل های گوناگون عصبی فازی که با ورودی های متفاوت برای برآورد شکل و عمق بی هنجاری آزمون شدند.

مشخصه	رابطه ریاضی
F ₁	Xg ₅₀ /Xg ₇₅
F ₂	(Xg ₂₅ -Xg ₆₆)/(Xg ₆₆ -Xg ₇₅)
F ₃	$\int g(x)dx$
F ₄	Xg ₅₀
F ₅	Xg ₇₅

(الف)

					ورودی	مدل
F ₅	F ₄	F ₃	F ₂	F ₁		
		*	*	*	M1	
*	*	*		*	M2	
	*		*	*	M3	
*	*	*	*		M4	
	*	*	*	*	M5	
*	*		*	*	M6	
*			*		M7	
*	*		*		M8	
*	*	*			M9	
*	*	*	*	*	M10	

(ب)

جدول ۲. مقایسه نتایج مدل های عصبی فازی MANFIS برای مدل های گوناگون (نگا. جدول ۱-ب).

مدل	MSE	NMSE	R ²	MAPE
M1	0.055	0.519	0.481	9.57
M2	0.008	0.079	0.921	3.25
M3	0.014	0.132	0.869	3.82
M4	0.015	0.164	0.837	4.35
M5	0.009	0.084	0.916	3.29
M6	0.013	0.124	0.876	3.89
M7	0.016	0.173	0.813	4.62
M8	0.017	0.183	0.824	3.73
M9	0.008	0.086	0.914	3.09
M10	0.008	0.073	0.928	3.01

به منظور ارزیابی مدل ها و مقایسه نتایج آنها با یکدیگر از شاخص های آماری زیر استفاده شد: MSE (Mean Square Error) میانگین مربع خطاها که به صورت رابطه (۱) می شود:

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n (y_{ai} - y_{fi})^2}{n} \quad (1)$$

در رابطه (۱) y_{ai} مقادیر داده های خروجی واقعی و y_{fi} مقادیر خروجی برآورد شده و n تعداد داده ها است. میانگین مربع خطا است که از رابطه (۲) قابل محاسبه است:

$$NMSE = \frac{MSE}{Var(y_{ai})} \quad (2)$$

در رابطه (۲) منظور از $Var(y_a)$ همان واریانس داده های واقعی است.

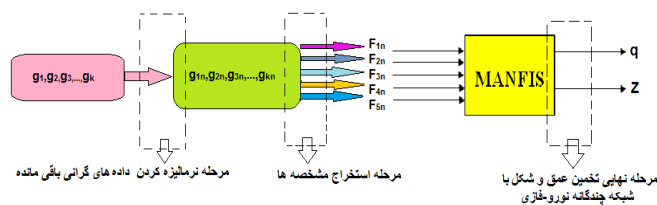
R^2 : ضریب R^2 همان توان دوم ضریب همبستگی است. برای حالت آرمانی وقتی مقادیر داده های واقعی و داده های برآورد شده کاملاً بر هم انطباق داشته باشند، مقدار ضریب بسته به روند صعودی یا نزولی داده ها ۱ یا -۱ خواهد بود (که البته ضریب R^2 در هر دو صورت ۱+ خواهد شد). در صورتی که هیچ انطباقی بین داده های واقعی و برآورد شده وجود نداشته باشد، مقدار R^2 صفر خواهد بود.

MAPE (Mean Absolute Percentage Error) میانگین خطای مطلق یا درصد خطای میانگین مطلق که از رابطه (۳) به دست می آید:

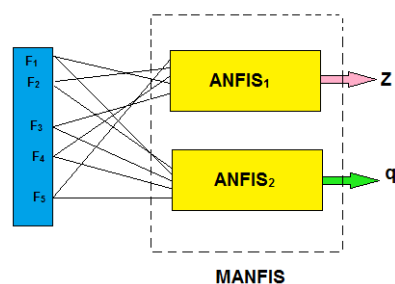
$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|y_{ai} - y_{fi}|}{y_{ai}} \quad (3)$$

خطاهای آماری مربوط به هر کدام از مدل ها در جدول ۲ نشان آمده که از مقایسه آنها با یکدیگر نتیجه گرفته شده است. در مدل M₁₀ شاخص های آماری در مجموع بهتر از سایر مدل ها و در نتیجه دارای صحت بیشتری بوده است. در واقع بهینه ترین مدل برای برآورد هم زمان شکل و عمق بی هنجاری گرانی است. در نهایت با توجه به نتایج فوق مدل بهینه ای که برای دستگاه چند گانه واسط عصبی فازی تطبیقی مورد استفاده قرار گرفت،

شد. از داده‌های آموزشی مستقیماً برای ساخت مدل و از داده‌های ارزیابی برای کنترل میزان آموزش مدل‌ها در هنگام ساخت استفاده شد؛ طوری که نقطه بهینه مدل‌سازی آن گام آموزشی در نظر گرفته شد که در آن هم‌زمان با کاهش خطای داده‌های آموزش، خطای داده‌های ارزیابی شروع به افزایش کند. به عبارت دیگر خطای داده‌های ارزیابی در کمینه‌ترین مقدار باشد. ساختار پنج لایه هر کدام از ANFISها که در تشکیل MANFIS به‌طور موازی قرار گرفتند مشابه شکل ۶ است. یکی از مسئله‌های مهم در شبکه‌های عصبی فازی ANFIS انتخاب نوع تابع‌های عضویت از بین انواع تابع‌های عضویت فازی رایج نظیر مثلثی، گاوسی، زنگوله‌ای و دوزنقه‌ای است. بدین منظور به‌ازای انواع تابع‌های عضویت فازی پیش‌گفته شبکه عصبی فازی را آزمودیم. شاخص‌های آماری مربوط به خطاهای هر کدام از شبکه‌ها در جدول و نمودارهای تطبیقی آنها در شکل ۷ آمده است. مقایسه نتایج مدل در جدول و نمودارهای شکل ۷ نشان می‌دهد که تابع عضویت گاوسی در مقایسه با تابع‌های عضویت دیگر نتایج بهتری به دست آورده است. بنابراین در نهایت شبکه عصبی فازی با تابع‌های عضویت گاوسی در نظر گرفته شد و روش آموزشی نیز روش آموزشی دوگانه (ترکیبی از کمترین مربعات و پس‌انتشار خطا) انتخاب شد. سپس نمودار مقادیر برآورد شده، هم برای دسته داده‌های آموزشی و هم برای دسته داده‌های آزمون (داده‌های مصنوعی) برحسب مقادیر واقعی رسم شد و همان‌طور که در شکل ۸-الف دیده می‌شود با توجه به مربع همبستگی به دست آمده، صحت خوبی را نشان می‌دهد.



شکل ۵. طرح‌واره کلی مراحل برآورد عمق و شکل و استفاده از MANFIS، (g_1, g_2, \dots, g_k) مقادیر گرانی باقی‌مانده و $(g_{1n}, g_{2n}, \dots, g_{kn})$ مقادیر گرانی نرمال‌سازی شده و $(F_{1n}, F_{2n}, \dots, F_{5n})$ مقادیر مشخصه‌های استخراج شده از گرانی نرمال شده است.



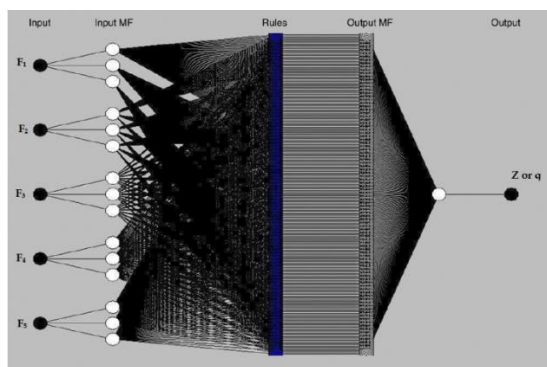
شکل ۴. دستگاه چندگانه ANFIS که در برآورد عمق و عامل شکل در این تحقیق به کار رفته است (حاجیان و همکاران، ۲۰۱۱).

بنابراین، در اینجا نیز مشابه حالت شبکه‌های عصبی، داده‌های آموزشی به روش مستقیم به ازای مقادیر متفاوتی از q و Z گرانی باقی‌مانده در طول نیم‌رخ گرانی محاسبه و سپس نرمال‌سازی می‌شود. همان‌طور که در شکل ۵ نیز نشان داده شده در اینجا مقادیر مشخصه‌های F_1, F_2, \dots, F_5 از روی گرانی نرمال‌سازی شده محاسبه می‌شود و به همین علت با اندیس n به صورت $F_{1n}, F_{2n}, \dots, F_{5n}$ در شکل ۵ نمایش داده شده است. اکنون این زوج داده‌ها به صورت $\{(q, Z), (F_{1n}, F_{2n}, \dots, F_{5n})\}$ به شبکه ANFIS به‌منزله داده‌های آموزشی داده می‌شود تا شبکه در فرایند معکوس با دریافت مشخصه‌ها، مقادیر عمق و عامل شکل را به دست آورد. به علت استخراج پارامترهای فازی که با شبکه‌های عصبی در دستگاه ANFIS دنبال می‌شود، درجه عضویت شکل را هم خواهیم داشت. یعنی خواهیم دانست که با چه درجه عضویتی، بی‌هنجاری مربوط نزدیک به کره یا استوانه افقی یا استوانه قائم است.

پس از اینکه داده‌های آموزشی تهیه شد، این داده‌ها به صورت تصادفی به سه قسمت: داده‌های آموزش مدل ۶۰ درصد داده‌ها، داده‌های ارزیابی مدل ۱۵ درصد داده‌ها، داده‌های آزمون مدل ۲۵ درصد داده‌ها، تقسیم

جدول ۳. مقادیر شاخص‌های آماری گوناگون شبکه عصبی فازی ANFIS به ازای انواع متفاوت تابع‌های عضویت فازی

تابع‌های عضویت	مدل	MSE	NMSE	R ²	MAPE (%)
مثلی	M ₁₀	0.00711	0.06711	0.9330	2.979
زنگوله‌ای		0.00707	0.06672	0.9334	2.957
دوزنقه‌ای		0.00719	0.06787	0.9323	2.999
گوسی		0.00702	0.06625	0.9338	2.963

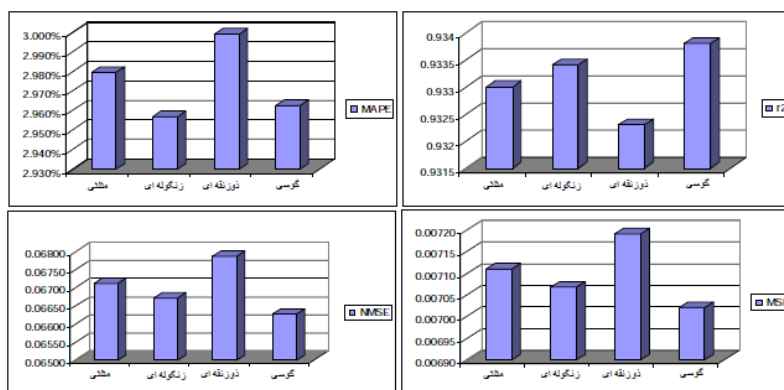


شکل ۶. ساختار پنج‌لایه هرکدام از ANFISها که در تشکیل MANFIS نهایی مورد استفاده قرار گرفته است.

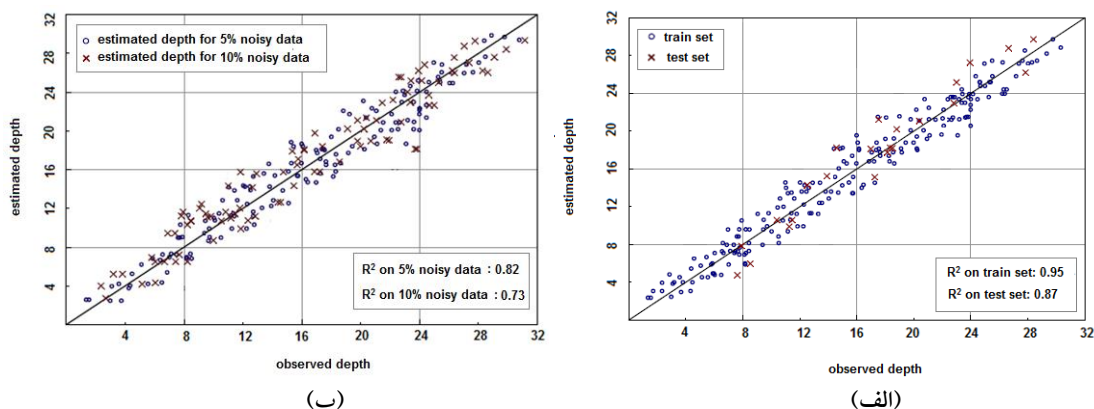
مشخه‌های F_1 تا F_5 هرکدام استخراج و درحکم ورودی به شبکه طراحی شده اعمال شد. نتایج برآورد شده از راه شبکه ANFIS طراحی شده برحسب مقادیر واقعی در شکل ۸-ب برای برآورد عمق و برای برآورد عامل شکل بی‌هنجاری در شکل ۹ نشان داده شده است. با دقت در این نمودارها نتیجه گرفته می‌شود که شبکه عصبی-فازی طراحی شده در مورد داده‌های نوفه‌دار نیز (با توجه به مقادیر مربعات همبستگی) قابلیت خوبی آشکار می‌سازد و نسبت به نوفه، مقاومت پذیری خوبی دارد.

۵. آزمون شبکه ANFIS طراحی شده برای داده‌های مصنوعی

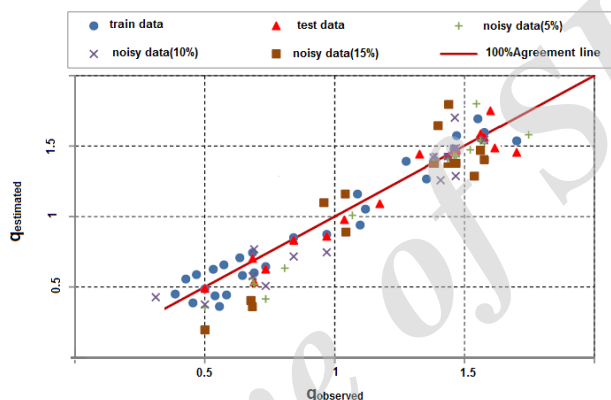
در مرحله بعد به منظور آزمون شبکه برای مواجهه با داده‌های واقعی، سطح‌های متفاوتی از نوفه به داده‌های گرانی مصنوعی بدون نوفه حاصل از ۳۵ کره متفاوت با شعاع تصادفی بین ۲ تا ۸ متر و عمق تصادفی بین ۲ تا ۳۰ متر، ۳۵ استوانه افقی با شعاع تصادفی ۲ تا ۶ متر و عمق تصادفی بین ۱ تا ۳۰ متر، و ۳۵ استوانه عمودی با شعاع تصادفی بین ۲ تا ۶ متر و عمق تصادفی ۱ تا ۳۰ متر، اضافه،



شکل ۷. مقایسه شاخص‌های آماری خطای شبکه برای تابع‌های عضویت گوناگون



شکل ۸. الف) نمودار مقادیر عمق برآورد شده برای دسته داده‌های آموزشی و دسته داده‌های آزمون برحسب مقادیر عمق واقعی و (ب) نمودار مقادیر عمق برآورد شده برای داده‌های با نوفه ۵ و ۱۰ درصد



شکل ۹. نمودار مقادیر عمق برآورد شده برای داده‌های با نوفه ۵ و ۱۰ و ۱۵ درصد

مدل CG3-M را گروهی چندنفره از متخصصان برداشت کرده‌اند.

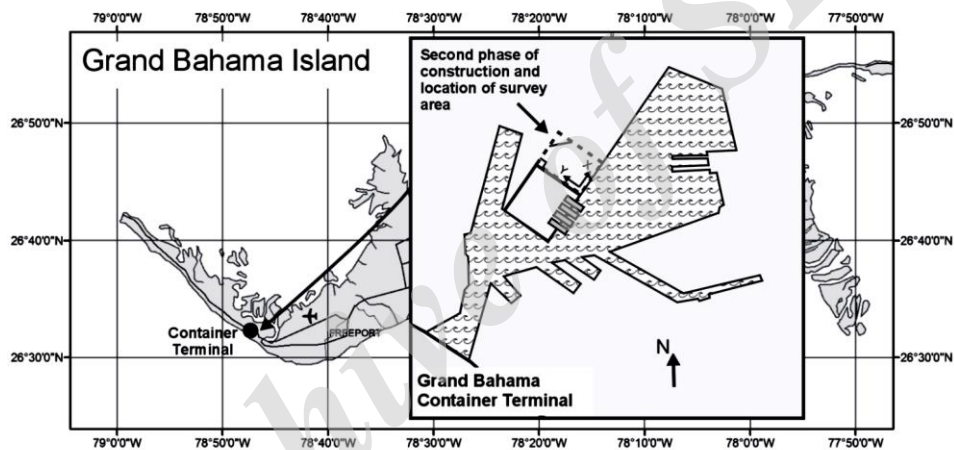
پس از اعمال تصحیح‌های لازم نقشه گرانی بوگه به دست آمد که در شکل ۱۱ نشان داده شده است. تجزیه و تحلیل بیشتر داده‌های گرانی برداشت شده روشن ساخت که یک سطح چندجمله‌ای درجه سه می‌تواند مناسب‌ترین مدلی باشد که قادر است روند منطقه‌ای را به خوبی مدل‌سازی کند. با استفاده از روش کمترین مربعات این چندجمله‌ای به دست آمد و با حذف این بی‌هنجاری منطقه‌ای از بی‌هنجاری بوگه خام، بی‌هنجاری باقی‌مانده به دست آمد (استایلز و همکاران ۲۰۰۵). سپس چندین نیم‌رخ اصلی در این نقشه انتخاب شد. نیم‌رخ اصلی در واقع عمود بر راستای کشیدگی بی‌هنجاری انتخاب می‌شود لذا نیم‌رخ‌های نشان داده شده در شکل ۱۲ بر این اساس انتخاب شده است که اولاً جاهایی که

۶. آزمون شبکه عصبی - فازی ANFIS روی داده‌های واقعی

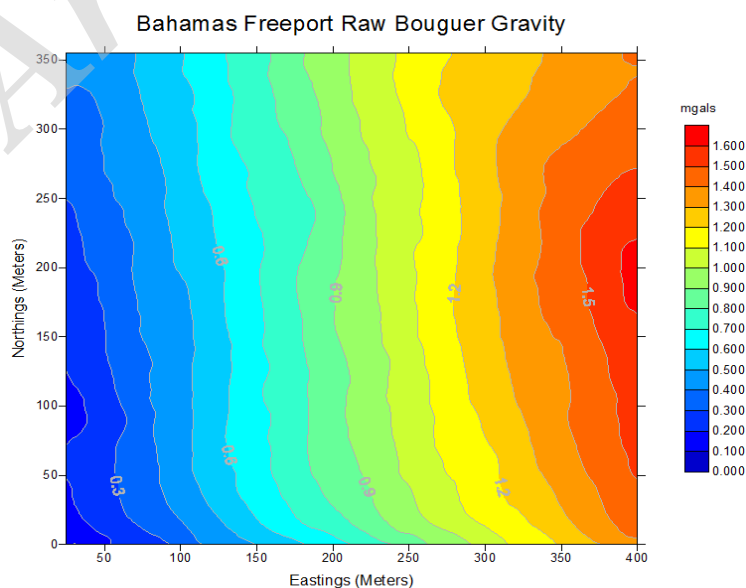
به منظور آزمون شبکه عصبی فازی طراحی شده در مورد داده‌های گرانی واقعی در این بخش از تحقیق از داده‌های بندر باهاما که پیتراستایلز و همکاران (۲۰۰۵) اندازه‌گیری کرده‌اند، استفاده شد. در بندر باهاما بیشتر چشمه‌های بی‌هنجاری‌های گرانی دارای شکل‌های نزدیک به کره یا استوانه افقی هستند و از این رو برای آزمون شبکه مناسب‌اند. در شکل ۱۰ نقشه دقیق محل برداشت داده‌های خردگرانی واقع در بندر باهاما بزرگ آورده شده است. تاکنون وجود حفره‌های زیرزمینی باعث بروز مشکلات کلانی در ساخت و سازهای اخیر روی این سازند با نوع خاص سنگ‌های رسوبی و رسوبات کربناته و آهکی متنوع بوده است. داده‌های گرانی در این منطقه طی دو فاز مجزا با چهار دستگاه خودکار گرانی سنج سینترکس

که با توجه به لایه چهارم شبکه عصبی فازی یعنی قبل از مرحله غیرفازی سازی درجه عضویت خروجی ها معلوم است و برای عامل شکل بسیار مفید است و به خوبی می تواند بیانگر درصد نزدیک بودن شکل بی هنجاری به شکل برآورد شده باشد. در واقع همان درجه عضویت شکل بی هنجاری در مجموعه شکل کامل (دقیقاً کره یا استوانه عمودی یا استوانه افقی) است (جدول ۴). این نتایج با نتایج حفاری های متعددی که در محل جایگاه اندازه گیری داده های گرانی واقع در بندر باهاما صورت گرفته است (جدول پ-۱) تطبیق خوبی دارد.

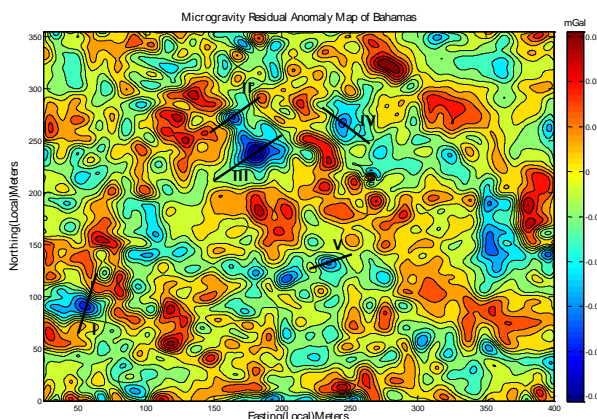
بی هنجاری منفی داریم یعنی تباین چگالی منفی است و احتمال وجود حفره را نشان می دهد و ثانیاً راستای نیم رخ عبوری از این بی هنجاری ها تا حد امکان عمود بر راستای کشیدگی بی هنجاری باشد. این نحوه انتخاب نیم رخ های اصلی در مرجع گرت و همکاران (۲۰۰۰) و نیز حاجیان و همکاران (۲۰۱۲) عرضه شده است. از روی داده های گرانی، باقی مانده مربوط به هر نیم رخ اصلی انتخاب شد، گرانی باقی مانده نرمال به دست آمد، سپس مشخصه های مربوط استخراج شد و درحکم ورودی به شبکه MANFIS طراحی شده آموزش داده شده اعمال شد. در نهایت خروجی های عمق و عامل شکل به دست آمد



شکل ۱۰. نقشه محل برداشت داده های گرانی در بندر باهامای بزرگ (استایلز و همکاران، ۲۰۰۵)



شکل ۱۱. نقشه بی هنجاری بوگه خام به همراه گستردگی منطقه در نقاط خوانش شده (حاجیان و همکاران، ۲۰۱۲)



شکل ۱۲. نقشه بی‌هنجاری گرانی باقی مانده به همراه نیم‌رخ‌های اصلی که برای تفسیر دوبعدی انتخاب شده‌اند (خطوط سیاه‌رنگ با برجسب عددهای یونانی از I تا V) (حاجیان و همکاران، ۲۰۱۲).

جدول ۴. نتایج حاصل از شبکه MANFIS برای داده‌های واقعی جایگاه بندر باهاما (MF در ستون آخر درجه عضویت فازی شکل بی‌هنجاری به مجموعه شکل مربوط است).

Selected Principal Profile	Borehole Results Shape (Near to)	Borehole Results Depth(m)	Results of MANFIS Depth(m)	Results of MANFIS for shape factor	
				q	MF (membership degree)
Profile I	H. Cylinder	4.00	4.26	0.87	0.75
Profile II	Sphere	6.11	7.00	1.45	0.92
Profile III	Sphere	14.53	15.24	1.61	0.81
Profile IV	H. Cylinder	13.20	14.50	0.93	0.87
Profile V	H. Cylinder	15.65	14.50	0.95	0.98

۷. نتیجه‌گیری
در این مقاله روش شبکه عصبی فازی MANFIS برای برآورد عمق و شکل حفرات زیرزمینی از روی بی‌هنجاری‌های گرانی عرضه شد و روش پیشنهادی برای داده‌های مصنوعی با نوفه و داده‌های واقعی مورد آزمون قرار گرفت. نتایج روشن ساخت که شبکه MANFIS نسبت به نوفه تا نوفه ۱۵٪ مقاوم است. همچنین شبکه MANFIS دارای این مزیت است که درصد نزدیک بودن شکل واقعی چشمه گرانی را به شکل برآورد شده در اختیار مفسر قرار دهد و به او برای تفسیر بهتر و دقیق‌تر، کمک می‌کند. روش عرضه شده دارای این قابلیت است که با دقت خوبی می‌تواند عامل شکل و عمق حفرات زیرزمینی را به دست آورد؛ که این موضوع با اجرای شبکه عصبی فازی طراحی شده روی داده‌های مصنوعی با

۵ درصد و ۱۰ درصد مورد ارزیابی اولیه قرار گرفت. سپس به منظور آزمون روش روی داده‌های واقعی، بررسی موردی روی داده‌های گرانی جایگاه باهاما صورت گرفت و به خوبی نشان داد که روش دارای قابلیت برآورد عامل شکل و عمق حفره‌های زیرزمینی از روی داده‌های گرانی مربوط است، زیرا با مقادیر واقعی به دست آمده از حفاری‌های محلی که استایلز و همکاران عملی ساخته‌اند (استایلز و همکاران، ۲۰۰۵)، تطابق خوبی دارد.

تشکر و قدردانی
نگارندگان بر خود لازم می‌دانند از جناب آقای پروفیسور پیتر استایلز استاد محترم دانشگاه کیل انگلستان به خاطر در اختیار قرار دادن داده‌های گرانی بندر باهاما کمال تشکر و قدردانی را داشته باشند.

پیوست

جدول پ-۱. نتایج حفاریها در محل اندازه‌گیری داده‌های گرانی در بندر باهاما (استابلز و همکاران، ۱۹۹۹)

PROBE	X	Y	FROM	TO	TYPE	FROM	TO	TYPE	FROM	TO	TYPE
1	-130	365	0.3	0.61	v	13.72	16.76	v			
2	-115	370	2.44	3.51	v						
3	-115	365	3.96	4.88	v						
4	-115	360	2.44	4.57	v	13.72	16.76	v			
5	-115	355	5.49	6.71	v						
6	-115	350	5.49	6.4	v						
7	-115	345	3.96	4.57	v						
8	-115	340	3.96	4.57	v						
9	-160	365	3.96	4.88	v						
10	-170	365	3.05	3.96	v	12.19	16.76	v			
11	-150	365	4.57	4.88	v	15.24	16.76	v			
12			4.88	5.49	v	13.72	16.76	v			
13	85	45	9.14	16.76	v						
14	95	45	6.1	7.62	v	9.14	16.76	v			
15	105	45	8.53	10.67	v	10.67	13.72	v	13.72	16.76	s
16	113	46	9.14	10.06	v	15.24	16.76	v			
17	126	46	8.53	9.75	v	13.72	16.76	v			
18	137	47	10.06	10.97	v	13.72	16.76	v			
19	137	34	8.53	9.75	v	12.19	16.76	v			
20	145	20	9.75	10.36	s	11.89	16.46	s			
21	135	20	7.32	8.23	s	15.24	16.46	s			
22	125	20	9.75	10.67	s	13.41	16.46	s			
23	115	20	5.49	6.71	s	11.28	16.76	s			
24	100	20	5.18	5.79	s	13.11	16.76	s			
25	90	20	8.84	12.5	s	15.54	16.76	s			
26	70	20	10.36	10.67	v	15.85	17.37	s			
27	60	20	10.67	11.28	v	14.33	17.37	s			
28	50	20	8.84	9.45	v	13.72	17.37	s			
29	35	20	15.85	17.37	s						
30	25	20	14.94	17.37	s						
31	25	10	15.24	17.37	v						
32	35	10	15.24	17.37	v						
33	60	10	11.28	10.67	v	12.8	17.37	v			
34	70	10	9.45	10.36	v	12.5	17.07	v			
35	90	10	6.1	6.71	v	9.14	16.76	v			
36	100	10	6.1	7.01	v	10.06	16.76	v			
37	110	10	13.11	16.76	v						
38	110	5	10.06	10.67	s						
39	100	5	13.72	16.76	v						
40	58	89	2.74	5.79	v	11.89	17.07	v			
41	40	90	2.74	6.1	v	12.5	17.07	v			
42	52	45	9.45	10.06	s	12.5	17.07	v			
43	184	185	8.53	9.14	s	9.14	16.76	h			
44	190	229	8.53	10.36	v	13.41	16.46	v			
45	181	244	5.49	6.1	v	6.71	7.32	v	12.5	16.46	v
46	182	259	9.45	9.75	v	12.5	17.07	v			
47	164	276	9.14	9.75	v	13.72	16.76	v			
48	155	288	7.92	8.23	v	8.53	9.14	v	15.24	16.76	v

NOTES: v Void s Soft drill h Hard drill

مراجع

- Abdelrahman, E. M., El-Araby, T. M. and Abo-Ezz, E. R., 2001, Three least-squares minimization approach to depth, shape, and amplitude coefficient determination from gravity data, *Geophysics*, **66**, 1105-1109.
- Arzi, A. A., 1975, Microgravity for engineering applications, *Geophysical Prospecting*, **23**, 408-425.
- Albora, A. M., Özmen, A. and Uçan, O. N., 2001, Residual separation of magnetic fields using a cellular neural network approach, *Pure and Applied Geophysics*, **158**(9-10), 1797-1818, doi: 10.1007/PL00001244.
- Boulanger, O. and Chouteau, M., 2001, Constraints in 3D gravity inversion, *Geophysical Prospecting* **49**, 265-280.
- Butler, D. K., 1980, Microgravimetric techniques for geotechnical applications, *Miscellaneous Paper GL-80-13*, U.S. Army Engineer, Water-ways Experiment station, Vicksburg, Miss.
- Bescoby, D. J., Cawley, G. C. and Chroston, P. N., 2004, Enhanced interpretation of magnetic survey data using artificial neural networks: a case study from Butrint, southern Albania, *Archaeological Prospection*, **11**(4), 189-199.
- Colley, G. C., 1963, The detection of caves by gravity measurements, *Geophysical Prospecting*, **11**, 1-9.
- Debeglia, N. and Dupont, F., 2002, Some critical factors for engineering and environmental microgravity investigations, *Journal of Applied Geophysics*, **50**, 435-454.
- Elawadi, E., Salem, A. and Ushijima, K., 2001, Detection of cavities and tunnels from gravity data using a neural network, *Exploration Geophysics*, **32**, 75-79.
- Fajkiewicz, Z., 1986, Origin of the anomalies of gravity and its vertical gradient over cavities in brittle rock, *Geophysical Prospecting*, **4**(8), 1233-1254.
- Grêt, A., Klingelé, E. E. and Kahle, H. G., 2000, Application of artificial neural networks for gravity interpretation in two dimensions: a test study, *Bollettino Geofisica Teorica ed Applicata*, **41**(1), 1-20.
- Gupta, O. P., 1983, A least-squares approach to depth determination from gravity data, *Geophysics*, **48**, 357-360.
- Hajian, A., Ardestani, V. E., Lucas, C. and Hajian, M., 2006a, Detection of Hazardous Downlifting Regions by neural network through microgravity data, 1st Conference on GIS Technology and Natural Hazard Management, Tehran, May, 8-10.
- Hajian, A., Ardestani, V. E. and Lucas, C., 2006b, Depth Estimation of Subsurface Cavities via multi-layer perceptron neural network from microgravity data, 6th International conference: Problems of Geocosmos, Saint Petersburg, Russia, May, 23-28.
- Hajian, A., 2008, Depth estimation of gravity anomalies by Hopfield network, *Proceeding of 5th Annual Meeting, AOGS: Asia Oceania Geosciences Society*, Busan, Korea, 16-20, Jun, 424-438.
- Hajian, A., 2010a, Intelligent interpretation of gravity data via a fuzzy approach for detecting subsurface cavities, *proceeding of 7th Annual Meeting, AOGS: Asia Oceania Geosciences Society*, Hyderabad, International Convention Center, India, 5-9, July.
- Hajian, A., 2010b, Detection of subsurface Qanats using gravity data via multi-layer perceptrons, *Journal of Advances in Geosciences, Solid Earth*, **20**, 247-256.
- Hajian, A., Styles, P. and Zomorrodian, H., 2011, Depth estimation of cavities from microgravity data through multi adaptive neuro fuzzy interference System, 17th European Meeting of Environmental and Engineering Geophysics, Leicester, UK, 12-14 September.
- Hajian, A., Zomorrodian, H., Styles, P., Greco, F. and Lucas, C., 2012, Depth estimation of cavities from microgravity data using a new approach: the local linear model tree (LOLIMOT), *Near Surface Geophysics*, **10**, 221-234, doi:10.3997/1873-0604.2011039.
- Li, Y. and Oldenburg, D.W., 1998, 3-D inversion of gravity data, *Geophysics*, **63**, 109-119.
- Loganathan, C. and Girijia, K.V., 2013, Hybrid learning for adaptive neuro fuzzy interference system, *International Journal of Engineering and Science*, **2**(11), 6-13.
- Mohan, N. L., Anandadabu, L. and Roa, S., 1986, Gravity interpretation using Mellin transform, *Geophysics*, **52**, 114-122.
- Neumann, R., 1967, Lav gravimetrie de haute précision, application aux recherches de cavités, *Geophysical Prospecting*, **15**, 116-134.
- Odegard, M. E. and Berg, J. W., 1965, Gravity interpretation using the Fourier integral, *Geophysics*, **30**, 424-438.
- Osman, O., Albora, A. M. and Ucan, O. N., 2006, A new approach for residual gravity anomaly profile interpretations: Forced Neural Network (FNN), *Annals of Geophysics*, **9**, 65-78.
- Osman, O., Albora, A. M. and Ucan, O. N., 2007, Forward modeling with Forced Neural Networks for gravity anomaly profile,

- Mathematical Geology, 39, 593-605, doi: 10.1007/s11004-007-9114-8.
- Reid, A. B., Allsop, J. M., Granser, H., Millet, A. J. and Somerton, I. W., 1990, Magnetic interpretation in three dimensions using Euler Deconvolution, *Geophysics*, 55, 80-91.
- Sharma, B. and Geldrat, L. P., 1968, Analysis of gravity anomalies of two-dimensional faults using Fourier transforms, *Geophysical Prospecting*, 16, 77-93.
- Shaw, R. K. and Agarwal, P., 1990, The application of Walsh transforms to interpret gravity anomalies due to some simple geometrical shaped causative sources: a feasibility study, *Geophysics*, 55, 843-850.
- Smith, R. A., 1959, Some depth formulate for local magnetic and gravity anomalies, *Geophysical Prospecting*, 7, 55-63.
- Styles, P., McGrath, R., Thomas, E. and Cassidy, N. J., 2005, The use of microgravity for cavity characterization in Karstic terrains, *Quarterly Journal of Engineering and Hydrogeology*, 38, 155-169.
- Styles, P., Miller, S., Thomas, E. and Toon, S. M., 1999, Microgravity survey freeport container terminal phase II Grand Bahama, Report No.98073, Microsearch UK.
- Thompson, D. T., 1982, EULDPH-A new technique for making computer-assisted depth estimations from magnetic data, *Geophysics*, 47, 31-37.

Archive of SID

Estimation of depth and shape of subsurface cavities via Multi Adaptive Neuro-Fuzzy Interference System using Gravity data

Hajian, A.^{1*} and Zomorrodin, H.²

1. Assistant Professor, Department of physics, Faculty of Basic Science, Najafabad Branch, Islamic Azad University, Najafabad, Isfahan, Iran

2. Professor, Department of Geophysics, Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran

(Received: 15 Jul 2015, Accepted: 31 Jan 2016)

Summary

In common classical methods of cavity depth estimation through microgravity data, usually when a pre-geometrical model is considered for the cavity shape, the simple geometrical models of sphere, vertical cylinder and horizontal cylinder are commonly used. It is obviously an important fact that in real conditions the shapes of the cavities are not exactly sphere, horizontal cylinder or vertical cylinder but are near or to some extent near to these simple models. The linguistic variables “near to” or “to some extent near to” are consisting of fuzzy concepts and can be described as “fuzzy” variables. The membership degree of each fuzzy variable shows how much the variable is near to the mentioned simple shapes. Using the fuzzy variables leads to better results with more accuracy because in real conditions the nature of the cavities shape is “fuzzy” so that their shape is not exactly but near to the mentioned simple shapes. Consequently, in this paper in order to help the gravity data interpreter to enhance the accuracy of his/her interpretation a neuro-fuzzy model namely Multi Adaptive Neuro-Fuzzy Interference System (MANFIS) is used. When the neural network alone is used the challenge is its black-box operation so that there is no possibility for sensitive analysis but neuro-fuzzy networks consist of the sensitive analysis via the if-then fuzzy rules achieved during the training process. In Multi Adaptive Neuro-Fuzzy Interference System, the network output before the de-fuzzification stage, shows the interpreter how much the cavity shape is near to sphere, horizontal cylinder or vertical cylinder. In this research, two Adaptive Neuro-Fuzzy Interference System (ANFIS) models were paralleled to configure a Multi Adaptive Neuro-Fuzzy Interference System (MANFIS) so that one output of the designed MANFIS is the shape factor and the other is the depth of the cavity. The inputs of the MANFIS are some of the important features selected from the gravity signal along the selected principle profiles of the residual gravity map. In order to evaluate the designed MANFIS in the presence of noise in gravity data, the method was tested for synthetic data with 5% and 10% level of noise. The results showed that the joint neural networks and fuzzy logic makes it a suitable tool to help the interpreter to improve the accuracy of shape and depth estimation of cavities. Furthermore, the method is more robust to noise which were tested for two different noise levels one with low level of noise and other with medium level of noise added to the synthetic gravity data. Despite the available classical methods or net neural methods, here without any pre-assumption about the shape of the cavity, both the shape factor and depth are estimated. It is necessary to mention that the value of the estimated shape factor implies that which of the geometrical models among sphere, vertical cylinder or horizontal cylinder are better fitted to the real shape of the subsurface cavity. After checking and confirming the accuracy of the designed MANFIS for synthetic data, the method was tested for real data through micro-gravity data over a gravity site located in Great Bahama Free Port, west of North America. The results are very near to the available borehole and extracted data.

Keywords: Gravity, Adaptive Neuro-fuzzy Interference System, Depth estimation.

*Corresponding author:

a.hajian@iaun.ac.ir