

صلى الله عليه وسلم



دانشکده مهندسی معدن، نفت و ژئوفیزیک
پایان نامه کارشناسی ارشد استخراج مواد معدنی

پیش بینی پرتاب سنگ ناشی از انفجار با استفاده از روش‌های استنتاج عصبی - فازی و
ماشین بردار پشتیبان و مقایسه آن‌ها (مطالعه موردی: معدن سرب و روی انگوران)

نگارنده: حسین اسفندیار

اساتید راهنما

دکتر رضا خالو کاکائی

دکتر رامین رفیعی

استاد مشاور

دکتر مرتضی حسینی

تیر ۱۳۹۷

شماره: ۹۴۰۲۰۴۴
تاریخ: ۱۳۹۷/۰۴/۰۳

باسمه تعالی



مدیریت تحصیلات تکمیلی

فرم شماره (۳) صورتجلسه نهایی دفاع از پایان نامه دوره کارشناسی ارشد

با نام و یاد خداوند متعال، ارزیابی جلسه دفاع از پایان نامه کارشناسی ارشد آقای حسین اسفندیار با شماره دانشجویی ۹۴۰۲۰۴۴ رشته مهندسی معدن گرایش استخراج تحت عنوان پیش بینی پرتاب سنگ ناشی از انفجار با استفاده از روش های استنتاج عصبی-فازی و ماشین بردار پشتیبان و مقایسه آنها (مطالعه موردی: معدن انگوران) که در تاریخ ۱۳۹۷/۰۴/۰۳ با حضور هیأت محترم داوران در دانشگاه صنعتی شاهرود برگزار گردید به شرح ذیل اعلام می گردد:

قبول (با درجه: خوب) مردود

نوع تحقیق: نظری عملی

عضو هیأت داوران	نام و نام خانوادگی	مرتبه علمی	امضاء
۱- استاد راهنمای اول	دکتر رضا خالو کاکانی	استاد	
۲- استاد راهنمای دوم	دکتر رامین رفیعی	استادیار	
۳- استاد مشاور	دکتر سید مرتضی حسینی	استادیار	
۴- نماینده تحصیلات تکمیلی	دکتر اصغر عزیزی	استادیار	
۵- استاد ممتحن اول	دکتر محمد عطایی	استاد	
۶- استاد ممتحن دوم	دکتر فرهنگ سرشکی	دانشیار	

نام و نام خانوادگی رئیس دانشکده: دکتر محمد عطایی

تاریخ و امضاء و مهر دانشکده:



تبصره: در صورتی که کسی مردود شود حداکثر یکبار دیگر (در مدت مجاز تحصیل) می تواند از پایان نامه خود دفاع نماید (دفاع مجدد نباید زودتر از ۴ ماه برگزار شود).

اگر مردم را رسم چنان است که با تقدیم تلاش هایشان به بزرگان به آنها تقرب جویند، شایسته است نخستین ثمره تحصیل، پیشکش متواضعانه‌ای باشد به نخستین معلمان زندگی‌م

«پدر و مادرم»

در ادامه نیز جا دارد از اساتید محترم راهنما آقایان دکتر رضا خالوکاکائی و دکتر رامین رفیعی و همچنین استاد مشاور دکتر سید مرتضی حسینی و تمامی پرسنل محترم معدن سرب و روی انگوران که به بنده در گردآوری این پایان نامه کمک کردند تشکر و قدردانی کنم.

تعهد نامه

اینجانب **حسین اسفندیار** دانشجوی دوره کارشناسی ارشد رشته **مهندسی معدن/استخراج** دانشکده معدن، نفت و ژئوفیزیک دانشگاه صنعتی شاهرود نویسنده پایان نامه **پیش بینی پرتاب سنگ ناشی از انفجار با استفاده از روش‌های استنتاج عصبی- فازی و ماشین بردار پشتیبان و مقایسه آن‌ها** تحت راهنمایی دکتر **رضا خالوکاکائی** و دکتر **رامین رفیعی** متعهد می شوم .

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

تاریخ

امضای دانشجو

مالکیت نتایج و حق نشر

- کلیه حقوق معنوی این اثر و محصولات آن (مقالات مستخرج ، کتاب ، برنامه های رایانه ای ، نرم افزار ها و تجهیزات ساخته شده است) متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می باشد . این مطلب باید به نحو مقتضی در تولیدات علمی مربوطه ذکر شود .
- استفاده از اطلاعات و نتایج موجود در پایان نامه بدون ذکر مرجع مجاز نمی باشد.

چکیده

عملیات انفجار از جمله مهم‌ترین فرآیندهای استخراج معادن روباز است که توأم با عوارض نامطلوب و ناخواسته است. یکی از عوارض عملیات انفجار، پدیده پرتاب‌سنگ است که می‌تواند پیامدهای ناخوشایندی همچون آسیب به تجهیزات و افراد در معدن ایجاد کند. اولین قدم برای کاهش آثار زیان‌بار این پدیده، پیش‌بینی آن است. روش‌های متعددی از جمله روش‌ها تجربی، روش‌های ریاضی و هوش مصنوعی برای پیش‌بینی پرتاب‌سنگ وجود دارند. روش‌های هوش مصنوعی نسبت سایر روش‌ها، از دقت، کارایی و سرعت بالاتری برخوردار هستند. عوامل تأثیرگذار بر پدیده پرتاب‌سنگ به دو دسته اصلی قابل کنترل و غیرقابل کنترل تقسیم‌بندی می‌شوند. هدف این تحقیق، پیش‌بینی پرتاب‌سنگ در معدن انگوران است. برای این منظور، مشخصات ۹۱ انفجار به منظور پیش‌بینی پدیده پرتاب‌سنگ در معدن سرب و روی انگوران، جمع‌آوری شد، سپس مدل‌هایی با استفاده از روش‌های سیستم استنتاج عصبی فازی تطبیقی در نرم‌افزار MATLAB و ماشین بردار پشتیبان در نرم‌افزار Weka، برای پیش‌بینی پرتاب‌سنگ ساخته شد. میزان ضریب تعیین و مجذور میانگین مربعات خطا برای سیستم استنتاج عصبی فازی تطبیقی به ترتیب ۰/۹۵۹ و ۶/۸۷۸ و برای ماشین بردار پشتیبان به ترتیب ۰/۹۷۴ و ۵/۵۲۲ به دست آمده است، که نشان‌دهنده کارایی بهتر مدل ماشین بردار پشتیبان است. در نهایت، با استفاده از روش دامنه کسینوس، تحلیل حساسیت بر روی پارامترها صورت گرفت که مشخص شد پارامتر خرج ویژه و اضافه حفاری به ترتیب بیشترین و کمترین تأثیر را در پرتاب‌سنگ معدن انگوران داشته‌اند. با آگاهی از میزان طول پرتاب‌سنگ، می‌توان روش‌های کنترل‌کننده‌ای را برای کاهش آثار زیان‌بار این پدیده به کار گرفت که در نهایت باعث بهبود عملکرد عملیات آتشباری و معدنکاری خواهد شد.

کلمات کلیدی: انفجار، پرتاب‌سنگ، سیستم استنتاج عصبی فازی تطبیقی، ماشین بردار پشتیبان

فهرست مطالب

۱ فصل ۱: کلیات
۲ ۱-۱ مقدمه
۳ ۲-۱ اهمیت تحقیق
۴ ۳-۱ هدف تحقیق
۴ ۴-۱ روش انجام کار
۵ ۵-۱ ساختار پایان نامه
۷ فصل ۲: سابقه موضوع
۸ ۱-۲ مقدمه
۸ ۲-۲ بررسی سابقه علمی
۱۸ ۳-۲ جمع بندی
۲۱ فصل ۳: مباحث نظری
۲۲ ۱-۳ مقدمه
۲۲ ۲-۳ شبکه‌های عصبی مصنوعی
۲۵ ۳-۳ انتخاب تعداد لایه‌های پنهان در شبکه‌های عصبی
۲۶ ۴-۳ انواع شبکه‌های عصبی مصنوعی
۲۶ ۵-۳ یادگیری در شبکه‌های عصبی مصنوعی
۲۶ ۱-۵-۳ یادگیری با ناظر
۲۷ ۲-۵-۳ یادگیری تشدید
۲۷ ۳-۵-۳ یادگیری بدون ناظر
۲۷ ۶-۳ معایب شبکه عصبی
۲۸ ۷-۳ سیستم نروفازی
۲۹ ۸-۳ ایجاد شبکه‌های نروفازی
۳۰ ۹-۳ سیستم استنتاج عصبی فازی تطبیقی
۳۰ ۱-۹-۳ شبکه عصبی تطبیقی
۳۱ ۲-۹-۳ ساختار انفیس
۳۴ ۳-۹-۳ الگوریتم‌های یادگیری در شبکه‌های عصبی فازی تطبیقی
۳۴ ۱-۳-۹-۳ الگوریتم آموزش انتشار برگشتی
۳۶ ۲-۳-۹-۳ الگوریتم آموزش ترکیبی
۳۶ ۱۲-۳ یادگیری با ناظر

۳۷ ماشین بردار پشتیبان ۱۳-۳
۴۰ انواع ماشین بردار پشتیبان ۱۴-۳
۴۰ ماشین بردار پشتیبان خطی ۱-۱۴-۳
۴۲ ماشین بردار پشتیبان غیرخطی ۲-۱۴-۳
۴۳ ماشین بردار پشتیبان چندکلاسه ۳-۱۴-۳
۴۳ جمع بندی ۱۵-۳
۴۵ فصل ۴: پیش بینی پرتاب سنگ
۴۶ ۱-۴ مقدمه
۴۶ ۲-۴ بررسی علل پرتاب سنگ
۴۷ ۳-۴ عوامل تأثیر گذار بر پدیده پرتاب سنگ
۴۸ ۱-۳-۴ فاصله جناحی چال ها
۴۸ ۲-۳-۴ بار سنگ
۴۹ ۳-۳-۴ طول گل گذاری
۴۹ ۴-۳-۴ قطر چال
۴۹ ۵-۳-۴ طول چال
۵۰ ۶-۳-۴ اضافه حفاری
۵۰ ۷-۳-۴ فاکتور پودری
۵۱ ۸-۳-۴ مقدار خرج در هر تاخیر
۵۲ ۹-۳-۴ فاصله داری دسته درزه ها
۵۲ ۱۰-۳-۴ مقاومت فشاری تک محوره
۵۳ ۴-۴ مطالعه موردی
۵۶ ۵-۴ پارامترهای ورودی مدل های پیش بینی کننده
۵۷ ۶-۴ ساخت مدل عصبی فازی تطبیقی پیش بینی پرتاب سنگ
۶۰ ۱-۶-۴ نتایج مدل عصبی فازی تطبیقی با تابع عضویت مثلثی
۶۶ ۲-۶-۴ نتایج مدل عصبی فازی تطبیقی با تابع عضویت دوزنقه ای
۷۰ ۳-۶-۴ نتایج مدل عصبی فازی تطبیقی با تابع عضویت گوسی
۷۴ ۴-۶-۴ نتایج مدل عصبی فازی تطبیقی با تابع عضویت گوسی نوع دوم
۷۸ ۷-۴ مقایسه عملکرد مدل های پیش بینی کننده عصبی فازی تطبیقی
۷۹ ۸-۴ تحلیل حساسیت
۸۰ ۹-۴ ساخت مدل ماشین بردار پشتیبان برای پیش بینی پرتاب سنگ
۸۵ ۱۰-۴ مقایسه کلی عملکرد مدل های پیش بینی ساخته شده

۸۶ ۱۱-۴ جمع بندی
۸۹ فصل ۵: نتیجه گیری و پیشنهادات
۹۰ ۱-۵ نتیجه گیری
۹۲ ۲-۵ پیشنهادات
۹۳ منابع
۱۰۱ پیوست ها
۱۰۲ پیوست شماره ۱- اطلاعات مربوط به انفجار

فهرست شکل‌ها

- شکل ۳-۱- نمونه‌ای از یک نرون طبیعی ۲۳
- شکل ۳-۲- ساختار یک سلول عصبی ۲۴
- شکل ۳-۳- ساختار یک شبکه عصبی ۲۵
- شکل ۳-۴- شبکه استنتاج تطبیقی ۳۱
- شکل ۳-۵- ساختار کلی سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی ۳۲
- شکل ۳-۶- ساختار شماتیک شبکه عصبی فازی الگوریتم انتشار برگشتی ۳۴
- شکل ۳-۷- مسیر رفت الگوریتم انتشار برگشتی ۳۵
- شکل ۳-۸- مسیر برگشتی الگوریتم انتشار برگشتی ۳۵
- شکل ۳-۹- ماشین بردار پشتیبان خطی ۴۰
- شکل ۳-۱۰- نمایی از حالت جدایی پذیر ماشین بردار پشتیبان ۴۱
- شکل ۳-۱۱- ماشین بردار پشتیبان غیرخطی ۴۲
- شکل ۳-۱۲- ماشین بردار پشتیبان چند کلاسه ۴۳
- شکل ۴-۱- کاهش هزینه‌های عملیاتی با فاکتور پودری ۵۰
- شکل ۴-۲- الگوی انفجار ۵۱
- شکل ۴-۳: موقعیت جغرافیایی معدن سرب و روی انگوران ۵۴
- شکل ۴-۴- نمایی از پیت اصلی معدن سرب و روی انگوران ۵۵
- شکل ۴-۵- دستگاه حفاری چال‌های انفجار موجود در معدن ۵۵
- شکل ۴-۶- بوستر، چاشنی نائل و آنفوی استفاده شده در معدن ۵۶
- شکل ۴-۷- موقعیت داده‌های برداشتی عملیات انفجار ۵۷
- شکل ۴-۸- مرز دیواره آهک و شیست در معدن انگوران ۵۸
- شکل ۴-۹- نمونه‌ای از اطلاعات انفجار ۵۸
- شکل ۴-۱۰- ساختار پارامترهای ورودی مدل عصبی فازی تطبیقی پیش‌بینی پرتاب‌سنگ ۵۹
- شکل ۴-۱۱- ساختار مدل انفیس ۶۰
- شکل ۴-۱۲- تابع عضویت مثلثی ۶۱
- شکل ۴-۱۳- قواعد فازی مدل پیش‌بینی پرتاب سنگ ۶۱
- شکل ۴-۱۴- نمودار خطای آموزش مدل انفیس به روش الگوریتم انتشار برگشتی با تابع عضویت مثلثی. ۶۲
- شکل ۴-۱۵- مقایسه داده‌های مدل‌سازی شده و داده‌های آموزشی ۶۲

- شکل ۴-۱۶- جواب نهایی مدل انفیس با تابع عضویت مثلثی پیش‌بینی پرتاب‌سنگ در مقابل داده‌های ورودی ۶۳
- شکل ۴-۱۷- مقایسه مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده پرتاب سنگ با انفیس در مرحله آزمون مدل با تابع عضویت مثلثی به روش آموزش ترکیبی ۶۵
- شکل ۴-۱۸- مقایسه مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده پرتاب سنگ با انفیس در مرحله آموزش مدل با تابع عضویت مثلثی به روش آموزش ترکیبی ۶۵
- شکل ۴-۱۹- مقایسه مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده پرتاب سنگ با انفیس در مرحله آزمون مدل با تابع عضویت مثلثی به روش آموزش انتشار برگشتی ۶۶
- شکل ۴-۲۰- مقایسه مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده پرتاب سنگ با انفیس در مرحله آموزش مدل با تابع عضویت مثلثی به روش آموزش انتشار برگشتی ۶۷
- شکل ۴-۲۱- تابع عضویت دوزنقه‌ای ۶۷
- شکل ۴-۲۲- نمودار خطای آموزش مدل عصبی فازی با تابع عضویت دوزنقه‌ای ۶۸
- شکل ۴-۲۳- مقایسه مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده پرتاب سنگ با انفیس در مرحله آزمون مدل با تابع عضویت دوزنقه‌ای به روش آموزش ترکیبی ۶۹
- شکل ۴-۲۴- مقایسه مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده پرتاب سنگ با انفیس در مرحله آموزش مدل با تابع عضویت دوزنقه‌ای به روش آموزش ترکیبی ۶۹
- شکل ۴-۲۵- مقایسه مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده پرتاب سنگ با انفیس در مرحله آزمون مدل با تابع عضویت دوزنقه‌ای به روش آموزش انتشار برگشتی ۷۰
- شکل ۴-۲۶- مقایسه مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده پرتاب سنگ با انفیس در مرحله آموزش مدل با تابع عضویت دوزنقه‌ای به روش آموزش انتشار برگشتی ۷۱
- شکل ۴-۲۷- تابع عضویت گوسی ۷۱
- شکل ۴-۲۸- نمودار خطای آموزش مدل عصبی فازی با تابع عضویت گوسی ۷۲
- شکل ۴-۲۹- مقایسه مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده پرتاب سنگ با انفیس در مرحله آزمون مدل با تابع عضویت گوسی به روش آموزش ترکیبی ۷۳
- شکل ۴-۳۰- مقایسه مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده پرتاب سنگ با انفیس در مرحله آموزش مدل با تابع عضویت گوسی به روش آموزش ترکیبی ۷۳
- شکل ۴-۳۱- مقایسه مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده پرتاب سنگ با انفیس در مرحله آزمون مدل با تابع عضویت گوسی به روش آموزش انتشار برگشتی ۷۴

- شکل ۴-۳۲- مقایسه مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده پرتاب سنگ با انفیس در مرحله آموزش مدل با تابع عضویت گوسی به روش آموزش انتشار برگشتی ۷۵
- شکل ۴-۳۳- تابع عضویت گوسی نوع دوم ۷۵
- شکل ۴-۳۴- نمودار خطای آموزش مدل عصبی فازی با تابع عضویت گوسی نوع دوم ۷۶
- شکل ۴-۳۵- مقایسه مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده پرتاب سنگ با انفیس در مرحله آزمون مدل با تابع عضویت گوسی نوع دوم به روش آموزش ترکیبی ۷۷
- شکل ۴-۳۶- مقایسه مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده پرتاب سنگ با انفیس در مرحله آموزش مدل با تابع عضویت گوسی نوع دوم به روش آموزش ترکیبی ۷۷
- شکل ۴-۳۷- مقایسه مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده پرتاب سنگ با انفیس در مرحله آزمون مدل با تابع عضویت گوسی نوع دوم به روش آموزش انتشار برگشتی ۷۸
- شکل ۴-۳۸- مقایسه مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده پرتاب سنگ با انفیس در مرحله آموزش مدل با تابع عضویت گوسی نوع دوم به روش آموزش انتشار برگشتی ۷۹
- شکل ۴-۳۹- نتایج تحلیل حساسیت متغیرهای ورودی ۸۱
- شکل ۴-۴۰- مقایسه مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی پرتاب سنگ با ماشین بردار پشتیبان در مرحله آزمون مدل (مرحله اول) ۸۴
- شکل ۴-۴۱- اختلاف مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده پرتاب سنگ با استفاده از ماشین بردار پشتیبان (مرحله اول) ۸۴
- شکل ۴-۴۲- مقایسه مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده پرتاب سنگ با ماشین بردار پشتیبان در مرحله آزمون (مرحله دوم) ۸۵
- شکل ۴-۴۳- اختلاف مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده پرتاب سنگ با استفاده از ماشین بردار پشتیبان (مرحله دوم) ۸۶

فهرست جداول

- جدول ۱-۲- خلاصه‌ای از مطالعات پیشین ۱۶
- جدول ۲-۲- پارامترهای مورد استفاده برای پیش‌بینی پرتاب سنگ ۱۹
- جدول ۱-۴- شاخص فاکتور پودری در سنگ‌های مختلف ۵۱
- جدول ۲-۴- متغیرهای ورودی و خروجی مدل‌های توسعه یافته برای پیش‌بینی پرتاب سنگ به همراه نماد آن‌ها ۵۸
- جدول ۳-۴- اطلاعات مدل انفیس ۶۰
- جدول ۴-۴- نتایج به کارگیری شبکه انفیس در مرحله آزمون مدل با تابع عضویت مثلثی به روش آموزش ترکیبی ۶۴
- جدول ۵-۴- نتایج به کارگیری شبکه انفیس در مرحله آزمون مدل با تابع عضویت مثلثی به روش آموزش انتشار برگشتی ۶۶
- جدول ۶-۴- نتایج به کارگیری شبکه انفیس در مرحله آزمون مدل با تابع عضویت دوزنقه‌ای به روش آموزش ترکیبی ۶۸
- جدول ۷-۴- نتایج به کارگیری شبکه انفیس در مرحله آزمون مدل با تابع عضویت دوزنقه‌ای به روش آموزش انتشار برگشتی ۷۰
- جدول ۸-۴- نتایج به کارگیری شبکه انفیس در مرحله آزمون مدل با تابع عضویت گوسی به روش آموزش ترکیبی ۷۲
- جدول ۹-۴- نتایج به کارگیری شبکه انفیس در مرحله آزمون مدل با تابع عضویت گوسی به روش آموزش انتشار برگشتی ۷۴
- جدول ۱۰-۴- نتایج بکارگیری شبکه انفیس در مرحله آزمون مدل با تابع عضویت گوسی نوع دوم به روش آموزش ترکیبی ۷۶
- جدول ۱۱-۴- نتایج بکارگیری شبکه انفیس در مرحله آزمون مدل با تابع عضویت گوسی نوع دوم به روش آموزش انتشار برگشتی ۷۸
- جدول ۱۲-۴- اطلاعات سیستم‌های عصبی فازی ساخته شده ۸۰
- جدول ۱۳-۴- اطلاعات مدل ماشین بردار پشتیبان ۸۳
- جدول ۱۴-۴- نتایج نهایی مدل ماشین بردار پشتیبان در مرحله اول (۷۰ درصد آموزش - ۳۰ درصد آزمون) ۸۳
- جدول ۱۵-۴- نتایج نهایی مدل ماشین بردار پشتیبان در مرحله دوم (۸۰ درصد آموزش - ۲۰ درصد آزمون) ۸۴
- جدول ۱۶-۴- مقادیر مجذور مربعات خطا و ضریب تعیین برای مدل‌های ارائه شده ۸۷

فصل اول

کلیات

۱-۱- مقدمه

فرآیند آتشباری پتانسیل ایجاد مخاطرات زیادی را دارد. یکی از عوارض ناخواسته آتشباری پدیده پرتاب‌سنگ^۱ است، که یکی از مهم‌ترین عوامل بروز حوادث در معادن است و درصد زیادی از کل حوادث اتفاق افتاده در معادن سطحی از جمله آسیب دیدن سازه‌ها و تجهیزات و صدمه دیدن افراد مربوط به این پدیده است. پرتاب‌سنگ، عبارت است از حرکت خرده سنگ‌های حاصل از انفجار و یکی از عوامل مخرب انفجار است (Jimeno et al, 1995).

تأثیرات مخرب پرتاب‌سنگ اجتناب ناپذیرند و نمی‌توان به‌طور کامل آن‌ها را حذف کرد، اما می‌توان آن‌ها را تا حدودی کاهش داد. یکی از راه‌های کنترل و جلوگیری از خسارت پرتاب‌سنگ، پیش‌بینی پرتاب‌سنگ است. با مشخص کردن فاصله پرتاب‌سنگ، می‌توان محل قرارگیری ساختمان‌های معدن و کارگران را تعیین کرد تا آسیب‌های ناشی از پرتاب‌سنگ را به حداقل رساند. پدیده پرتاب‌سنگ را می‌توان با طراحی صحیح آتشباری کنترل کرد. روش‌های متعددی برای پیش‌بینی پرتاب‌سنگ و بررسی پارامترهای موثر بر این پدیده مانند روش‌های تحلیلی، روش‌های تجربی و هوش مصنوعی وجود دارند. پارامترهای موثر در پرتاب‌سنگ به دو دسته پارامترهای قابل کنترل و پارامترهای غیرقابل کنترل تقسیم می‌شوند.

۱-۲- اهمیت تحقیق

پرتاب‌سنگ ناشی از عملیات انفجار یکی از پیچیده‌ترین مشکلات در صنعت معدن‌کاری است و پیش‌بینی آن می‌تواند نقش مهمی را در کاهش خطرات ایفا کند. در بررسی‌هایی که از حوادث ناشی از انفجار در معادن هند صورت گرفت، مشخص شد که مسبب ۴۰٪ مرگ و میر و ۲۰٪ حوادث خطرناک، پرتاب‌سنگ است. در سال‌های ۱۹۷۸ تا ۲۰۰۱، از مجموع ۱۹۵ حادثه‌ای که بر اثر انفجار در معادن آمریکا رخ داد، ۵۴ حادثه یعنی ۲۷/۶۹٪، مستقیماً مربوط به پرتاب‌سنگ بوده است (Verakis and Lobb, 2003). پرتاب‌سنگ یکی از منابع اصلی آسیب دیدن سازه‌ها و تجهیزات و صدمه دیدن افراد است. از این‌رو برآورد مناسبی از پرتاب‌سنگ در مناطق مختلف معدن کمک موثری در طراحی الگوی انفجاری می‌کند. با توجه به وجود ساختمان‌های متعدد در معدن، تعیین فاصله امن برای تخلیه و ایمن‌سازی این محدوده‌ها در هنگام انفجار، از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است.

در سال‌های گذشته، روش‌های تجربی مختلفی برای پیش‌بینی فاصله پرتاب‌سنگ ارائه شدند که عموماً بر اساس قطرچال و خرج ویژه بودند و نتایج چندان مطلوبی را به همراه نداشتند. از آنجا که پارامترهای مؤثر (قابل کنترل و غیرقابل کنترل) بر این پدیده زیاد هستند، و در نظر گرفتن همه این پارامترها به طور همزمان در پیش‌بینی پرتاب‌سنگ امکان‌پذیر نیست، با استفاده از روش‌های فازی و هوش مصنوعی از جمله شبکه‌های عصبی مصنوعی^۱ و ماشین بردار پشتیبان^۲ می‌توان یک پیش‌بینی مناسب از پرتاب‌سنگ ارائه داد. روش‌های هوش مصنوعی علاوه بر دقت بالا در طراحی، از سرعت بالایی نیز برخوردار هستند.

1 - Artificial Neural Networks = ANN

2 - Support Vector Machine = SVM

۱-۳- هدف تحقیق

معدن سرب و روی انگوران بزرگترین تولید کننده سرب و روی ایران است. مجموعه معدن در منطقه‌ای به نام انگوران و در بخش شمالی جاده زنجان - تکاب واقع شده است. پیت نهایی معدن انگوران به شکل بیضی و با ابعاد تقریبی 1300×1000 متر است. در این معدن، عملیات انفجار روزانه در حال اجرا است. با توجه به حضور ماشین آلات متعدد در پیت معدن و عدم خروج این وسایل از پیت هنگام عملیات انفجار، وجود تعمیرگاه ماشین آلات در نزدیکی پیت معدن و همچنین زمان‌بر و هزینه‌بر بودن تمیزکاری پله‌های پایین دست بعد از انفجار، پیش‌بینی پرتاب‌سنگ در این معدن ضروری است. توضیحات بیشتر در مورد معدن، در فصل چهارم آورده شده است. در این پایان نامه سعی بر آن است که با استفاده از روش‌های فازی و هوش مصنوعی، میزان پرتاب‌سنگ در معدن انگوران (با توجه به داده‌های طراحی الگوی انفجار و ژئومکانیکی) را پیش‌بینی کرد.

۱-۴- روش انجام کار

به منظور انجام این تحقیق، ابتدا مطالعات کتابخانه‌ای انجام شده و منابع گردآوری شده است. نواقص روش‌های تحلیلی و تجربی در محاسبات پیش‌بینی پرتاب‌سنگ مورد بررسی قرار گرفته و دلایل لزوم استفاده از روش‌های هوش مصنوعی بررسی می‌شود. سپس پارامترهای موثر در پرتاب‌سنگ مورد مطالعه قرار گرفته است، و در نهایت، با جمع‌آوری اطلاعات لازم در معدن سرب و روی انگوران، مدلی‌هایی با استفاده از روش‌های سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی^۱ و ماشین بردار پشتیبان برای پیش‌بینی پرتاب‌سنگ ارائه می‌شود.

1 - Adaptive Network-based Fuzzy Inference System = ANFIS

۱-۵- ساختار پایان نامه

این پایان نامه در ۵ فصل تنظیم شده است.

فصل ۱: در این فصل، کلیاتی در مورد موضوع، ضرورت و هدف انجام تحقیق و مراحل انجام کار آورده شده است.

فصل ۲: در این فصل، سابقه کارهای علمی صورت گرفته بررسی شده است و پارامترهای بررسی شده توسط سایر محققان در خصوص پیش بینی پرتاب سنگ آورده شده است.

فصل ۳: در این فصل، به مباحث نظری در مورد شبکه های عصبی مصنوعی و ساختار و معایب آنها پرداخته شده است. در ادامه، توضیحاتی در مورد سیستم های نروفازی و دلایل استفاده از این سیستم ها آورده شده است. در نهایت ساختار و نحوه عملکرد سیستم استنتاج عصبی فازی تطبیقی (انفیس) و ماشین بردار پشتیبان مورد بررسی قرار گرفته است.

فصل ۴: در این فصل، داده های جمع آوری شده از معدن انگوران بررسی شده است و مدل هایی برای پیش بینی میزان پرتاب سنگ در معدن انگوران با استفاده از روش های انفیس و ماشین بردار پشتیبان ساخته شده است و نتایج به دست آمده توسط مدل های مختلف با هم مقایسه شده است.

فصل ۵: در این فصل، نتایج حاصل از تحقیق ارائه شده است و پیشنهادات برای مطالعات بعدی، بیان شده است.

فصل دوم

سابقه تحقیق

۲-۱- مقدمه

عملیات انفجار از جمله مهم‌ترین فرآیندهای استخراجی معادن روباز است. این عملیات شامل خطرات اصلی نظیر پرتاب‌سنگ، لرزش هوا، لرزش زمین، گردوغبار و ... است، که پرتاب‌سنگ از خطرناک‌ترین آن‌ها است. تحقیقات متعددی در زمینه پیش‌بینی و ارزیابی پرتاب‌سنگ به روش‌های گوناگون صورت گرفته است که در این فصل به بررسی سابقه علمی موضوع تحقیق، پرداخته شده است.

۲-۲- بررسی سابقه علمی

روش‌های مختلفی از جمله روش‌های تجربی، تحلیلی و روش‌های هوش مصنوعی برای پیش‌بینی پرتاب‌سنگ ارائه شده است.

لوندبورگ^۱ و همکاران در سال ۱۹۷۵ یک مدل تجربی (مدل سوئدی) برای پیش‌بینی پرتاب‌سنگ ارائه کردند که دو پارامتر چگالی سنگ و قطر چال از اجزای اصلی رابطه ارائه شده است (Lundborg et al, 1975).

$$V_0 = \frac{10d \times 2600}{T_B \times \rho_r} \quad (1-2)$$

$$L_m = 260d^{2/3} \quad (2-2)$$

1 - Lundborg

$$T_b = 0.1d^{2/3} \quad (3-2)$$

که در روابط بالا، V_0 سرعت اولیه (متر بر ثانیه)، L_m میزان پرتاب سنگ (متر)، d قطر چال (اینچ)، T_b اندازه خرده سنگ (متر) و ρ_r چگالی سنگ (کیلوگرم بر مترمکعب) است.

روث^۱ در سال ۱۹۷۹ مدلی (مدل آمریکایی) را بر اساس معادله گورنی^۲ برای محاسبه سرعت اولیه قطعات پرتاب شده در انفجار ارائه کرد (Roth, 1979).

$$V_0 = \sqrt{2E} f \left[\frac{ql}{ml} \right] \quad (4-2)$$

در رابطه بالا، V_0 سرعت اولیه، $\sqrt{2E}$ ثابت گورنی، ql میزان خرج در واحد طول و ml جرم مجموع مواد در واحد طول چال است.

باگچی^۳ و گوپتا^۴ در سال ۱۹۹۰ مدلی تجربی را ارائه کردند که از نسبت مقدار گل گذاری به ارتفاع چال برای پیش بینی پرتاب سنگ استفاده شده است (Bagchi and Gupta, 1990).

$$L = 155.2 \times D^{-1.37} \quad (5-2)$$

در رابطه بالا، L نسبت میزان گل گذاری به بار سنگ و D مسافت طی شده خرده سنگ حاصل از عملیات انفجار (متر) است.

ککایوویچ^۵ و ریدومسکی^۶ در سال ۲۰۰۵ تحقیقی را پیرامون پدیده پرتاب سنگ و حوادث مربوط به منطقه خطر^۷ در معادن سطحی انجام دادند. در این مطالعه حوادثی را که بین سال های ۱۹۷۸ تا ۱۹۹۸

1 - Roth
2 - Gurney
3 - Bagchi
4 - Gupta

5 - Kecojevic
6 - Radomsky
7 - Danger Zone

در معادن فلزی، غیرفلزی و زغالی اتفاق افتاد، جمع‌آوری شد. این حوادث به دلیل دزدکردن چال‌ها، انفجار زود هنگام، پرتاب‌سنگ و عدم وجود منطقه امن بوده است، که در این بین، پرتاب‌سنگ و عدم وجود منطقه امن با ۶۸/۲ درصد، بیشترین حوادث را به خود اختصاص دادند. درنهایت، عواملی که در پرتاب‌سنگ تاثیر بیشتری داشتند مشخص شد، که عبارتند از: ناپیوستگی‌های زمین شناسی، طراحی نادرست الگوی انفجاری، بارسنگ نامناسب، خرج‌گذاری بیش از اندازه و گل‌گذاری نامناسب (Kecojovic and Radomsky, 2005).

منجزی و همکاران در سال ۲۰۱۰ پارامترهایی را که بر پرتاب‌سنگ تاثیرگذار بودند به سه دسته هندسه انفجار، خواص توده سنگ و مشخصات ماده منفجره تقسیم کردند. در این تحقیق برای پیش‌بینی پرتاب‌سنگ، مدلی بر اساس شبکه عصبی مصنوعی ارائه شد. داده‌ها مورد استفاده شده در این تحقیق عبارت بودند از: قطر چال، میانگین طول چال‌ها، بارسنگ به فاصله‌داری جناحی چال‌ها^۱، گل‌گذاری^۲، تعداد ردیف چال‌ها^۳، فاکتور پودری^۴، چگالی سنگ و خرج بر هر تاخیر^۵. ضریب تعیین بین داده‌های پیش‌بینی شده و داده‌های حقیقی برابر با ۹۸/۸ درصد تعیین شد. در نهایت، با آنالیز حساسیتی که بین پارامترها صورت گرفت، مشخص شد که قطر چال، گل‌گذاری، خرج بر هر تاخیر و فاکتور پودری بیشترین تاثیر را در پرتاب‌سنگ داشتند (Monjezi et al, 2010).

رضایی و همکاران در سال ۲۰۱۱ مدلی فازی برای پیش‌بینی پرتاب‌سنگ ارائه کردند. مدل ارائه شده با مدل‌های آماری موجود مقایسه شد که مدل ارائه شده از کیفیت و دقت بالاتری برخوردار بود. همچنین آنالیزهای انجام شده نشان دادند که پارامترهای فاکتور پودری و چگالی سنگ به ترتیب بیشترین و کمترین تاثیر را در پرتاب‌سنگ داشتند (Rezaei et al, 2011).

1 - Spacing
2 - Stemming
3 - Number of rows

4 - Powder Factor
5 - Charge per delay

امینی و همکاران در سال ۲۰۱۲ پدیده پرتاب‌سنگ را با استفاده از ماشین بردار پشتیبان ارزیابی کردند. داده‌های مورد استفاده در این تحقیق عبارت بودند از قطر چال، طول چال، روباره، فاصله‌داری جناحی چال‌ها، گل‌گذاری، فاکتور پودری و حفاری ویژه^۱. در نهایت، روش ارائه شده در این تحقیق با روش شبکه عصبی مصنوعی مقایسه شد و ضریب تعیین بدست آمده برای ماشین بردار پشتیبان برابر با ۰/۹۷ و برای شبکه عصبی مصنوعی برابر با ۰/۹۲ شد که نشان دهنده دقت بالاتر SVM نسبت به شبکه عصبی مصنوعی است (Amini et al, 2012). در این تحقیق، پارامترهای زمین‌شناسی لحاظ نشده است.

قاسمی و همکاران در سال ۲۰۱۲ مدلی تجربی جدید بر پایه پارامترهای قابل کنترل انفجاری ارائه کردند. سپس توسط این معادله و روش مونت کارلو^۲ پرتاب‌سنگ پیش‌بینی شد. در نهایت، تحلیل حساسیت بر روی پارامترها صورت گرفت که مشخص شد میزان فاکتور پودری، گل‌گذاری و بارسنگ بیشترین تأثیر را در پرتاب‌سنگ داشتند (Ghasemi et al, 2012).

مانوج^۳ و منجزی در سال ۲۰۱۳ میزان پرتاب‌سنگ در معدن سونگون را توسط دو روش ماشین بردار پشتیبان و تحلیل رگرسیون چند متغیره^۴ بررسی کردند. مقادیر به دست آمده با استفاده از ضریب تعیین و میانگین خطای مطلق^۵ مقایسه شدند. ضریب تعیین برای دو روش ماشین بردار پشتیبان و آنالیز رگرسیون چند متغیره به ترتیب برابر ۰/۹۴۸ و ۰/۴۴ محاسبه و مقدار میانگین خطای مطلق نیز برای ماشین بردار پشتیبان و رگرسیون چند متغیره به ترتیب ۳/۱۱ و ۷/۷۴ تعیین شد (Manoj and Monjezi, 2013).

فرامرزی و همکاران در سال ۲۰۱۴ مدلی را برای پیش‌بینی پرتاب‌سنگ بر اساس روش سیستم مهندسی سنگ^۶ ارائه کردند. در این تحقیق، اطلاعات مربوط به ۴۷ انفجار از معدن سونگون جمع‌آوری شد. نتایج به دست آمده از روش سیستم مهندسی سنگ با روش مدل تحلیل رگرسیون چند متغیره، با

1 - Specific drilling

2 - Monte Carlo = MC

3 - Manoj

4 - Multivariate Regression Analysis = MRA

5 - Mean Absolute Error = MAE

6 - Rock Engineering System = RES

استفاده از دو روش ضریب تعیین و مجذور میانگین مربعات خطا^۱ بررسی شد. نتایج برای روش RES به ترتیب برابر ۰/۸۶ و ۱۰/۰۱، و برای روش رگرسیون چند متغیره به ترتیب ۰/۸۴ و ۱۲/۲۰ شد، که نشان دهنده کارایی بهتر مدل RES است (Faramarzi et al, 2014).

قاسمی و همکاران در سال ۲۰۱۴ از دو نوع مدل شبکه عصبی مصنوعی و روش منطق فازی^۲ برای پیش‌بینی پرتاب‌سنگ استفاده کردند. داده‌ها مورد استفاده در این تحقیق طول چال، روباره، فاصله جناحی چال‌ها، گل‌گذاری، فاکتور پودری و خرج بر هر تاخیر بودند. عملکرد پیش‌بینی مدل شبکه عصبی مصنوعی نسبت به داده‌های حقیقی برابر با ۹۳/۹ درصد و برای منطق فازی برابر با ۹۵/۷ درصد بود، که نشان دهنده مطلوب بودن هر دو مدل برای پیش‌بینی پرتاب‌سنگ بوده است (Ghasemi et al, 2014).

استوچادینویچ^۳ و همکاران در سال ۲۰۱۶ به وسیله شبکه‌های عصبی مصنوعی، سرعت اولیه پرتاب-سنگ را پیش‌بینی کردند. داده‌های مورد استفاده در این تحقیق عبارتند از قطر چال، طول چال، شیب چال، گل‌گذاری، بارسنگ، حجم سنگ، فاصله‌داری جناحی چال‌ها، فاکتور پودری، وزن خرج مصرفی، تعداد چال‌ها و تعداد ردیف‌ها. در نهایت، با استفاده از شبکه‌های عصبی و نظارت ویدیویی^۴، مقدار سرعت اولیه پرتاب‌سنگ بین ۸ تا ۴۲۸ متر بر ثانیه مشخص شد (Stojadinovic et al, 2016).

یاری و همکاران در سال ۲۰۱۶ مدلی را بر اساس انتشار بازگشتی شبکه عصبی^۵ برای پیش‌بینی پرتاب‌سنگ ارائه کردند. در این تحقیق ساختار بهینه شبکه، با استفاده از مطالعه بر روی توابع انتقال^۶ تعیین شد که بر این اساس ساختار شبکه دارای دو لایه مخفی^۷ و در هر لایه هشت نرون^۸ است. در این تحقیق، از پارامترهای قطرچال، طول چال، تعداد چال‌ها، فاصله جناحی چال‌ها، بارسنگ، مقدار آنفو^۹،

1 - Root Mean Square Error = RMSE
2 - Fuzzy logic
3 - Stojadinovic
4 - Video processing

5 - Back-Propagation Neural Network = BPNN
6 - Transfer Function
7 - Hidden layer
8 - Neuron
9 - ANFO

گل‌گذاری، فاکتور پودری، حفاری ویژه و زمان تاخیر انفجار استفاده شد. در نهایت با بررسی روابط بین پرتاب‌سنگ و پارامترهای سنگ توسط روش دامنه کسینوس^۱، فاکتور پودری تاثیر گذارترین پارامتر انتخاب شد (Yari et al, 2016).

فردانبه و همکاران در سال ۲۰۱۶ برای پیش‌بینی پرتاب‌سنگ، مدلی را بر اساس روش برنامه‌ریزی ژنتیک^۲ (GP) ارائه کردند. داده‌ها از ۶ معدن در مالزی جمع‌آوری شد. داده‌های جمع‌آوری شده عبارت بودند از فاکتور پودری، گل‌گذاری، نسبت روباره به فاصله جناحی چال‌ها، قطر چال، طول چال و خرج بر هر تاخیر. در این تحقیق از دو روش برنامه‌ریزی ژنتیک و آنالیز رگرسیون چندگانه غیرخطی^۳ برای پیش‌بینی پرتاب‌سنگ استفاده شد. در نهایت، برای مقایسه این دو روش از ضریب تعیین، مجذور میانگین مربعات خطا و مقدار واریانس استفاده شد که مقادیر آن‌ها برای روش برنامه‌ریزی ژنتیک به ترتیب برابر با ۰/۹۰۸، ۱۷/۶۳۸ و ۸۹/۹۱۷ و برای روش آنالیز رگرسیون چندگانه غیرخطی به ترتیب برابر با ۰/۸۱۶، ۲۶/۱۹۴ و ۸۱/۴۴ محاسبه شد (Faradonbeh et al, 2016).

ارمغانی و همکاران در سال ۲۰۱۶ برای پیش‌بینی پرتاب‌سنگ، از ترکیب دو روش آنالیز رگرسیون چند گانه شبیه ساز مونت کارلو استفاده کردند. در نهایت با توجه به آنالیز حساسیتی که بر روی پارامترها انجام شد، فاکتور پودری بیشترین تأثیر را در بین دیگر پارامترها داشت (Armaghani et al, 2016).

فردانبه و همکاران در سال ۲۰۱۶ مدلی را بر اساس الگوریتم بیان ژنی^۴ برای پیش‌بینی پرتاب‌سنگ ارائه کردند. ضریب تعیین محاسبه شده برای داده‌های آموزش و تست به ترتیب برابر با ۰/۹۲۰ و ۰/۹۲۴ محاسبه شد، که نشان دهنده مطلوب بودن مدل پیشنهادی بود. هدف بعدی در این تحقیق، بهینه‌سازی پارامترهای انفجار برای کاهش پرتاب‌سنگ است. برای این امر، مدلی بر پایه الگوریتم کرم شب تاب^۵ ارائه

1 - Cosine Amplitude Method = CAM

2 - Genetic Programing = GP

3 - Non-Liner Multiple Regression = NLMR

4 - Gene Expression Programing = GEP

5 - Firefly Algorithm = FA

کردند. نتایج به دست آمده نشان داد که به کار بردن الگوریتم کرم شب تاب، باعث کاهش ۳۴ درصدی در پرتاب‌سنگ شد (Faradonbeh et al, 2016).

حسنى پناه و همکاران در سال ۲۰۱۷ معادله‌ای را بر اساس الگوریتم بهینه سازی تجمع ذرات برای پیش‌بینی پرتاب‌سنگ ارائه کردند. داده‌های جمع‌آوری شده مربوط به ۷۶ انفجار در معادن مالزی بود که شامل پارامترهای قابل کنترل انفجاری بودند. از طرفی، برای مقایسه مدل ارائه شده، از روش رگرسیون چندگانه خطی نیز برای پرتاب‌سنگ استفاده شد. در نهایت، دو مدل توسط ضریب تعیین و RMSE با هم مقایسه شدند، که در نتیجه مدل ارائه شده بر اساس روش PSO نتایج بهتری نسبت به مدل رگرسیون چندگانه خطی داشت. از طرف دیگر، پس از آنالیز حساسیت بر روی پارامترها، مشخص شد که چگالی سنگ بیشترین تاثیر را در پرتاب‌سنگ دارد (Hasanipanah et al, 2017).

محمد و همکاران در سال ۲۰۱۸ تأثیر ساختار زمین شناسی را بر پدیده پرتاب‌سنگ بررسی کردند. در این تحقیق، بر اساس آنالیز استریونوت، مشخص شد که شیب شکستگی‌ها تأثیر زیادی در جهت پرتاب‌سنگ دارد. در این تحقیق، فرمول‌های تجربی نیز بررسی شد که هیچ کدام از فرمول‌ها نتوانستند پرتاب‌سنگ را دقیق محاسبه کنند. بررسی‌ها نشان داد که اختلاف زیاد بین مقادیر پرتاب‌سنگ حقیقی و پیش‌بینی شده به دلیل عدم در نظر گرفتن پارامترهای زمین‌شناسی در فرمول‌های تجربی است (Mohamad et al, 2018).

منجزی و همکاران به منظور بررسی اثر پارامترهای قابل کنترل عملیات انفجار و با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، مدلی برای پیش‌بینی میزان پرتاب‌سنگ ناشی از عملیات انفجار ارائه کردند. در این تحقیق با بررسی انواع شبکه‌های مختلف، شبکه‌ای چهار لایه با دو لایه پنهان و روش انتشار برگشتی به عنوان

شبکه بهینه در نظر گرفته شد. در نهایت، پس از انجام آنالیز حساسیت مشخص شد که پارامترهای خرج ویژه، خرج بر هر تاخیر، ضخامت بار سنگ و طول گل‌گذاری به ترتیب بیشترین تاثیر را در کنترل پرتاب‌سنگ داشتند (منجزی و همکاران، ۱۳۸۶).

شمس‌الدینی و همکاران با استفاده از یک شبکه عصبی چند لایه مقدار پرتاب‌سنگ را پیش‌بینی کردند. از میان شبکه‌های مورد آزمایش، یک شبکه با سه لایه انتخاب شد که تعداد نرون‌های لایه اول و دوم به ترتیب ۱۰ و ۲۰ عدد و تعداد نرون‌های لایه خروجی یک عدد انتخاب شده است. در نهایت خروجی‌های این شبکه با روش تجربی لوندبورگ مقایسه شد که نشان دهنده بهتر بودن مدل حاصل از شبکه عصبی بود (شمس‌الدینی و همکاران، ۱۳۹۲).

دهقانی و صیامی با استفاده از آنالیز گری^۱ میزان اندرکنش پارامترهای موثر بر پرتاب‌سنگ ناشی از انفجار بررسی کردند. این آنالیز نشان داد که طول گل‌گذاری بیشترین و خرج ویژه کمترین تاثیر را بر روی پرتاب‌سنگ دارا است. در گام بعدی، پارامترهای خروجی آنالیز گری به عنوان پارامترهای ورودی آنالیز ابعادی استفاده شدند. نتیجه این آنالیز ارائه یک رابطه ریاضیاتی غیرخطی با درجه همبستگی ۷۴ درصد و میزان خطای متوسط ۱۱/۹۳ درصد بود (دهقانی و صیامی، ۱۳۹۴).

گیاشی و همکاران با استفاده از دو روش تجربی سوئدی و پکروفسکی و با استفاده از معادلات ریاضی مربوط به حرکت پرتابه، میزان پرتاب‌سنگ در شرایط مختلف را محاسبه کردند. نتایج نشان داد که اختلاف زیادی بین دو روش تجربی وجود دارد. از این رو نتایج این دو معادله با نتایج واقعی مقایسه شد و مشخص شد برای شرایط معدن گل‌گهر روش پکروفسکی نتایج قابل قبولی دارد. این روش تجربی با ضریب تعیین ۰/۶۶ میزان پرتاب‌سنگ در نواحی مختلف معدن را پیش‌بینی کرد (گیاشی و همکاران، ۱۳۹۴).

1 - Grey

در جدول ۱-۲ خلاصه‌ای از مطالعات پیشین در مورد پدیده پرتاب‌سنگ آورده شده است.

جدول ۱-۲: خلاصه‌ای از مطالعات پیشین

سال	عنوان	نام محقق (محققین)
۱۹۷۵	کنترل پرتاب‌سنگ در انفجار معادن روباز	Lundborg et al.
۱۹۷۹	مدلی برای تخمین محدوده پرتاب‌سنگ به عنوان تابعی از شرایط پرتاب	Roth
۱۹۸۳	استفاده از عکس‌برداری با سرعت بالا برای ارزیابی انفجار	Chiapetta et al.
۱۹۹۰	انفجار در معادن سطحی و تاثیر آن بر محیط زیست	Baghchi and Gupta
۱۹۹۳	کاهش انفجار هوا و پرتاب‌سنگ	Flinchum and Rapp
۲۰۰۱	بررسی مشکل پرتاب‌سنگ در عملیات انفجار	Rehak et al.
۲۰۰۱	تخمین مسافت پرتاب‌سنگ با نگرش بر روی روش‌های احتمالی	St George and Gibson
۲۰۰۲	خلاصه‌ای از حوادث مرگبار ناشی از پرتاب‌سنگ و عدم وجود منطقه ایمن در معادن روباز	Bajpayee et al.
۲۰۰۴	خسارت‌های انفجار بر معادن سطحی با نگرش ویژه بر پرتاب‌سنگ و منطقه امن	Bajpayee et al.
۲۰۰۴	پیش‌بینی پدیده پرتاب‌سنگ با طراحی مناسب	Richards and Moore
۲۰۰۵	حوادث ناشی از انفجار پدیده پرتاب‌سنگ	Kecojevic and Radomsky
۲۰۰۷	خطر پرتاب‌سنگ	Little
۲۰۰۷	طراحی معیار فاکتور ایمنی بر اساس کنترل پرتاب‌سنگ	Raina et al.
۲۰۰۷	پرتاب‌سنگ: پدیده‌ای خطرناک ناشی از انفجار	Verakis and Lobb
۲۰۰۸	کاربرد فاکتور ایمنی برای تخمین ریسک پرتاب‌سنگ در معادن سنگ آهک	Raina et al.
۲۰۰۹	پیش‌بینی محدوده پرتاب‌سنگ و اندازه خردایش	McKenzie
۲۰۱۰	استفاده از مدل‌های مونت کارلو برای تحلیل ریسک پرتاب‌سنگ	Little and Blair
۲۰۱۰	پیش‌بینی پرتاب‌سنگ ناشی از انفجار در معادن روباز با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی	Monjezi et al.
۲۰۱۱	ارائه مدلی فازی برای پیش‌بینی پرتاب‌سنگ در معادن سطحی	Rezaei et al.
۲۰۱۱	تعیین محدوده خطر در معدن کاری روباز با رویکردی مبتنی بر ریسک	Raina et al.
۲۰۱۱	بهینه‌سازی پارامترهای انفجار معادن روباز با استفاده از الگوریتم ژنتیک	Monjezi et al.
۲۰۱۱	پیش‌بینی خط سیر پرتاب‌سنگ با استفاده از فرمول‌های بالستیک	Stojadinovic et al.
۲۰۱۱	پرتاب‌سنگ تهدیدی همیشگی برای امنیت انفجار	Verkis
۲۰۱۲	ارزیابی پدیده پرتاب‌سنگ ناشی از انفجار توسط ماشین بردار پشتیبان	Amini et al.
۲۰۱۲	ارائه مدلی برای پیش‌بینی تاثیرات پارامترهای قابل کنترل انفجاری بر روی میزان پرتاب‌سنگ در معادن سطحی	Ghasemi et al.

ادامه جدول ۱-۲: خلاصه‌ای از مطالعات پیشین

۲۰۱۲	حوادث زیست محیطی و ایمنی به وجود آمده بر اثر عملیات انفجار	Kricak et al.
۲۰۱۲	پیش‌بینی پرتاب‌سنگ ناشی از انفجار با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی	Mohamad et al.
۲۰۱۳	کاهش میزان ریسک پرتاب‌سنگ	Blanchier
۲۰۱۳	توزیع سه بعدی پرتاب‌سنگ با استفاده از EDA	Raina et al.
۲۰۱۳	پیش‌بینی پرتاب‌سنگ ناشی از عملیات انفجار معادن روباز با استفاده از روش یادگیری ماشین	Manoj and Monjezi
۲۰۱۳	مدلی جدید برای تعیین پرتاب‌سنگ توسط ضریب رانش	Stojadinovic et al.
۲۰۱۴	استفاده از هوش مصنوعی برای پیش‌بینی مسافت پرتاب‌سنگ ناشی از عملیات انفجار	Ghasemi et al.
۲۰۱۴	ارائه مدلی بر اساس سیستم مهندس سنگ برای پیش‌بینی مسافت پرتاب سنگ در معادن روباز	Faramarzi et al.
۲۰۱۴	پیش‌بینی پرتاب‌سنگ ناشی از عملیات انفجار در معادن سنگ آهک با استفاده از شبکه‌های عصبی	Trivedi et al.
۲۰۱۵	تخمین مسافت پرتاب‌سنگ در معادن روباز با استفاده از اندازه‌گیری فشار القایی در سنگ	Raina et al.
۲۰۱۶	پیش‌بینی پرتاب‌سنگ در معادن روباز با استفاده از تحلیل واکنش سطحی	Raina and Murthy
۲۰۱۶	پیش‌بینی سرعت اولیه پرتاب‌سنگ با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی	Stojadinovic et al.
۲۰۱۶	ارائه مدلی برای پیش‌بینی پرتاب‌سنگ با استفاده از انتشار برگشتی شبکه‌های عصبی	Yari et al.
۲۰۱۶	ارزیابی ریسک و پیش‌بینی مسافت پرتاب‌سنگ با استفاده از ترکیب آنالیز رگرسیون چندگانه و شبیه‌سازی مونت کارلو	Armaghani et al.
۲۰۱۶	ارائه مدلی برای پیش‌بینی پرتاب‌سنگ بر اساس برنامه‌ریزی ژنتیک	Faradonbeh et al.
۲۰۱۶	پیش‌بینی و کمینه‌سازی پرتاب‌سنگ ناشی از انفجار توسط برنامه‌ریزی ژنتیک و الگوریتم کرم شب‌تاب	Faradonbeh et al.
۲۰۱۶	برنامه‌ریزی ژنتیک و برنامه‌ریزی بیان ژنی به منظور ارزیابی پرتاب‌سنگ	Faradonbeh et al.
۲۰۱۷	استفاده از PSO برای ارائه مدلی برای پیش‌بینی پرتاب‌سنگ	Hasanipanah et al.
۲۰۱۸	ارائه مدلی مبتنی بر ریسک برای آنالیز نتایج پرتاب‌سنگ بر اساس RES	Hasanipanah et al.
۲۰۱۸	تاثیر ساختار زمین‌شناسی بر پرتاب‌سنگ	Mohamad et al.
۱۳۸۳	بررسی پدیده‌های لرزش زمین و پرتاب‌سنگ در عملیات انفجار معادن روباز با نگرش ویژه به معدن سنگ آهن سه چاهون	شیوایی و همکاران

ادامه جدول ۲-۱: خلاصه‌ای از مطالعات پیشین

۱۳۸۵	محاسبه الگوی آتشیاری مناسب به منظور کاهش پرتاب‌سنگ توسط روش تصمیم‌گیری چند متغیره TOPSIS	منجزی و همکاران
۱۳۸۶	ارزیابی تاثیر پارامترهای طراحی الگوی آتشیاری بر پرتاب‌سنگ با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی	منجزی و همکاران
۱۳۹۱	بررسی پدیده های لرزش زمین، پرتاب و شکست بیش از حد سنگ در عملیات انفجار معادن روباز با نگرشی ویژه به معدن سنگ آهک مسگرآباد	علیزاده و همکاران
۱۳۹۲	پیش‌بینی پرتاب‌سنگ ناشی از آتشیاری با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی	شمس‌الدینی و همکاران
۱۳۹۴	بررسی پرتاب‌سنگ ناشی از انفجار در معدن مس سرچشمه با استفاده از روش آنالیز ابعادی	دهقانی و صیامی
۱۳۹۴	بررسی پدیده پرتاب‌سنگ در معدن شماره یک گل گهر	غیائی و همکاران
۱۳۹۵	ارزیابی میزان پرتاب‌سنگ با استفاده از روش‌های انفیس و شبکه‌های عصبی مصنوعی در معدن آهن سنگان	خواجوی و همکاران
۱۳۹۵	بررسی میزان پرتاب‌سنگ به روش سوئدی و پیش‌بینی لرزش زمین ناشی از آتشیاری توسط رگرسیون خطی و شبکه عصبی در معدن یک پروده طبس	فرامرز و همکاران

۲-۳- جمع‌بندی

پارامترهای مورد استفاده در تحقیقات پژوهشگران در خصوص پدیده پرتاب‌سنگ، در جدول ۲-۲ آورده شده است. با بررسی تحقیقات انجام شده، مشاهده شده است که برای پیش‌بینی پرتاب‌سنگ، از پارامترهای قابل کنترل (پارامترهای انفجار) بیشتر استفاده شده است و پارامترهای غیرقابل کنترل (ژئومکانیکی) کمتر مورد توجه قرار گرفته است.

جدول ۲-۲: پارامترهای مورد استفاده برای پیش‌بینی پرتاب‌سنگ

RMR	حجم سنگ	چگالی سنگ	خرج ویژه	سرعت اولیه	مقدار ماده منفجره	خرج بر هر تاخیر	حفاری ویژه	گل‌گذاری به بارسنگ	بارسنگ به فاصله جناحی	بارسنگ	فاصله جناحی چال‌ها	زمین‌شناسی	زمان تاخیر	گل‌گذاری	شیب چال	قطر چال	طول چال	پارامترها
																		ارائه دهنده
		✓														✓		لاندبرگ
					✓													روث
				✓														چیاپتا
								✓										باغچی و گوپتا
										✓						✓		فلینچم و رپ
										✓		✓	✓	✓	✓	✓		ریپاک
					✓					✓		✓		✓	✓		✓	ککاجوویچ و ریدومسکی
		✓	✓			✓			✓					✓	✓	✓	✓	منجری
		✓	✓			✓	✓			✓	✓			✓	✓		✓	رضایی
			✓				✓			✓	✓			✓	✓	✓	✓	امینی
			✓		✓					✓	✓			✓	✓	✓	✓	قاسمی
			✓		✓		✓			✓	✓			✓	✓		✓	مانوج و منجری
✓			✓				✓	✓	✓	✓			✓		✓	✓		فرامرزی
	✓		✓		✓					✓	✓		✓	✓	✓	✓	✓	استوجادینویچ
			✓		✓		✓			✓	✓		✓	✓		✓	✓	یاری
			✓			✓			✓					✓		✓	✓	فردانبه
✓			✓					✓	✓	✓	✓			✓		✓		حسنی‌پناه

فصل سوم

مبانی نظری

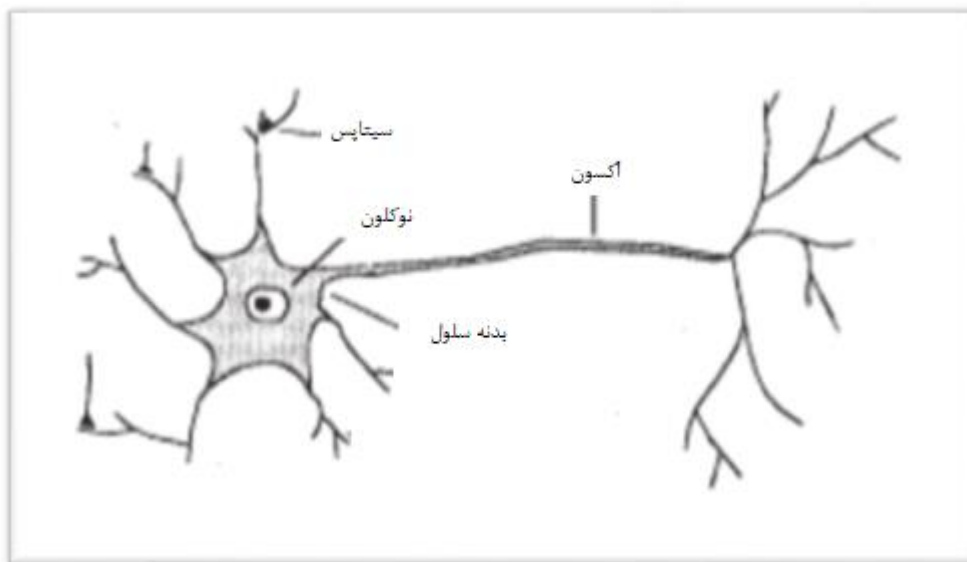
۳-۱- مقدمه

محاسبات نرم^۱ یک روش تقریبی برای حل یک مسئله فرموله شده است. محاسبات نرم یک رویکرد جدید است که بسیار با ذهن انسان منطبق است که شامل بسیاری از ابزارها از جمله شبکه عصبی مصنوعی، منطق فازی و سیستم استنتاج عصبی فازی است. در این فصل به مباحث نظری در مورد انواع شبکه‌های عصبی مصنوعی پرداخته شده و همچنین مباحثی در مورد ساختار انفیس و ماشین بردار پشتیبان آورده شده است.

۳-۲- شبکه‌های عصبی مصنوعی

شبکه عصبی مصنوعی یک سامانه پردازشی داده‌ها است که از مغز انسان ایده گرفته و پردازش داده‌ها را به عهده پردازنده‌های کوچک و بسیار زیادی سپرده که به صورت شبکه‌ای به هم پیوسته و موازی با یکدیگر رفتار می‌کنند تا یک مسئله را حل نمایند. شبکه‌های عصبی مصنوعی با پردازش داده‌های تجربی یا دانش، داده‌ها را به ساختار شبکه منتقل می‌کند که به این عمل یادگیری می‌گویند. اصولاً توانایی یادگیری مهمترین ویژگی یک سیستم هوشمند است. سیستمی که قابلیت یادگیری داشته باشد، منعطف‌تر است و ساده‌تر برنامه‌ریزی می‌شود، بنابراین بهتر می‌تواند در مورد مسایل و معادلات جدید پاسخگو باشد.

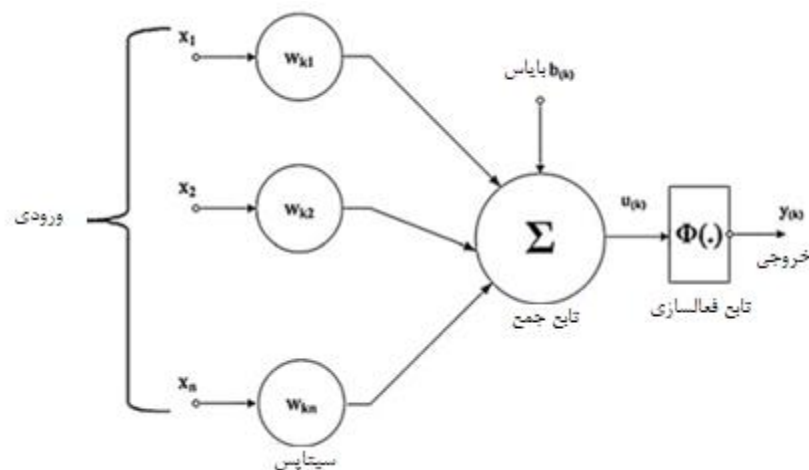
یک شبکه عصبی مصنوعی، از سه لایه ورودی، خروجی و میانی یا پنهان تشکیل می‌شود. هر لایه شامل گروهی از سلول‌های عصبی (نرون) است که عموماً با کلیه نرون‌های لایه‌های دیگر در ارتباط هستند، مگر اینکه کاربر ارتباط بین نرون‌ها را محدود کند. نرون کوچک‌ترین واحد پردازشگر اطلاعات است که اساس عملکرد شبکه‌های عصبی را تشکیل می‌دهد. یک شبکه عصبی مجموعه‌ای از نرون‌هاست که با قرار گرفتن در لایه‌های مختلف، معماری خاصی را بر مبنای ارتباطات بین نرون‌ها در لایه‌های مختلف تشکیل می‌دهد. نرون می‌تواند یک تابع ریاضی غیرخطی باشد، در نتیجه یک شبکه عصبی که از اجتماع این نرون‌ها تشکیل می‌شود نیز می‌تواند یک سامانه کاملاً پیچیده و غیرخطی باشد. در شبکه عصبی هر نرون به طور مستقل عمل می‌کند و رفتار کلی شبکه، برآیند رفتار نرون‌های متعدد است؛ به عبارت دیگر، نرون‌ها در یک روند همکاری یکدیگر را تصحیح می‌کنند (Mashrei, 2012). شکل ۳-۱ نمونه‌ای از یک نرون طبیعی را نشان می‌دهد.



شکل ۳-۱- نمونه‌ای از یک نرون طبیعی (Mashrei, 2012)

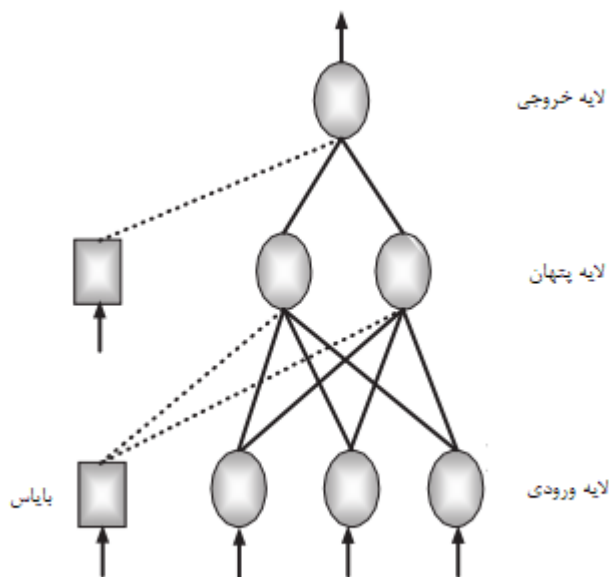
یک سلول عصبی از پنج بخش اصلی تشکیل می‌شود که عبارتند از ورودی، وزن‌ها، تابع جمع، تابع فعال‌سازی (تحریک) و خروجی. ورودی‌ها، اطلاعات یا داده‌های خامی که به شبکه تغذیه شده است. وزن‌ها

مقادیری هستند که اثر یک مجموعه ورودی یا یک عنصر ورودی لایه قبلی را در سلول جدید بیان می‌کنند. تابع جمع، تابعی است که اثر ورودی‌ها و وزن‌ها را به طور کامل بر روی عنصر مورد نظر محاسبه می‌کند. شکل ۲-۳ ساختار بخش‌های یک سلول عصبی را نشان می‌دهد (Topcu and Saridmir, 2007).



شکل ۲-۳- ساختار یک سلول عصبی (Sapurta and Alhasa, 2016)

همانطور که اشاره شد، یک سیستم شبکه عصبی در حالت کلی شامل سه لایه ورودی، لایه پنهان و لایه خروجی است که توسط گروهی به هم پیوسته از گره‌ها به یکدیگر متصل شده‌اند (شکل ۳-۳). برای استفاده از شبکه عصبی، باید سیستم شبکه ابتدا آموزش ببیند. پس از اتمام آموزش، معمولاً خطای شبکه به حداقل می‌رسد و خروجی شبکه نیز مشابه با خروجی هدف خواهد شد، همچنین نیاز است که در پایان آموزش، نتایج بدست آمده مورد اعتبارسنجی قرار گیرند. معمولاً اعتبارسنجی شامل ارزیابی عملکرد شبکه در مجموعه‌ای از داده‌های مرحله آزمون است که این داده‌ها در مرحله آموزش استفاده نمی‌شوند. استفاده از داده‌های مرحله آزمون به این دلیل است که تعیین می‌کند، یک شبکه چگونه می‌تواند آنچه را که آموخته است تعمیم دهد و قوانینی را وضع کند که بتواند در مورد داده‌های جدید تصمیم‌گیری کند. اگر تفاوت مقدار خروجی شبکه عصبی با مقدار واقعی کمینه شود، به معنی درست کار کردن شبکه است (Mashrei, 2012).



شکل ۳-۳- ساختار یک شبکه عصبی (Mashrei, 2012)

۳-۳- انتخاب تعداد لایه‌های پنهان در شبکه عصبی

تعیین تعداد لایه‌های پنهان بخش مهمی از طراحی یک شبکه است. انتخاب تعداد لایه‌های پنهان و تعداد گره‌ها در یک لایه پنهان، کار آسانی نیست و هیچ قاعده‌ای برای تعیین تعداد دقیق آن‌ها وجود ندارد. تعداد لایه‌های پنهان و گره‌ها به نوع کاربرد شبکه بستگی دارد. برای تعیین بهینه لایه‌های پنهان و تعداد بهینه گره‌ها در هر لایه، باید شبکه با ترکیب‌های مختلف آموزش داده شود، و سپس ترکیبی انتخاب شود که میانگین خطای متوسط آن کمینه بوده است (Rafiq et al, 2001). تعداد گره‌ها در لایه‌های مخفی بر اساس قوانین زیر انتخاب می‌شوند (Mashrei, 2012):

۱. خطای پارامترهای شبکه خروجی باید برای هر دو مرحله آموزش و آزمون، حداقل ممکن باشد.

۲. تعداد تکرار در مرحله آموزش، باید حداقل باشد.

۳-۴- انواع شبکه‌های عصبی مصنوعی

انواع مختلفی از مدل‌های محاسباتی تحت عنوان کلی شبکه‌های عصبی مصنوعی معرفی شده‌اند، که هر یک برای دسته‌ای از کاربردها قابل استفاده‌اند و در هر کدام، از وجه مشخصی از قابلیت‌ها و خواص مغز انسان، الهام گرفته شده است. در همه این مدل‌ها، یک ساختار ریاضی، که البته به صورت گرافیکی هم قابل نمایش دادن است، در نظر گرفته می‌شود که یک سری پارامترها و پیچ‌های تنظیم دارد. این ساختار کلی، توسط یک الگوریتم یادگیری یا آموزش^۱ آن قدر تنظیم و بهینه می‌شود، که بتواند رفتار مناسبی را از خود نشان دهد. در حالت کلی انواع شبکه‌های عصبی عبارتند از پرسپترون چند لایه^۲، شبکه عصبی شعاعی^۳ (RBF)، نگاشت‌های خودسازمان‌ده^۴، یادگیرنده رقمی‌ساز بردار^۵ (LVQ) و شبکه عصبی هاپفیلد^۶ (www.faradars.com/neural-networks).

۳-۵- یادگیری در شبکه‌های عصبی

شبکه‌های عصبی بر مبنای یادگیری به دسته تقسیم می‌شوند (منهاج، ۱۳۹۲):

۳-۵-۱- یادگیری با ناظر^۷

در یادگیری با ناظر به الگوریتم یادگیری، مجموعه‌ای از زوج داده‌ها، ارائه می‌شود. هر داده یادگیری شامل ورودی به شبکه و خروجی هدف است. پس از اعمال ورودی به شبکه، خروجی شبکه با خروجی هدف مقایسه می‌گردد و سپس خطای یادگیری محاسبه شده و از آن برای تنظیم پارامترهای شبکه (وزن‌ها)، استفاده می‌گردد، به گونه‌ای که اگر دفعه بعد به شبکه همان ورودی داده شد، خروجی شبکه به خروجی هدف نزدیکتر گردد.

1 - Training Algorithm

2 - Multi-Layer Perceptron = MLP

3 - Radial Basis Functions = RBF

4 - Self-Organizing Map = SOM

5 - Learning Vector Quantization = LVQ

6 - Hopfield

7 - Supervised learning

۳-۵-۲- یادگیری تشدید^۱

یادگیری تشدید حالت خاصی از یادگیری با ناظر است. این کار از طریق یک فرآیند سعی و خطا به صورتی انجام می‌پذیرد که شاخصی موسوم به سیگنال تشدید، حداکثر شود که در آن به جای فراهم نمودن خروجی هدف، به شبکه عددی که نشان دهنده میزان عملکرد شبکه است، ارائه می‌گردد.

۳-۵-۳- یادگیری بدون ناظر^۲

وزن‌ها فقط بر اساس ورودی‌ها اصلاح می‌شوند و خروجی مطلوب وجود ندارد تا با مقایسه خروجی شبکه با آن و تعیین مقدار خطا، وزن‌ها اصلاح شود. وزن‌ها فقط بر اساس اطلاعات الگوهای ورودی به روز رسانی می‌شوند.

۳-۶- معایب شبکه عصبی

با وجود برتری‌هایی که شبکه‌های عصبی نسبت به سیستم‌های موجود دارند، معایبی نیز دارند که پژوهشگران این رشته تلاش دارند که آن‌ها را به حداقل برسانند، این معایب عبارتند از (منهاج، ۱۳۹۲):

- ۱- قواعد یا دستورات مشخصی در طراحی شبکه برای یک کاربرد اختیاری وجود ندارد.
- ۲- در مورد مسائل مدل‌سازی، صرفاً نمی‌توان با استفاده از شبکه عصبی به فیزیک مساله پی برد. به عبارت دیگر مرتبط ساختن پارامترها یا ساختار شبکه به پارامترهای فرآیند معمولاً غیرممکن است.
- ۳- دقت نتایج بستگی زیادی به اندازه مجموعه آموزش دارد.
- ۴- آموزش شبکه ممکن است مشکل و یا حتی غیرممکن باشد.
- ۵- پیش‌بینی عملکرد آینده شبکه (عمومیت یافتن) به سادگی امکان‌پذیر نیست.

به دلیل معایب شبکه‌های عصبی مصنوعی، تمایل به استفاده از مدل‌های نروفازی بیشتر شده است.

1 - Learning resonance

2 - Unsupervised learning

۳-۷- سیستم نروفازی

روش‌های مدرن هوش مصنوعی تقریباً در تمام زمینه‌های دانش بشری کاربرد دارند. دو تکنیک شبکه‌های عصبی و منطق فازی، بارها برای حل مسائل مهندسی بکار گرفته شده‌اند. سیستم نروفازی، ترکیبی از ادغام این دو روش است. هرچند تعریف جامع و واحدی برای اصطلاح نروفازی وجود ندارد اما عموماً، اصطلاح نروفازی یک نوع ساختاری است که بر اساس منطق فازی شبیه‌سازی شده که در آن مجموعه‌های فازی و قوانین، برای داده‌های ورودی و خروجی با استفاده از روش‌های شبکه‌عصبی تنظیم شده‌اند. چنین سیستمی دو رفتار متفاوت را از خود نشان می‌دهد. در فاز اول، که فاز یادگیری نامیده می‌شود، مانند شبکه‌های عصبی رفتار می‌کند. و سپس در فاز دوم که مرحله اجرا است، مانند یک سیستم با منطق فازی رفتار می‌کند (Vieira et al, 2004).

سیستم‌های فازی روش‌های قابل قبول و مطلوبی برای استفاده‌های مختلف هستند، اما پیدا کردن یک سیستم فازی با عملکرد مطلوب کار ساده‌ای نیست. مشکل پیدا کردن توابع عضویت و قوانین مناسب، اغلب یک روند خسته کننده و پر خطایی است که این عوامل، منجر به استفاده از الگوریتم‌های یادگیری در سیستم فازی شده است. شبکه‌های عصبی که دارای الگوریتم‌های یادگیری کارآمدی هستند، برای ترکیب با سیستم‌های فازی مناسب هستند. شبکه‌های عصبی ویژگی‌های محاسباتی یادگیری را به سیستم‌های فازی ارائه می‌دهند و از سیستم فازی تفسیر سیستم را دریافت می‌کند. به همین جهت، معایب سیستم‌های فازی توسط شبکه‌های عصبی جبران می‌شوند، در واقع این دو روش به نوعی مکمل یکدیگر هستند (Vieira et al, 2004).

نروفازی یک سیستم ترکیبی است که ترکیبی از توانایی تصمیم‌گیری منطق فازی با قابلیت حساب‌گری شبکه عصبی است و سطح پیچیده و بالایی را برای مدل کردن یا تخمین زدن پیشنهاد می‌کند. شبکه‌های عصبی و سیستم‌های فازی تخمین‌گرهای مستقل از مدل می‌باشند و قابلیت‌های مشابهی را در برخورد با

عدم قطعیت‌ها و خطا از خود نشان می‌دهند. لذا امکان تبدیل کردن سیستم استنتاج فازی به فرم یک شبکه آموزش‌پذیر وجود دارد. شبکه‌ای که از این طریق به دست می‌آید می‌تواند روش‌های یادگیری شبکه‌های عصبی را به منظور آموزش پارامترهای خود به کار گیرد. به علاوه ساختار حاصل از این طریق به صورت یک سیستم جعبه سیاه باقی نمانده و با توجه به قابلیت تفسیر پذیری سیستم‌های فازی مزایای بیشتری خواهد داشت و نتیجه نهایی به فرم قواعد زبانی قابل بیان خواهد بود.

۳-۸- ایجاد شبکه‌های نروفازی

برای ایجاد سیستم‌های نروفازی، هم می‌توان از دانش اولیه و هم از داده‌های فرآیند استفاده نمود. دانش اولیه می‌تواند دارای ماهیتی نسبتاً تقریبی (کیفی، مکاشفه‌ای) باشد. برای در کنار هم جمع کردن دانش اولیه و داده‌های فرآیند، دو روش اصلی قابل طرح است (مالکی، ۱۳۸۳):

۱- دانش خبره به صورت مجموعه‌ای از قواعد اگر - آنگاه فرموله شود. با این کار، مدل اولیه‌ای ایجاد می‌گردد. سپس می‌توان با استفاده از داده‌ها، پارامترهای این مدل (توابع عضویت و پارامترهای تالی) را تنظیم دقیق نمود.

۲- قواعد فازی (شامل پارامترهای مربوطه) از ابتدا با استفاده از داده‌های عددی ایجاد شود. در این صورت، مزیت استفاده از مدل نروفازی این است که امکان تعبیر نتایج بدست آمده را فراهم می‌کند. فرد خبره می‌تواند اطلاعات ذخیره شده در پایگاه قواعد را با دانش خود مقایسه کند، قواعد را اصلاح نماید یا برای گسترش اعتبار مدل، قواعد جدیدی به پایگاه قواعد اضافه کند.

۳-۹- سیستم استنتاج عصبی فازی تطبیقی

برای اجرای سیستم استنتاج فازی دو نوع روش ممدانی^۱ و سوگنو^۲ وجود دارد. سیستم سوگنو، از نظر محاسباتی کارایی بیشتری نسبت به سیستم ممدانی دارد، به همین دلیل از این روش برای ایجاد مدل‌های عصبی فازی تطبیقی استفاده می‌شود. برای اینکه مدل فازی کارایی بهتری داشته باشد، روش‌های تطبیقی می‌توانند توابع عضویت را سفارشی‌سازی کنند. سیستم استنتاج فازی مبتنی بر آموزش عصبی، سیستم استنتاج عصبی - فازی تطبیقی (انفیس) نامیده می‌شود (Hamidian and Seyedpoor, 2010).

سیستم استنتاج عصبی فازی تطبیقی سامانه‌ای منطبق بر قوانین اگر - آنگاه فازی است که با نظریه‌های احتمال کلاسیک تحلیل‌پذیر نیست. انفیس، نوعی از شبکه‌های تطبیقی است که عملکرد آن تقریباً مشابه با سیستم‌های استنتاج فازی است (Jang, 1993).

۳-۹-۱- شبکه عصبی تطبیقی

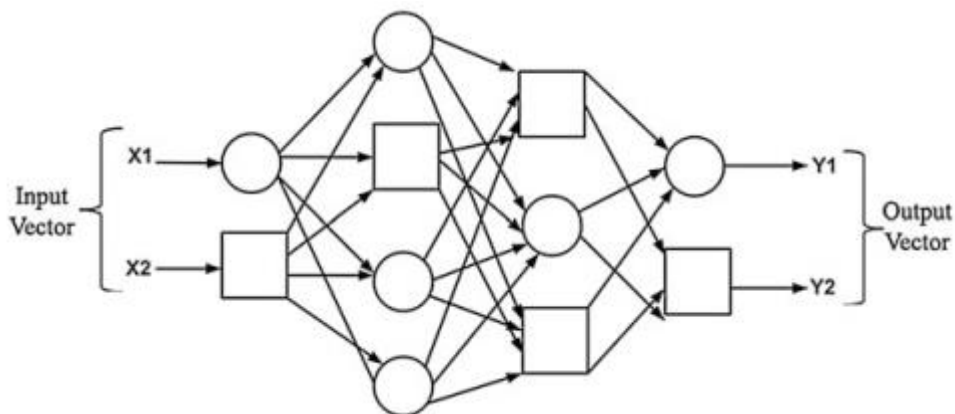
شبکه عصبی تطبیقی نمونه‌ای از شبکه عصبی پیش‌خور با تعدادی لایه است. در فرآیند یادگیری، این شبکه‌ها اغلب از الگوریتم یادگیری تحت نظارت استفاده می‌کنند. شبکه عصبی تطبیقی، شبکه‌ای چند لایه شامل گره‌ها و لینک‌های ارتباطی جهت‌دار (رو به جلو) است. در این شبکه همه یا تعدادی از گره‌ها تطبیقی هستند به عبارت دیگر خروجی آنها به پارامترهایی بستگی دارد که بر اساس الگوریتم‌های آموزش به منظور کاهش خطای مدل‌سازی تنظیم می‌شوند (شکل ۳-۴). در شبکه تطبیقی هر یک از گره‌ها تابع مشخصی را بر روی سیگنالی که دریافت می‌کند، اجرا می‌نماید که به تابع گره‌ای معروف است. این تابع که از گره‌ای به گره دیگر تغییر می‌کند وابسته به پارامترهای گره است. در این شبکه، اتصالات تنها جهت عبور سیگنال را نمایش می‌دهند و وزنی به آنها اختصاص داده نمی‌شود. قاعده اساسی به کار رفته در آموزش

1 - Mamdani

2 - Sugeno

شبکه‌های تطبیقی، قانون کاهش گرادیان است که پایه الگوریتم آموزش انتشار برگشتی خطا است (توکلی و کریم پور، ۱۳۹۲).

هرچند ضعف‌هایی در الگوریتم انتشار برگشتی خطا وجود دارد که باعث کاهش دقت تصمیم‌گیری در شبکه‌های تطبیقی می‌شود اما هنوز هم روش کاهش گرادیان یا انتشار برگشتی خطا، به عنوان یک الگوریتم یادگیری در شبکه تطبیقی استفاده می‌شود. نرخ همگرایی آهسته و گیر کردن در مینیمم‌های محلی، از اساسی‌ترین مشکلاتی است که در الگوریتم انتشار برگشتی خطا وجود دارد. به همین جهت، جانگ^۱ الگوریتم ترکیبی را به عنوان جایگزین معرفی کرده است که دارای توانایی بهتری برای سرعت همگرایی و عدم گیر افتادن در مینیمم‌های محلی است (Suparta and Alhasa, 2016).



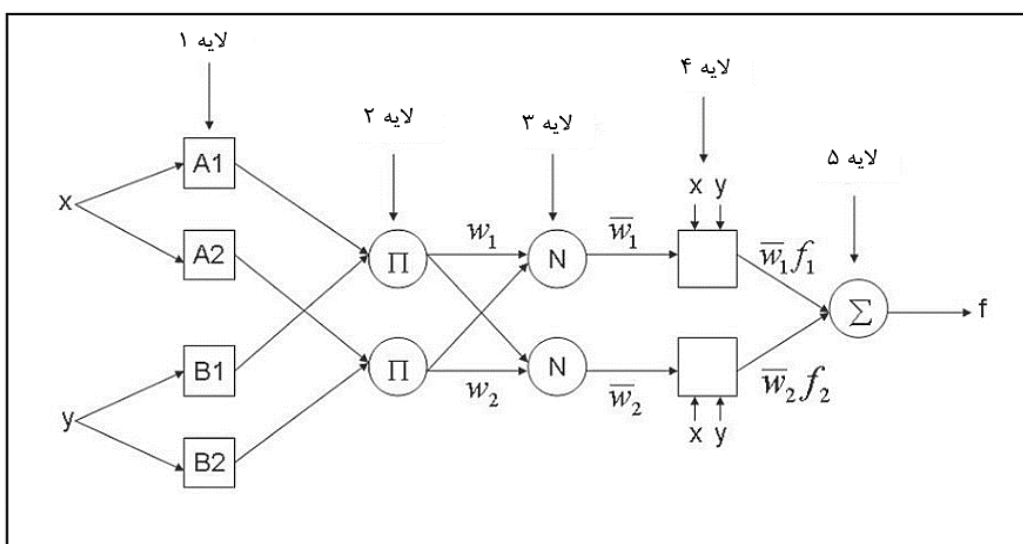
شکل ۳-۴- شبکه استنتاج تطبیقی (Suparta and Alhasa, 2016)

۳-۹-۲- ساختار ANFIS

شبکه‌های عصبی فازی تطبیقی ضمن داشتن قابلیت یادگیری شبکه‌های عصبی و قدرت استنتاج منطق فازی، قابلیت یافتن هر نوع مدل یا نگاهت غیرخطی را دارند که بتوانند به طور دقیق، ورودی‌ها را با خروجی مرتبط سازند. بنابراین، شبکه‌های فازی عصبی تطبیقی، شبکه عصبی چند لایه مبتنی بر منطق

1 - Jang

فازی است که ساختار آن در شکل ۳-۵ نشان داده شده است. مدل عصبی فازی تطبیقی بر اساس روش استنتاج سوگنو عمل می‌کند. در این روش، عبارات قسمت "اگر" مقادیر فازی داشته اما عبارت قسمت "آنگاه" ترکیبی خطی از متغیرهای ورودی و پارامترهای تطبیقی هستند. مجموعه پارامترهای یک شبکه تطبیقی شامل پارامترهای کلیه گره‌های آن شبکه است که می‌بایست بر اساس داده‌ها و روش آموزش مبتنی بر کاهش گرادیان تنظیم شوند (توکلی و کریم‌پور، ۱۳۹۲).



شکل ۳-۵- ساختار کلی سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی (توکلی و کریم‌پور، ۱۳۹۲)

همان طور که در شکل ۳-۵ مشاهده می‌شود، انفیس شبکه‌ای پنج لایه است و هر لایه گره‌های مختلف دارد و هر لایه در یک گره ثابت یا تطبیقی است. لایه اول، هر گره، مقادیر عضویتی است که به هر یک از متغیرهای ورودی مدل یعنی x و y نسبت داده می‌شود. مقادیر عضویت بر اساس تعلق ورودی‌ها به هر یک از مجموعه‌های فازی A_i و B_i معین می‌شود. به عبارت دیگر، خروجی هر گره در این لایه درجه عضویت تخصیص داده شده به متغیرهای ورودی در مجموعه‌های فازی است که به صورت رابطه ۳-۱ و ۳-۲ بیان می‌شود (ثابت زاده و همکاران، ۱۳۹۱):

$$i=1,2 \quad O_{1,i} = \mu_{A_i}(x) \quad (1-3)$$

$$i=3,4 \quad O_{2,i} = \mu_{B_i}(y) \quad (2-3)$$

در روابط فوق، x و y ورودی‌های غیرفازی گره A_i و B_i توابع عضویت فازی هستند. همچنین، مقدار عضویت هر ورودی به عنوان خروجی لایه اول با $\mu_{A_i}(x)$ و $\mu_{B_i}(y)$ مشخص می‌شود. بنابراین، باید پارامترهای تابع عضویت که به عنوان پارامترهای قسمت "اگر" قوانین فازی شناخته می‌شوند و از دسته پارامترهای غیرخطی هستند، مشخص شوند.

لایه دوم شامل گره‌های قوانین است، هر گره در این لایه درجه فعالیت یک قانون را محاسبه می‌کند. در این لایه از عملگر "و" برای محاسبه درجه مشارکت هر قانون استفاده می‌شود. $O_{2,k}$ نمایانگر خروجی گره k در لایه دوم و برابر حاصل ضرب درجه عضویت هر ورودی است (ثابت زاده و همکاران، ۱۳۹۱):

$$O_{2,k} = \mu_{A_i}(y) * \mu_{B_j}(y) \quad (3-3)$$

لایه سوم شامل گره‌های نرمال شده است که نسبت درجه مشارکت هر قانون به مجموع درجه مشارکت همه قوانین را محاسبه می‌کند. در نتیجه، این لایه به صورت رابطه زیر تعریف می‌شود (ثابت زاده و همکاران، ۱۳۹۱):

$$O_{3,i} = \overline{w_i} = \frac{w_i}{\sum_{k=1}^4 w_k} \quad (4-3)$$

لایه چهارم مشتمل بر گره‌های تطبیقی است که با استفاده از پارامترهای نتیجه، خروجی هر گره را محاسبه می‌کند و به صورت رابطه زیر تعریف می‌شود. در این رابطه w_i خروجی A_i گره از لایه قبلی است و r_i ، q_i و p_i پارامترهای خطی تطبیقی هستند (ثابت زاده و همکاران، ۱۳۹۱):

$$O_{4,i} = \overline{w_i} f_i = \overline{w_i} (p_i x + q_i x + r_i) \quad (5-3)$$

لایه پنجم مشتمل بر گره خروجی است که مقدار خروجی نهایی را به شکل مجموع خروجی گره‌های لایه ماقبل بیان می‌کند:

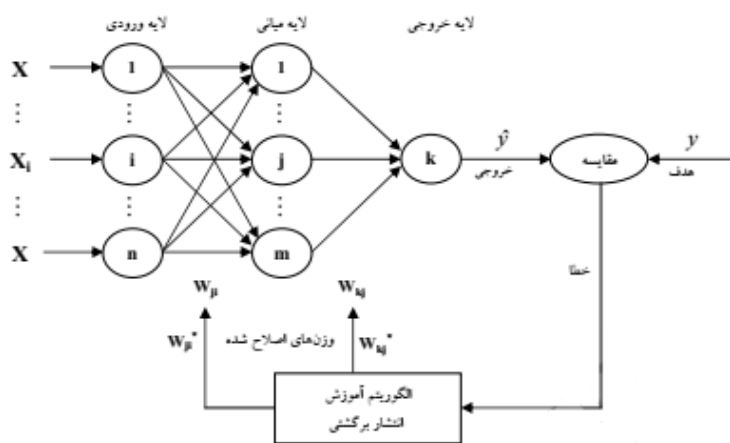
$$O_{5,i} = \overline{w}_i f_i = \sum_{i=1}^4 w_i f_i \quad (۶-۳)$$

۳-۹-۳- الگوریتم‌های یادگیری در شبکه‌های عصبی فازی تطبیقی

الگوریتم‌های آموزشی در شبکه‌های انفیس به دو دسته انتشار برگشتی و ترکیبی تقسیم می‌شوند.

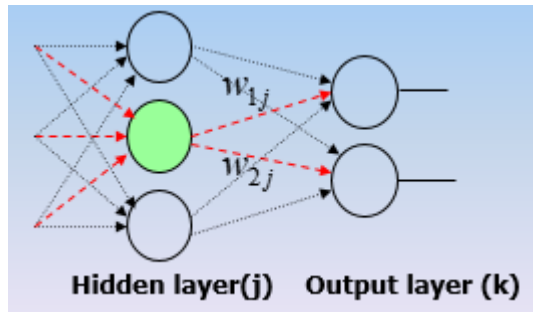
۳-۹-۳-۱- الگوریتم آموزش انتشار برگشتی

برای اینکه شبکه عصبی فازی بتواند خروجی را تا حد امکان به هدف نزدیک کند، به فرآیند آموزش نیاز دارد. آموزش عبارت است از پیدا کردن مناسب‌ترین بردار وزن و بردار اریب و کمینه کردن تابع خطا بین داده‌های محاسباتی (خروجی) و داده‌های مشاهداتی (هدف) که معمولاً از رابطه میانگین مربع خطاها استفاده می‌شود. یکی از الگوریتم‌های آموزشی، روش انتشار برگشتی است که با به دست آوردن مقدار وزن‌های اصلاح شده در هر مرحله، سبب بهبود نتایج می‌شود. در نهایت بعد از اینکه آموزش پایان یافت، شبکه برای دادن جواب‌های منطقی به داده‌های جدید توانا می‌شود (حسن زاده و همکاران، ۱۳۹۱). شکل ۳-۶-۳-۳ نمایی از ساختار عصبی پیش‌خور الگوریتم انتشار برگشتی را نشان می‌دهد.



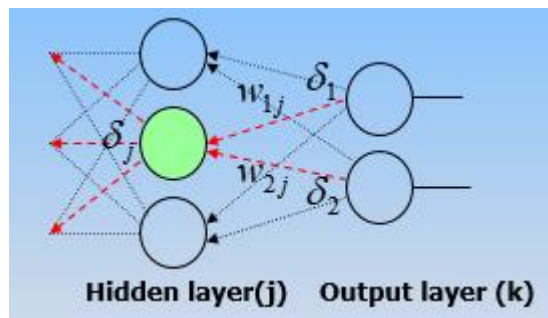
شکل ۳-۶-۳-۳- ساختار شماتیک شبکه عصبی فازی الگوریتم انتشار برگشتی (حسن‌زاده و همکاران، ۱۳۹۱)

شکل ۳-۷ مسیر رفت، که در آن بردار ورودی به شبکه عصبی اعمال شده و تاثیر آن از طریق لایه‌های میانی به لایه خروجی انتشار می‌یابد را نشان می‌دهد. در این مسیر برای هر ورودی، مقداری تحت عنوان خروجی توسط شبکه محاسبه می‌شود. در این مسیر، پارامترهای شبکه ثابت می‌مانند.



شکل ۳-۷- مسیر رفت الگوریتم انتشار برگشتی (حسن‌زاده و همکاران، ۱۳۹۱)

مسیر برگشت که پس از تولید خروجی در مرحله رفت، اختلاف خروجی مطلوب (مشاهده شده) و خروجی محاسبه شده توسط شبکه تعیین می‌شود. سیگنال‌های خطا در مسیر برگشت از لایه خروجی مجدداً در کل شبکه توزیع می‌شود و پارامترهای شبکه مجدداً تنظیم می‌شوند. در شکل ۳-۸ مسیر برگشت الگوریتم انتشار برگشتی را نشان داده شده است.



شکل ۳-۸- مسیر برگشتی الگوریتم انتشار برگشتی (حسن‌زاده و همکاران، ۱۳۹۱)

فرآیند دوگانه فوق به دفعات تکرار شده تا خروجی شبکه به مطلوب نزدیک شود. هنگامی که خطای بدست آمده از آستانه مجاز کمتر شود فرآیند آموزش متوقف می‌شود. معمولاً الگوریتم انتشار برگشتی پیش از خاتمه چندین بار، با استفاده همان داده‌های آموزشی تکرار می‌گردد. شروط مختلفی را می‌توان برای خاتمه الگوریتم به کار برد:

- توقف بعد از تکرار به دفعات معین.

- توقف وقتی که خطا از یک مقدار تعیین شده کمتر شود.

- توقف وقتی که خطا در مثال‌های مجموعه تائید از قاعده خاصی پیروی نماید.

۳-۹-۳-۲- الگوریتم آموزش ترکیبی

در ساختار انفیس، لایه اول و چهارم شامل پارامترهایی هستند که در طول مدت آموزش تغییر می‌کند. در لایه اول، پارامترها به صورت غیرخطی و لایه چهارم شامل پارامترهای خطی است. برای به روز رسانی هر دو این پارامترها، یک روش یادگیری نیاز است که بتواند هر دو لایه را آموزش دهد. الگوریتم ترکیبی توسط جانگ^۱ در سال ۱۹۹۳ برای آموزش این پارامترها معرفی شد. استفاده از این الگوریتم، به این دلیل است که الگوریتم انتشار بازگشتی، برای آموزش پارامترهایی که در شبکه وجود دارند، در نقطه مینیمم‌های محلی و نرخ همگرایی به مشکل برمی‌خورد. الگوریتم ترکیبی از دو قسمت پیشین و پسین تشکیل شده است. در مسیر بخش پیشین، پارامترها در لایه اول باید ثابت نگه داشته شده باشند. برای اصلاح پارامترها در لایه چهارم از روش حداقل مربعات خطا استفاده می‌شود. روش کمترین مربعات خطا، به نرخ همگرایی در آموزش پارامترهای الگوریتم ترکیبی سرعت می‌بخشد. در ادامه، پس از آن که پارامترهای متوالی به دست می‌آیند، داده‌های ورودی به ورودی شبکه تطبیقی منتقل می‌شوند و خروجی تولید شده با خروجی واقعی مقایسه می‌شود. هنگامی که مسیر در بخش پسین در حال اجرا است، پارامترهای تالی ثابت نگه داشته می‌شوند. خطای ایجاد شده در واقع میزان اختلاف بین خروجی تولید شده با خروجی واقعی در لایه اول است. در عین حال، پارامترهای ثابت موجود در لایه اول، توسط روش‌های یادگیر انتشار بازگشتی و گرادیان نزولی به روزرسانی می‌شوند (Suparta and Alhasa, 2016).

۳-۱۲- یادگیری با ناظر

یادگیری با ناظر، برای بسیاری از تحقیقات در زمینه یادگیری ماشین استفاده شده است. به ازای هر دسته از الگوهای ورودی خروجی‌های متناظر نیز به شبکه نشان داده می‌شود و تغییر وزن‌ها تا موقعی صورت می‌گیرد که اختلاف خروجی شبکه به ازای الگوهای آموزشی از خروجی‌های مطلوب در حد خطای قابل قبولی باشد. در این روش‌ها یا از خروجی‌ها به وزن‌ها ارتباط وجود دارد یا خطا به صورت بازگشتی از لایه خروجی به ورودی توزیع شده است و وزن‌ها اصلاح می‌شوند. هدف، طرح شبکه‌ای است که ابتدا با استفاده از داده‌های آموزشی موجود، آموزش ببیند و سپس با ارائه بردار ورودی به شبکه که ممکن است شبکه آن را قبلاً فراگرفته یا نگرفته باشد کلاس آن را تشخیص دهد. چنین شبکه‌ای به طور گسترده برای کارهای تشخیص الگو به کار گرفته می‌شود (Van Otterlo and Wiering, 2012).

۳-۱۳- ماشین بردار پشتیبان

ماشین بردار پشتیبان یک روش طبقه‌بندی با نظارت بر مبنای نظریه یادگیری آماری واپنیک^۱ است. برخلاف شبکه عصبی مصنوعی که سعی می‌کند به تعریف پیچیدگی توابع در فضای ورودی بپردازد، ماشین بردار پشتیبان داده‌های غیرخطی را به فضای با ابعاد بالاتر می‌برد. سپس از توابع خطی ساده برای ایجاد مرزهای جداکننده خطی در فضای جدید استفاده می‌کند. در ماشین بردار پشتیبان بر خلاف شبکه‌های عصبی مصنوعی که پارامترهای مدل با کمینه سازی خطا تنظیم می‌شوند، ریسک ناشی از عدم طبقه‌بندی صحیح به عنوان یک تابع هدف تعریف می‌شود و پارامترها نسبت به آن، تنظیم و بهینه‌سازی می‌شوند (رنگین رخ و همکاران، ۱۳۹۱)

ایده اساسی این طبقه‌بندی کننده، یافتن یک ابرصفحه بهینه به عنوان سطح تصمیم‌گیری به گونه‌ای است که حاشیه بین دو کلاس را حداکثر کند. در صورتی که داده‌ها به صورت خطی جداپذیر نباشد، داده‌ها با کرنلی غیرخطی به فضای با ابعاد بالاتر منتقل می‌شوند و ابر صفحه بهینه در آن فضا تعیین می‌شود (صمدزادگان و حسنی، ۱۳۹۱)

فرض کنید I داده‌های آموزشی موجود است که هر یک با (x_i, y_i) نشان داده می‌شود، x_i بردار ویژگی n بعدی و $y_i \in \{-1, 1\}$ برچسب آن است. هدف یافتن ابر صفحه‌ای است که دو کلاس با برچسب ۱ و -۱ را با بیشترین حاشیه از هم جدا کند. این ابر صفحه را می‌توان با رابطه زیر بیان کرد:

$$w^T \phi(x) + b = 0 \quad (7-3)$$

در این رابطه، بردار وزن w برداری عمود بر ابر صفحه، b بردار بایاس است که به منظور اندازه‌گیری فاصله ابر صفحه تا مبدا استفاده می‌شود و $\phi(x)$ کرنلی برای انتقال داده به فضای با ابعاد بالاتر است. حداکثر حاشیه بین دو کلاس معادل حداقل کردن اندازه w است که منجر به حل مسئله حداقل سازی مقید (رابطه زیر) می‌شود (صمدزادگان و حسنی، ۱۳۹۱).

$$\text{Min} \left(\frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^k \xi_i \right) \quad (8-3)$$

$$\text{Subject to: } y_i (w\phi(x_i) + b) > 1 - \xi_i \quad i=1, \dots, k$$

پارامتر C، پارامتر ظرفیت در ماشین بردار پشتیبان است. به منظور در نظر گرفتن نویز موجود در داده‌ها و تداخل بین داده‌های آموزشی، از متغیر $\xi_i > 0$ استفاده می‌شود. وجود قید، ضمانت می‌کند که داده‌ای در حاشیه قرار نمی‌گیرد. سطح تصمیم‌گیری بهینه با حل مساله مقید بر مبنای روش لاگرانژ طبق رابطه زیر محاسبه می‌شود:

$$f(x) = \sum_{x_i \in SV} y_i \alpha_i \phi(x_i) \cdot \phi(x) + b \quad (9-3)$$

در این رابطه α_i ضرایب لاگرانژ هستند که در فرآیند بهینه سازی محاسبه می‌شوند. این داده‌های آموزشی، نزدیک‌ترین نمونه‌ها به ابرصفحه هستند. همان‌طور که رابطه ۳-۹ نشان می‌دهد، تنها بردارهای پشتیبان هستند که در فرآیند آموزش شرکت می‌کنند. در نتیجه ماشین‌های بردار پشتیبان نیاز به تعداد نمونه آموزشی زیادی ندارند. در رابطه ۳-۹ ضرب داخلی دو کرنل نگاشت شده، می‌تواند با کرنل آن دو نمونه محاسبه شود. از پرکاربردترین کرنل‌ها، تابع کرنل شعاعی و چند جمله‌ای هستند که به ترتیب با روابط زیر تعریف می‌شوند (صمدزادگان و حسنی، ۱۳۹۱).

$$\varphi(x_i, x) = \exp(-\gamma \|x_i - x\|^2) \quad (10-3)$$

$$\varphi(x_i, x) = (x_i \cdot x + 1)^d \quad (11-3)$$

در این روابط، λ پارامتر کرنل شعاعی و d متغیر کرنل چند جمله‌ای است.

تابع کرنل شعاعی به دلیل عملکرد مناسب و تعداد پارامتر کمتر برای تعدیل کردن، یکی از پرکاربردترین توابع کرنل است که در مطالعات مختلف مورد استفاده قرار گرفته است. بنابراین، در این پایان‌نامه برای پیش‌بینی پرتاب سنگ با استفاده از ماشین بردار پشتیبان، از تابع کرنل شعاعی استفاده شده است. مقادیر مناسب پارامترهای ظرفیت C ، تابع زیان ϵ و همچنین پارامتر γ که مربوط به تابع شعاعی است، باید تعیین شوند.

پارامتر C تعادل بین کمینه شدن خطا و کمینه شدن پیچیدگی‌های مدل را برقرار می‌کند. اگر مقدار این پارامتر کم باشد، باعث می‌شود تا فشار کمتری روی برازش داده‌های آموزش قرار داده شود. همچنین اگر مقدار آن زیاد باشد، باعث ایجاد پدیده بیش‌آموزشی می‌شود. در این حالت نتایج روی داده‌های آموزش مطلوب بوده اما روی داده‌های جدید نامناسب خواهد بود. معمولاً برای پایدار کردن فرآیند آموزش، مقدار پارامتر C برابر با ۱۰۰ قرار داده می‌شود (Amini et al, 2012).

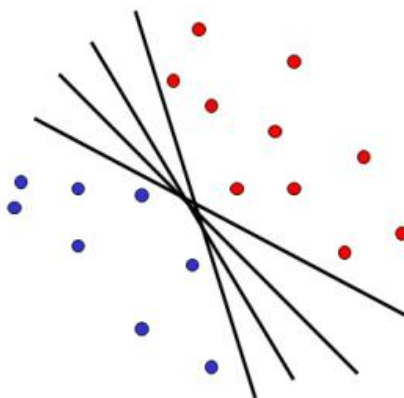
مقدار پارامتر γ تاثیر زیادی روی تعداد بردارهای پشتیبان دارد. تعداد بردارهای پشتیبان ارتباط مستقیم با مدت زمان آموزش و عملکرد مدل دارند. تعداد زیاد بردارهای پشتیبان باعث افزایش زمان آموزش و ایجاد پدیده بیش‌آموزشی می‌شوند. علاوه بر این مقدار γ ، دامنه تابع کرنل شعاعی و در نتیجه قابلیت تعمیم ماشین بردار پشتیبان را تنظیم می‌کند. مقدار مناسب پارامتر ϵ به نوع نویز موجود در داده بستگی دارد. این پارامتر از مواجه شدن دسته آموزشی با شرایط مرزی جلوگیری می‌کند (Zhao et al,2006).

۳-۱۴- انواع ماشین بردار پشتیبان

در ارتباط با SVM می‌توان مسئله طبقه‌بندی داده‌ها را در چند حالت بررسی کرد (فتاحی، ۱۳۹۴):

۳-۱۴-۱- ماشین بردار پشتیبان خطی

این حالت ساده‌ترین حالت در دسته بندی (طبقه‌بندی) داده‌ها است که از کمترین پیچیدگی برخوردار است و داده‌ها در آن با استفاده از یک ابرصفحه به صورت خطی به دو دسته کاملاً مجزا تفکیک می‌شوند. در حالت کلی این مسئله را می‌توان در فضای n -بعدی در نظر گرفت که در آن داده‌ها در دو دسته واقع شده‌اند که این دو دسته به خوبی قابل جداسازی هستند. در این حالت به جای خطوط جداکننده، از ابرصفحات جداکننده استفاده می‌شود (شکل ۳-۹).

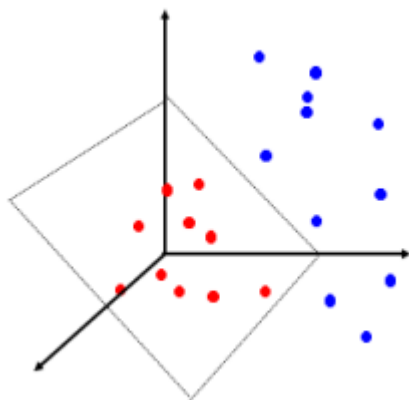


شکل ۳-۹- ماشین بردار پشتیبان خطی (فتاحی، ۱۳۹۴)

در رابطه با استفاده از ماشین بردار خطی دو دسته داده‌ی، جدایی‌پذیر^۱ و جدایی‌ناپذیر^۲ وجود دارد.

الف - حالت جدایی‌پذیر

ساده‌ترین حالت، حالتی است که ماشین به صورت خطی روی داده‌های جدایی‌پذیر آموزش دیده باشد (شکل ۳-۱۰). معادلات حاصل از این حالت قابل تعمیم به حالت غیرخطی و جدایی‌ناپذیر نیز می‌باشد، لذا این حالت اساس تعریف سایر حالات است. لازم به ذکر است که در این وضعیت فرض شده که داده‌ها دقیقاً در دو دسته قرار دارند. در این حالت فرض می‌شود که مجموعه‌ای از نمونه‌های آموزشی تفکیک‌پذیر وجود دارند که می‌توان آن‌ها را با y_i برچسب زد. در این حالت نمونه‌ها به شکل زوج مرتب (x_i, y_i) بیان می‌شوند که در آن $i=1, \dots, l$ و x_i متعلق به R^n و y_i دارای مقادیر $\{1, -1\}$ است.



شکل ۳-۱۰- نمایشی از حالت جدایی‌پذیر پذیر ماشین بردار پشتیبان (فتاحی، ۱۳۹۴)

ب - حالت جدایی‌ناپذیر

در این مورد فرض بر این است که داده‌های موجود به سادگی قابل تفکیک به دو دسته نباشند. در واقع در این حالت که به واقعیت نیز نزدیک‌تر است، داده‌ها با نویز همراه بوده و لازم است SVM برای غلبه بر این حالت مقداری عمومی‌سازی^۳ گردد. این وضعیت با تعریف یک حاشیه‌ی نرم^۴ قابل حل می‌باشد،

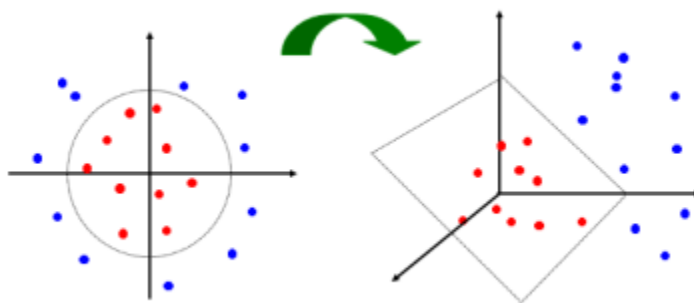
1 - Separable Data
2 - Nonseparable Data

3 - Generalization
4 - Soft Margin

زیرا اگر الگوریتم فوق برای حالت جدایی‌پذیر به مجموعه‌ای از عناصر جدایی‌ناپذیر اعمال شود راه حل ممکن پیدا نخواهد شد.

۳-۱۴-۲- ماشین بردار پشتیبان غیرخطی

در حالتی که داده‌ها به سادگی از هم تفکیک نمی‌شوند، یک تفکیک‌کننده خطی نمی‌تواند موثر باشند. اما اگر داده‌ها را به فضایی با ابعاد بیشتر انتقال دهیم، می‌توان راه‌حلی برای تفکیک آن‌ها به دست آورد. شکل زیر مثالی از این انتقال را نمایش می‌دهد.

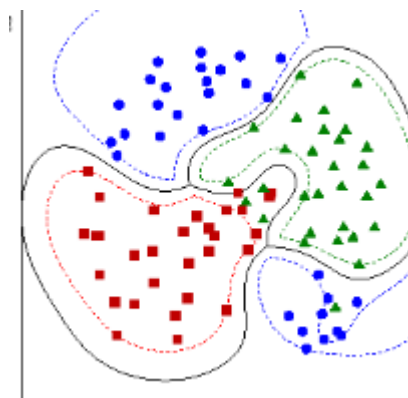


شکل ۳-۱۱- ماشین بردار پشتیبان غیرخطی (فتاحی، ۱۳۹۴)

همانطور که در شکل ۳-۱۱ مشاهده می‌شود، پس از این انتقال می‌توان کلاسه‌بندی را انجام داد. در حالت‌های قبل، از حاصل ضرب داخلی داده‌های آموزشی ورودی بردار پشتیبان برای تشکیل جداکننده خطی به شکل ابرصفحه استفاده شده است. در این حالت ابتدا داده‌ها را به یک فضای اقلیدسی با ابعاد بالاتر نگاشت نموده و سپس از ضرب داخلی عناصر بدست آمده استفاده می‌شود. این فضای با ابعاد بالاتر و کاملاً برداری، فضای هیلبرت خوانده می‌شود.

۳-۱۴-۳- ماشین بردار پشتیبان چند کلاسه

در دنیای واقعی بسیاری از مسائل شامل دسته‌بندی‌ای چند کلاسه می‌باشد و فقط به دسته‌بندی‌های دودویی محدود نمی‌شود. یک تشخیص الگوی چند کلاسی می‌تواند به وسیله‌ی ترکیب ماشین‌های بردار پشتیبان دو کلاسه حاصل شود. به‌طور معمول دو راه‌حل برای این هدف وجود دارد. یکی از آن‌ها استراتژی "یک در مقابل بقیه" برای دسته‌بندی هر جفت کلاس و کلاس‌های باقی مانده است. روش دیگر استراتژی "یک در مقابل یک" برای دسته‌بندی هر جفت است. برای حل مسائل چند کلاسه، ابتدا مسئله چند کلاسه به چندین مسئله دودویی تقسیم می‌شود، سپس هر یک از مسائل با یک جداکننده دودویی حل می‌شود. در نهایت، خروجی جداکننده‌های دودویی SVM با هم ترکیب شده و به این ترتیب مسئله چند کلاسه حل می‌شود. (فتاحی، ۱۳۹۴).



شکل ۳-۱۲- ماشین بردار پشتیبان چند کلاسه (فتاحی، ۱۳۹۴)

۳-۱۵- جمع‌بندی

در این فصل، ابتدا شبکه‌های عصبی مصنوعی و ساختار آن‌ها مورد بررسی قرار گرفتند. سپس معایب شبکه‌های عصبی بیان شد و لزوم استفاده از سیستم نروفازی مورد بررسی قرار گرفته است. سیستم‌های نروفازی ترکیبی از سیستم استنتاج فازی و شبکه عصبی است، به طوری که معایب این دو روش را ندارد. در ادامه، سیستم استنتاج عصبی فازی (انفیس) مورد بررسی قرار گرفت و نوع آموزش و ساختار آن بیان

شده است. در نهایت، ماشین بردار پشتیبان به عنوان یکی از روش‌های یادگیری با نظارت توضیح داده شده است. در فصل چهارم، اطلاعات جمع‌آوری شده از معدن انگوران بررسی شده است و مدل‌های ساخته شده برای پیش‌بینی پرتاب‌سنگ توسط دو روش انفیس و ماشین بردار پشتیبان مورد بررسی قرار خواهد گرفت.

فصل چهارم

پیش‌بینی پرتاب سنگ

۴-۱- مقدمه

عملیات انفجار یک از مهم‌ترین فرآیندهای استخراجی در معادن روباز است که سایر فرآیندها به نحوی در ارتباط مستقیم و یا غیر مستقیم با آن است. در سال‌های اخیر پیشرفت‌های زیادی در زمینه ساخت مواد منفجره حاصل شده است تا بتوان به وسیله آن انفجاری ایمن و با کارایی بیشتر انجام داد.

بطور کلی در انفجار، از انرژی یک ماده منفجره برای شکستن و جابجا کردن یک توده سنگی استفاده می‌شود. بنابراین راه‌هایی برای استفاده بهینه از این انرژی برای انجام کارهای مفید، مورد نظر محققان بوده است. در هنگام انفجار، تمام انرژی ماده منفجره صرف رسیدن به اهداف مطلوب و مورد نظر نمی‌شود و انفجار علاوه بر محدوده مورد نظر بر محدوده وسیعی از اطراف محل نیز اثر می‌گذارد که اغلب این اثرات، نامطلوب و مخرب می‌باشند. یکی از پدیده‌های نامطلوب در عملیات انفجار، پرتاب‌سنگ است. در این فصل ابتدا پدیده فوق توضیح داده خواهد شد، سپس در ادامه عوامل موثر در ایجاد این پدیده بررسی خواهد شد. در نهایت میزان پرتاب‌سنگ در معدن انگوران با توجه به داده‌های جمع‌آوری شده از معدن با استفاده از انفیس و ماشین بردار پشتیبان پیش‌بینی شده است.

۴-۲- بررسی علل پرتاب سنگ

پرتاب سنگ در معادن روباز می‌تواند ناشی از عدم رعایت بارسنگ و عدم فاصله‌داری مناسب برای چال‌ها به خصوص در ردیف اول، چالزنی نامناسب، شرایط زمین‌شناسی نامناسب، گل‌گذاری نامناسب، زمان تأخیر نامناسب و زیاد بودن ماده منفجره باشد. بسیاری از عوامل فوق وابسته به یکدیگر می‌باشند و عدم رعایت یکی از پارامترهای بیان شده باعث به وجود آمدن شرایط نامناسب برای سایر پارامترها می‌شود. به عنوان مثال عدم رعایت موقعیت دهانه چال و انحراف آن باعث به وجود آمدن بارسنگ و فاصله‌داری نامنظمی در برخی از نقاط می‌شود که این نقاط می‌تواند سبب پدیده پرتاب سنگ باشند. در برخی از موارد عدم تأخیر مناسب بین چال‌ها باعث بروز این پدیده می‌شود. در مواردی که تأخیر کمتر از مقدار مورد نیاز است هنوز ردیف جلو به خوبی حرکت نکرده است که چال‌های ردیف دوم منفجر می‌شود، در نتیجه چال‌های ردیف بعدی به سمت بالا و عقب پرتاب می‌شوند. گل‌گذاری کم باعث افزایش میزان خرج در چال می‌شود که علاوه بر عدم مقاومت کافی گل‌گذاری در مقابل انفجار، افزایش میزان مواد منفجره در بالای چال باعث پدیده پرتاب سنگ در این محل می‌شود. در بعضی از مواقع شرایط زمین‌شناسی مانند وجود حفره‌ها و لایه‌های با مقاومت کم باعث پرتاب سنگ از محل این لایه‌ها و حفره‌ها می‌شود. در واقع گاز حاصل از انفجار تمایل دارد از محل کمترین مقاومت در مقابل خود به بیرون فرار کند و این حفره‌ها و لایه بندی‌های ضعیف همان محل مورد نظر است (غیائی و همکاران، ۱۳۹۴).

۴-۳- عوامل تاثیرگذار بر پدیده پرتاب سنگ

به منظور پیش‌بینی پدیده پرتاب سنگ ابتدا باید عوامل تاثیرگذار بر این پدیده شناسایی و بررسی شوند. عوامل تاثیرگذار بر روی پدیده پرتاب سنگ به گروه اصلی عوامل غیرقابل کنترل^۱ و عوامل قابل کنترل^۲ تقسیم‌بندی می‌شود. عوامل غیرقابل کنترل مرتبط با خصوصیات توده سنگ هستند و به آن‌ها پارامترهای زمین شناسی^۳ نیز گفته می‌شود. عوامل قابل کنترل مرتبط با طراحی الگوی انفجار است و به آن‌ها پارامترهای انفجار^۴ هم گفته می‌شود (Jimeno et al, 1995). در ادامه به توضیح این عوامل پرداخته شده است.

۴-۳-۱- فاصله جناحی چال‌ها

فاصله جناحی، فاصله چال‌ها در یک ردیف است. مقدار این پارامتر به قطر حفاری، خصوصیات سنگ و ماده منفجره، ارتفاع پله، درجه خردشدگی و جابجایی سنگ مدنظر بستگی دارد. فاصله جناحی کوچک باعث ایجاد شکستگی‌های حفره‌ای در سطح، بلوک‌های بزرگ در جلو چال‌ها و ایجاد پاشنه خواهد شد. فاصله جناحی بیش از حد نیز باعث شکسته نشدن سنگ‌های بین چال‌ها، تولید پاشنه و سطح پله نامنظم خواهد شد (Jimeno et al, 1995).

۴-۳-۲- بار سنگ

بار سنگ را می‌توان به عنوان مهم‌ترین و بحرانی‌ترین متغیر در طراحی انفجارهای روباز به حساب آورد (استوار، ۱۳۷۷). بار سنگ، حداقل فاصله بین محور چال و سطح آزاد است. اگر مقدار بار سنگ بیش از حد باشد، گازهای حاصل از انفجار با مقاومت زیادی مواجه می‌شوند و نمی‌توانند به طور موثر سنگ‌ها را شکسته و جابجا نمایند و بیشتر انرژی آن تبدیل به لرزش می‌شود. ولی اگر مقدار بار سنگ کوچک باشد،

1 - Uncontrollable Factor
2 - Controllable Factor

3 - Geological Parameters
4 - Blasting Parameters

گازهای تولیدی با سرعت از سطح آزاد خارج شده و منبسط می‌شوند. این امر باعث پرتاب سنگ، لرزش هوا و تولید صدا خواهد شد (Jimeno et al, 1995).

۴-۳-۳- طول گل‌گذاری

گل‌گذاری بخش بالایی چال است که به وسیله مواد خنثی پر می‌شود و با محصور کردن گازهای حاصل از انفجار، خردشدگی را بهبود می‌بخشد. کافی نبودن گل‌گذاری باعث می‌شود که گازهای حاصل از انفجار قبل از موعد از چال خارج شوند که این امر موجب پرتاب سنگ می‌شود. از سوی دیگر اگر گل‌گذاری بیش از حد باشد، تعداد زیادی سنگ درشت از قسمت بالایی پله تولید خواهد شد، همچنین لرزش زمین افزایش خواهد یافت (Jimeno et al, 1995).

۴-۳-۴- قطر چال

انتخاب صحیح قطر چال برای کسب حداکثر خردشدگی و حداقل هزینه مهم است. انتخاب قطر چال در معادن روباز متأثر از عوامل متعددی از قبیل خصوصیات توده سنگ، ارتفاع پله، هزینه چالزنی، درجه خردشدگی مورد نیاز، هزینه واحد تولید، نوع و اندازه ماشین‌آلات بارگیری، نوع ماده منفجره، لرزش زمین و پرتاب سنگ است (استوار، ۱۳۷۷). به طور کلی، چال با قطر زیاد مسئول خردایش ضعیف، خسارت بیشتر انفجار و افزایش هزینه بارگیری است. در عین حال، چال با قطر کم نیز باعث افزایش هزینه‌های چالزنی و خرج‌گذاری می‌شود (Jimeno et al, 1995).

۴-۳-۵- طول چال

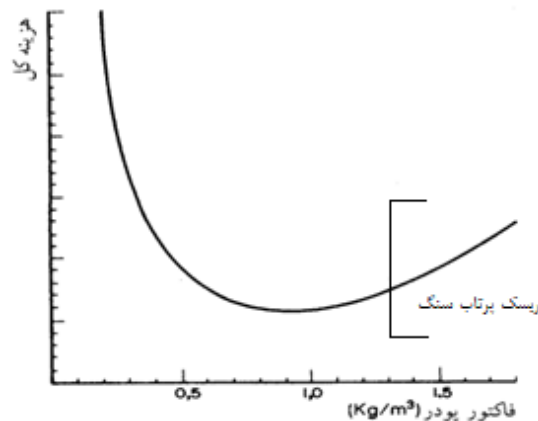
طول چال تابعی از الگوی انفجار است و ممکن است طول آن به چند ده متر نیز برسد.

۴-۳-۶- اضافه حفاری

اضافه حفاری طولی از چال است که پایین تر از ارتفاع پله حفر می‌شود و حفر آن برای کنده شدن سنگ‌های کف پله، ایجاد خردشدگی و جابجایی سنگ (جهت کارکرد موثر وسایل بارگیری) ضروری است. مقدار کم اضافه حفاری باعث می‌شود که سنگ‌های کف پله به طور کامل کنده نشوند که در نتیجه مشکلات مربوط به ایجاد پاشنه و بالا رفتن هزینه‌های بارگیری را در دارد. همچنین اگر اضافه حفاری بیش از حد باشد، باعث بالا رفتن هزینه‌های حفاری، بالا رفتن لرزش‌های تولید شده و خردشدگی بیش از حد بر روی پله پایینی خواهد شد (Jimeno et al, 1995).

۴-۳-۷- فاکتور پودری

مقدار ماده منفجره برای شکستن ۱ متر مکعب یا ۱ تن سنگ، تحت عنوان فاکتور پودر یا خرج ویژه نامیده می‌شود. با افزایش این فاکتور، هزینه‌های کلی انفجار، حفاری، بارگیری و سنگ‌شکنی کاهش می‌یابد، ولی انرژی بیشتری را برای پرتاب سنگ تولید می‌کند (Jimeno et al, 1995) (شکل ۴-۱). کاهش خرج ویژه، منجر به ایجاد قطعات درشت‌تر می‌شود که برای بارگیری شاول‌ها و دراگ‌لاین‌ها مناسب است (Hartman, 1992). مقدار خرج ویژه تابع چگالی سنگ، نوع ماده منفجره و زمین‌شناسی منطقه است (استوار، ۱۳۷۷).



شکل ۴-۱- کاهش هزینه‌های عملیاتی با فاکتور پودری (Jimeno et al, 1995)

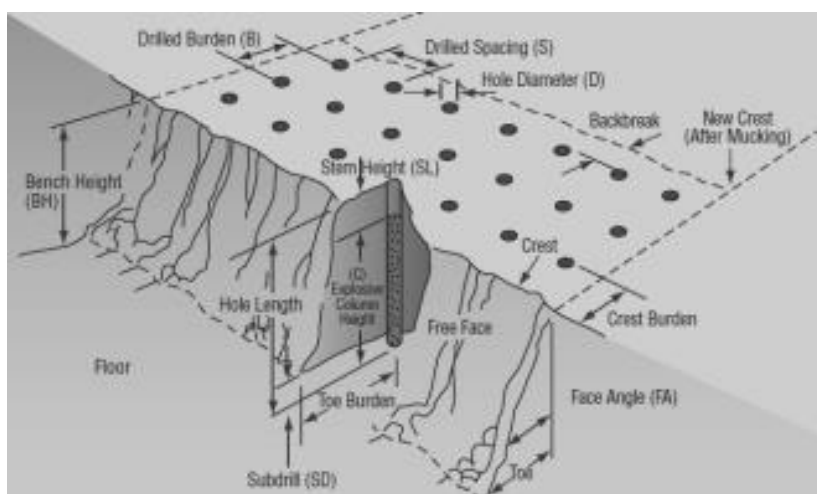
خرج ویژه در آتشیاری آزمایشی تعیین می‌شود و با استفاده از جداول تجربی برای برخی سنگ‌ها و با استفاده از فرمول‌های انتقال انرژی از ماده منفجره به سنگ و مقدار انرژی لازم برای خردایش سنگ برآورد می‌شود (مومیوند، ۱۳۸۶). در جدول ۴-۱ مقادیر شاخص فاکتور پودری در سنگ‌های مختلف برای انفجار در پله‌های معادن روباز نشان داده شده است.

جدول ۴-۱- شاخص فاکتور پودری در سنگ‌های مختلف (Jimeno et al, 1995)

فاکتور پودری (Kg/m^3)	نوع سنگ
۰/۶ - ۱/۵	سنگ‌های توده‌ای با مقاومت بالا
۰/۳ - ۰/۶	سنگ‌های با مقاومت متوسط
۰/۱ - ۰/۳	سنگ‌های بسیار درزه‌دار، هوازده یا نرم

۴-۳-۸- وزن خرج در هر تاخیر

در انفجارهایی که دارای بیش از یک مرحله انفجار هستند، عامل تعیین کننده در شدت لرزش هوا و زمین، حداکثر خرج بکار رفته در هر تاخیر است. هر چقدر فاصله تاخیرها در انفجار بیشتر باشد، امکان تداخل سازنده بین امواج تاخیرهای مختلف کمتر خواهد شد (Jimeno et al, 1995).



شکل ۴-۲- الگوی انفجار (Jimeno et al, 1995)

۴-۳-۹- فاصله‌داری دسته درزه‌ها^۱

یکی از مهم‌ترین مشخصه‌های درزه‌ها در مساله پرتاب‌سنگ، فاصله‌داری آن‌ها است. فاصله‌داری دسته درزه‌ها نقش مهمی در پایداری توده سنگ دارد. به علت وجود دسته درزه‌ها، انرژی آزاد شده ناشی از انفجار، افزایش خواهد یافت. وجود دسته درزه‌ها در ساختار توده سنگ، باعث عدم انطباق انرژی موجود در ماده منفجره و انرژی مورد نیاز برای شکستن سنگ می‌شود. اگر انرژی ناشی از ماده منفجره بیشتر از انرژی مورد نیاز برای شکستن توده سنگ باشد، پدیده پرتاب‌سنگ رخ می‌دهد (Kecejevic and Radomsky, 2005).

۴-۳-۱۰- مقاومت فشاری تک‌محوره سنگ^۲

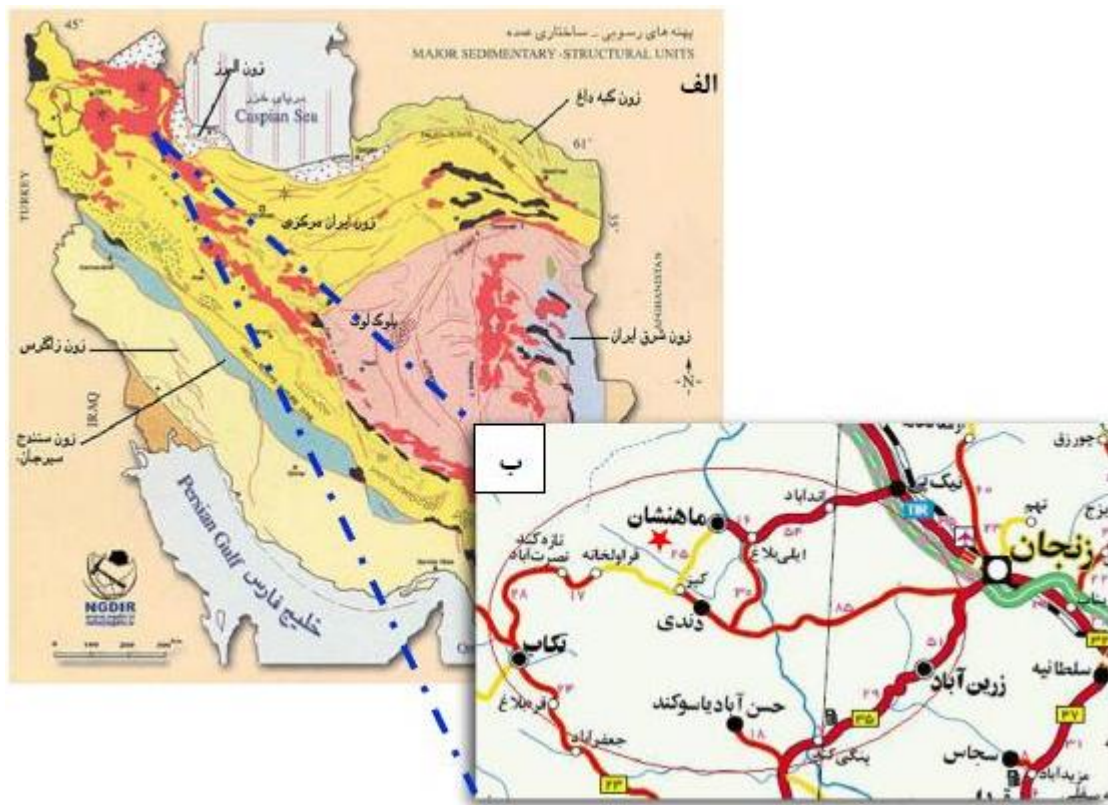
مقاومت فشاری تک‌محوره سنگ، از کاربردی‌ترین پارامترهای مکانیکی سنگ است که در طراحی‌ها بیشتر از سایر پارامترها استفاده می‌شود. مقادیر UCS با استفاده از آزمایش‌های برجا یا آزمایشگاهی تعیین می‌شود (Bieniawski, 1974).

1 - Joints spacing

2 - Uniaxial Compressive Strength of rock = UCS

۴-۴ - مطالعه موردی

معدن سرب و روی انگوران بزرگترین تولید کننده سرب و روی ایران و بزرگترین معدن سرب و روی خاورمیانه است. مجموعه معدن انگوران در محدوده استان زنجان و در محدوده‌ای به نام انگوران و در ۱۳۰ کیلومتری جنوب غربی زنجان، و در منطقه‌ای با ارتفاع متوسط ۲۹۵۰ متر از سطح دریا قرار گرفته است. این معدن از نظر جغرافیایی در طول ۴۷ درجه و ۳۷ دقیقه و عرض ۳۶ درجه و ۴۰ دقیقه واقع شده است. مسیر دسترسی به این معدن از جاده زنجان به تکاب می باشد که در مسیر این جاده، بخش دندی و در ۲۵ کیلومتری این بخش، معدن انگوران قرار دارد. بالاترین ارتفاع این معدن از سطح دریا حدود ۳۱۵۰ متر می باشد (شکل ۳-۴). معدن سرب و روی انگوران در منطقه‌ای از نقشه زمین‌شناسی چهار گوش تخت سلیمان قرار دارد که از نظر ساختمانی در محدوده سنندج سیرجان، زون خوی- مهاباد و محل برخورد زون‌های ساختمانی البرز - آذربایجان، ایران مرکزی و سنندج و سیرجان بوده و از این‌رو دارای ویژگی‌های پیچیده خاص خود است. زمین‌شناسی این منطقه بیشتر از سنگ‌های دگرگونی شیست، مرمر، گنایس و آمفیبولیت است که با روند شمال غرب و جنوب شرق در این منطقه دیده شده است. این سنگ‌ها مستقیماً توسط رسوبات الیگوسن پوشیده شده‌اند. زون سنندج - سیرجان با پیچیدگی‌های خاص خودش شامل آهک‌های کریستالین و آهک‌های مارنی قرار گرفته بر روی لایه‌های شیستی و شیست‌های کریستالینی است که آهک‌ها بخصوص در محدوده پیت استخراجی به شدت خرد شده و سیستم درزه‌های اصلی توسط کلسیت و گاهاً با رس پر شده است. به صورت کلی واحدهای عمده سنگ در نقشه زمین‌شناسی عبارتند از، آهک کریستالیزه، شیست، مرمر، آمفیبولیت و توف. در بعضی از قسمت‌ها، دیواره آهکی به صورت آراگونیتی نیز دیده شده است (شرکت ایتوک، ۱۳۸۶).



شکل ۴-۳- موقعیت جغرافیایی معدن سرب و روی انگوران

معدن انگوران دارای حدود ۱۴/۷ میلیون تن ذخیره قطعی با عیار متوسط ۲۸ درصد روی و ۶ درصد سرب است. حدود ۱۰ میلیون تن از ذخیره این معدن با عیار متوسط ۲۵ درصد به صورت اکسیده و روباز است و ۴/۷ میلیون تن از ذخیره معدن به صورت زیرزمینی است و شامل بخش سولفور (با عیار متوسط ۳۹ درصد) و مخلوط اکسیده و سولفور (با عیار متوسط ۳۳ درصد) است (شرکت ایتوک، ۱۳۸۶).

پیت نهایی معدن انگوران به شکل بیضی و به ابعاد 1000×1300 متر است (شکل ۴-۴). دستگاه‌های فعال موجود در پیت معدن، تعداد ۵ دستگاه حفاری، ۲ شاول، ۶ بیل مکانیکی، ۱۲ دامپتراک و ۲ لودر است (شکل ۴-۵). عملیات انفجار در این معدن، به طور متوسط روزانه در حال اجرا است. آنفو ماده منفجره مورد استفاده شده در عملیات انفجار است و از بوستر در هر چال برای کمک به بهتر شدن عملیات انفجار استفاده می‌شود. زمان تاخیر چاشنی‌ها در سر چال ۲۵ میلی‌ثانیه و در ته چال ۵۰۰ میلی‌ثانیه است (شکل ۴-۶). با

توجه به عدم خروج دستگاه‌های موجود در پیت و توقف عملیات معدنکاری، لذا محاسبه پیش‌بینی پرتاب‌سنگ ضروری است.



شکل ۴-۴- نمایی از پیت اصلی معدن سرب و روی انگوران



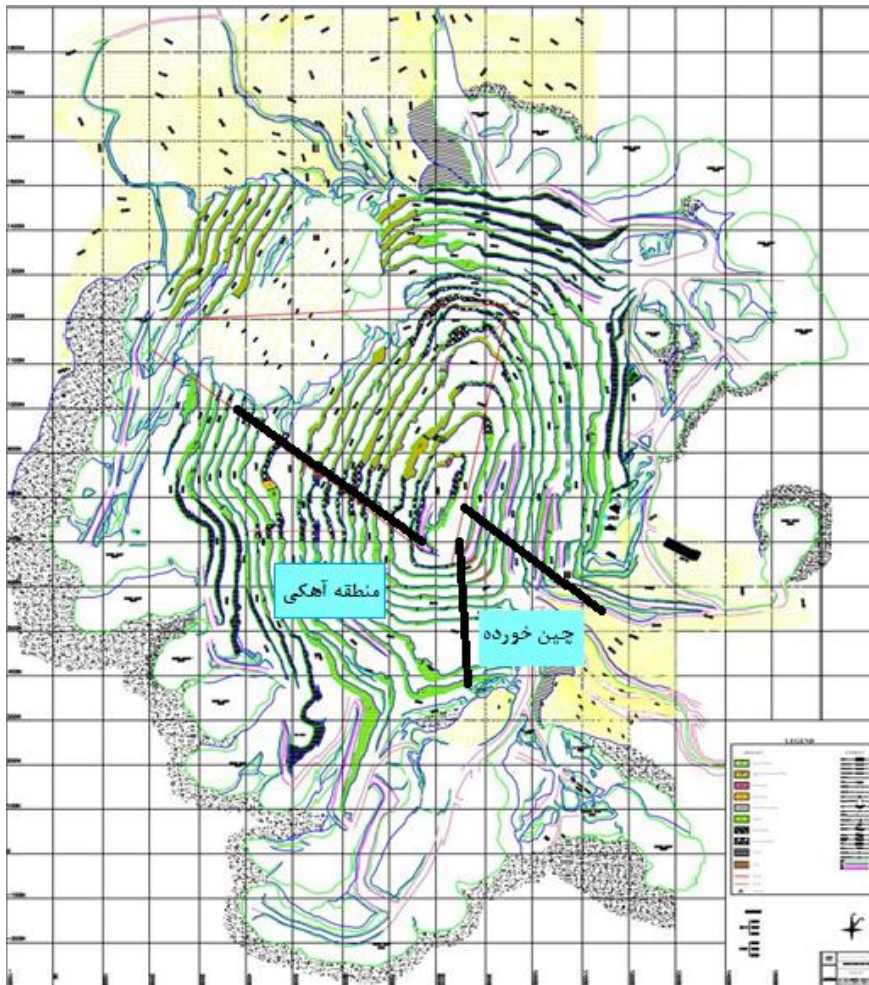
شکل ۴-۵- دستگاه حفاری چال‌های انفجار موجود در معدن



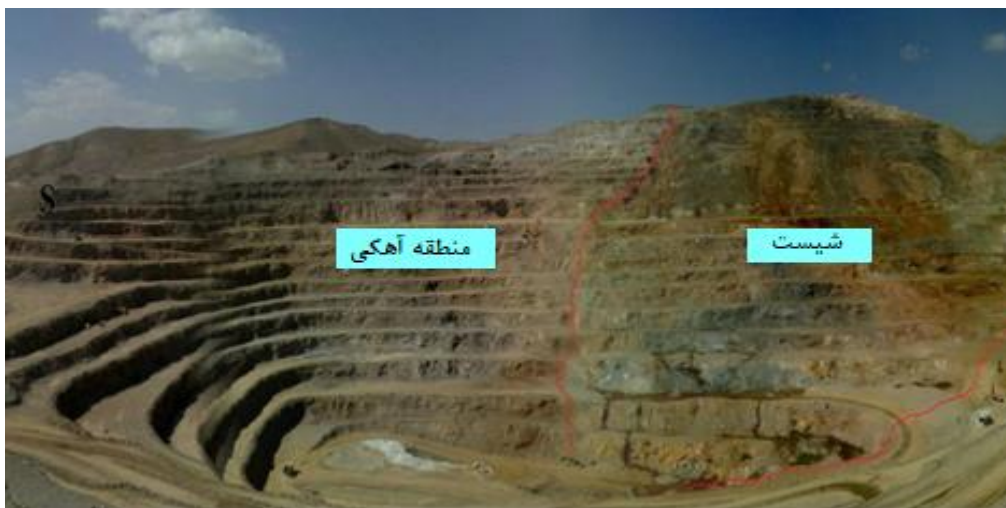
شکل ۴-۶- بوستر، چاشنی نائل و آنفوی استفاده شده در معدن

۴-۵- پارامترهای ورودی مدل‌های پیش‌بینی کننده ANFIS

با توجه به اطلاعاتی که از معدن در دسترس بوده است و همچنین تحقیقات صورت گرفته توسط سایر محققین، مشخصات ۹۱ انفجار از دو پهله چین خورده و آهکی معدن جمع‌آوری شد (شکل ۴-۷) و مهم‌ترین پارامترهایی که شامل عوامل قابل کنترل و غیرقابل کنترل می‌شوند، به عنوان ورودی‌های مسئله برای ایجاد مدل‌ها انتخاب شدند.



شکل ۴-۷- موقعیت داده‌های برداشتی عملیات انفجار



شکل ۴-۸- مرز دیواره آهک و شیست در معدن انگوران

برای مدل سیستم استنتاج عصبی فازی تطبیقی، ۹ پارامتر به عنوان ورودی مدل، استفاده شده است. این پارامترها شامل طول چال، اضافه حفاری، گل گذاری، مقدار ماده منفجره مصرفی، فاکتور پودری، فاصله-داری دسته درزه‌ها، مقاومت فشاری تک‌محوره، حجم سنگ و میزان خرج در هر تاخیر می‌شوند. پارامترهای مورد استفاده در این تحقیق به همراه نماد و نوع داده در جدول ۴-۲ نشان داده شده است.

جدول ۴-۲- متغیرهای ورودی و خروجی مدل‌های توسعه یافته برای پیش‌بینی پرتاب سنگ به همراه نماد آن‌ها

پارامترهای ورودی	نماد	مقدار حداقل	مقدار حداکثر	نوع داده
طول چال (m)	HD	۴	۱۱/۵	ورودی
اضافه حفاری (m)	SD	۰	۱/۵	
گل گذاری (m)	St	۱/۴	۵/۲	
ماده منفجره (kg)	ANFO	۱۸۴۰	۱۰۷۸۰	
فاکتور پودری (kg/m^3)	PF	۱۹۰	۵۹۹	
فاصله‌داری ناپیوستگی‌ها (cm)	DS	۵۳	۸۸	
مقاومت فشاری تک محوره (MPa)	UCS	۷۸	۸۱	
خرج بر هر تاخیر (kg)	CpD	۳۵	۹۵	
حجم سنگ (m^3)	RV	۱۴۸۷	۳۱۵۸۹	
پرتاب سنگ (m)	FlyRock	۱۴	۲۸۵	خروجی

با توجه به نوع آموزش سیستم انفیس، به دلیل ثابت بودن مقادیر بار سنگ و فاصله‌داری جناحی چال‌ها که به ترتیب ۴/۲ و ۵ متر بودند و در نتیجه نسبت این دو پارامتر نیز ثابت است، این دو پارامتر لحاظ نشده‌اند. نمونه‌ای از اطلاعات یکی از انفجارهای انجام شده در معدن انگوران در شکل ۴-۹ آمده است. اطلاعات مربوط به سایر انفجارها در پیوست شماره ۱ آمده است.

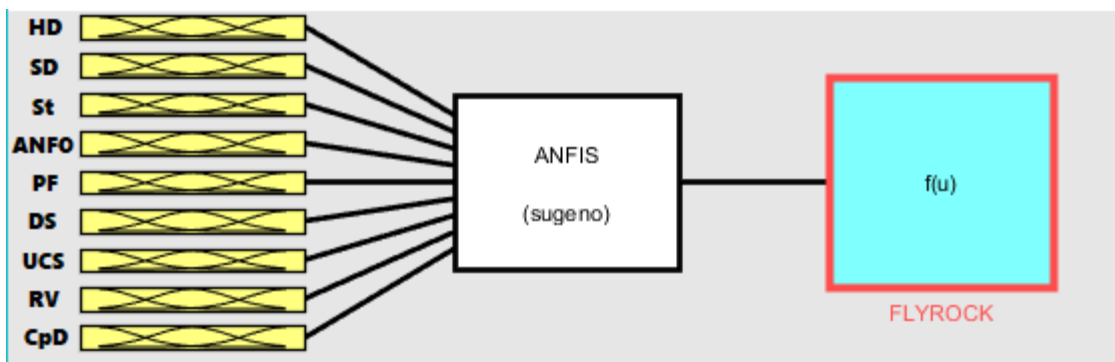
شماره بولک (موقعیت-شماره تریپ-تراز):		2900-140.1w		نوع سنگ: آهک		تاریخ: 96/05/07																	
ردیف	مساحت بولک (مترمربع)	حجم تقریبی بولک (مترمکعب)	تراز تقریبی بولک (تن)	قطر چال (میلیمتر)	تعداد چال	میانگین عمق چال (متر)	حداقل عمق چال (متر)	حداکثر عمق چال (متر)	تراز حفاری (متر)	بارسنگ (متر)	فاصله ردیفی چال‌ها (متر)	فاصله حفاری (متر)	اضافه گذاری (متر)	طول گل گذاری (متر)	چال‌ها (کیلوگرم آنتو)	تأخیر ردیف (کیلوگرم آنتو)	امولیت (کیلوگرم)	پوستریک بوندی (عدد)	کونکس (متر)	چاشنی نائل (تعداد)	چاشنی الکتریکی (تعداد)	خرج ویژه (گرم بر متر مکعب)	
1				13	11	10.5	11.5	143	4.2	5	1.3	3.1	1170	90	13			13		13			
2				12	11	10.5	11.5	132	4.2	5	1.3	1080	90	12				12		12			
3	734	7034	17585	127	10	10.5	11.5	110	4.2	5	1.3	900	90	10				10		10		425	
4																							
5																		35		35			
پیش‌بینی نتایج آشناباری																							
												تراز هوا (دسی بل) - حداکثر ترازش قابل قبول 134 دسی بل											
												108											
												پرتاب سنگ (متر)											
												177											

شکل ۴-۹- نمونه‌ای از اطلاعات انفجار

۴-۶- ساخت مدل عصبی فازی تطبیقی پیش‌بینی پرتاب‌سنگ

ساخت مدل عصبی فازی تطبیقی در نرم افزار MATLAB صورت گرفته است. در این تحقیق، با توجه به ۹ پارامتر ورودی، ساختار پارامترهای ورودی مدل عصبی فازی تطبیقی پیش‌بینی پرتاب‌سنگ در شکل ۴-۱۰ نشان داده شده است. عملیات فازی‌سازی در سیستم استنتاج عصبی فازی فقط به روش متوسط وزن‌دار است. با توجه به تعداد متغیرهای ورودی مسئله و همچنین با توجه به نوع آموزش انفیس، برای هرکدام از ورودی‌ها توابع عملیاتی مختلف، دو نوع آموزش الگوریتم ترکیبی و انتشار برگشتی در نظر گرفته شده است، و نتایج آن‌ها در تکرارهای مختلف با هم مقایسه شده است.

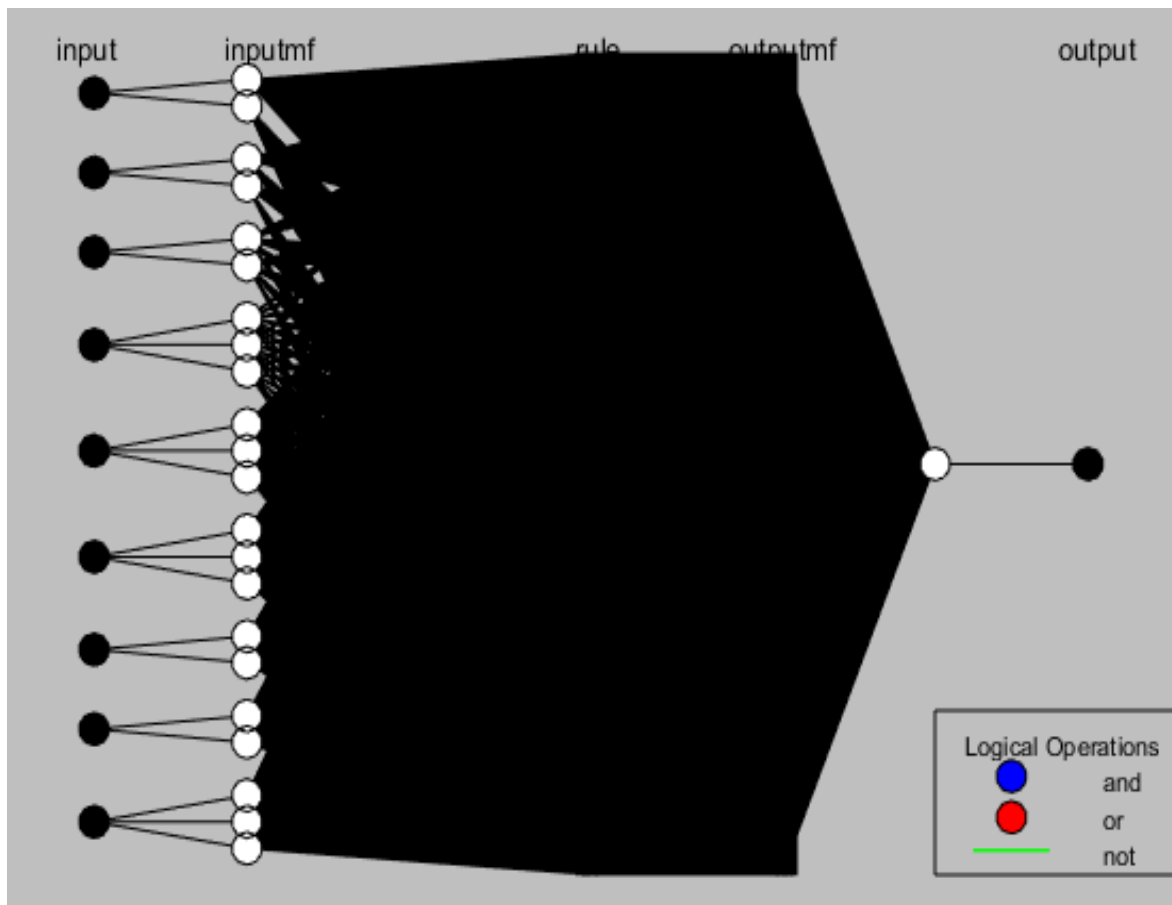
با در نظر گرفتن نوع آموزش انفیس و با توجه به داده‌های جمع‌آوری شده از معدن، تعداد ۷۵ دسته داده به عنوان داده آموزش و تعداد ۱۶ دسته داده به عنوان داده تست در نظر گرفته شده است.



شکل ۴-۱۰- ساختار پارامترهای ورودی مدل عصبی فازی تطبیقی پیش‌بینی پرتاب‌سنگ

برای هر یک از ۹ پارامتر ورودی، با توجه به دامنه تغییرات آن‌ها، تعداد توابع عضویت مختلفی در نظر گرفته شده است. برای پارامترهای طول چال، اضافه حفاری، گل‌گذاری، مقاومت فشاری تک‌محوره و میزان خرج در هر تاخیر، به دلیل تغییرات کم این پارامترها، تعداد توابع عضویت دوتا در نظر گرفته شده است و با توجه به اینکه دامنه تغییرات برای پارامترهای مقدار ماده منفجره (آنفو)، خرج ویژه، فاصله داری ناپیوستگی‌ها و حجم سنگ، زیاد بوده است، تعداد توابع عضویت سه تا در نظر گرفته شده است. با توجه به در نظر گرفتن این تعداد تابع عضویت در این مدل، تعداد قواعد فازی ایجاد شده و در نتیجه تعداد قوانین

فازی خروجی در مدل، ۲۵۹۲ عدد شده است. شکل ۴-۱۱ ساختار مدل انفیس ساخته شده را نشان می‌دهد. در جدول ۴-۳ نیز، اطلاعاتی از مدل انفیس ساخته شده، آورده شده است.



شکل ۴-۱۱- ساختار مدل انفیس

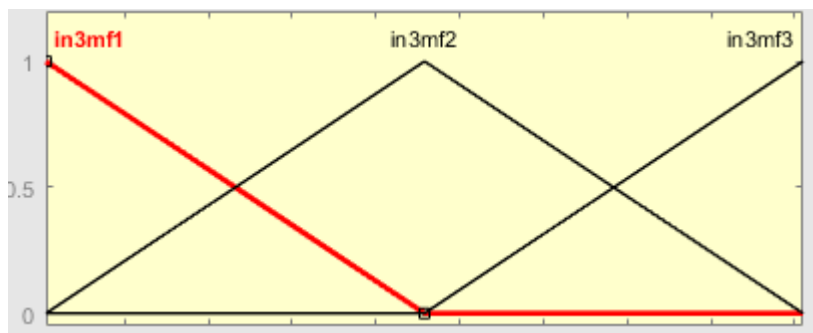
جدول ۴-۳- اطلاعات مدل انفیس

۵۲۴۰	تعداد گره‌ها
۲۵۹۲۰	تعداد پارامترهای خطی
۶۶	تعداد پارامترهای غیرخطی
۲۵۹۲	تعداد قوانین فازی
۷۵	تعداد داده‌های آموزش
۱۶	تعداد داده‌های آزمون

۴-۶-۱- نتایج مدل عصبی فازی تطبیقی با تابع عضویت مثلثی

توابع عضویت متغیرهای ورودی مدل استنتاج عصبی فازی با تابع عضویت مثلثی در شکل ۴-۱۲

نشان داده شده است.



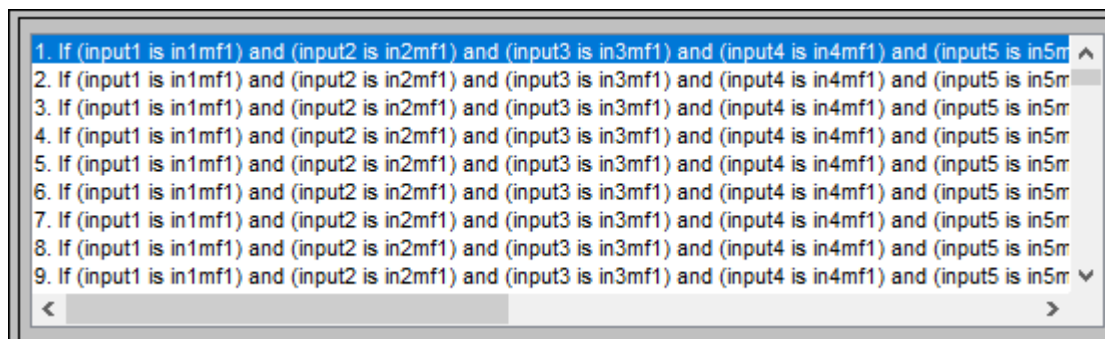
شکل ۴-۱۲- تابع عضویت مثلثی

قواعد فازی ایجاد شده برای ایجاد پایگاه قواعد در شکل ۴-۱۳ نشان داده شده است. با توجه به نوع

سیستم انفیس، تعداد قواعد فازی نوشته شده برای توابع مختلف (مثلثی، دوزنقه‌ای و...) یکسان است.

همانطور که اشاره شد، با توجه به تعداد پارامترهای ورودی و تعداد توابع عضویت، تعداد قواعد فازی برابر با

۲۵۹۲ قانون شده است.



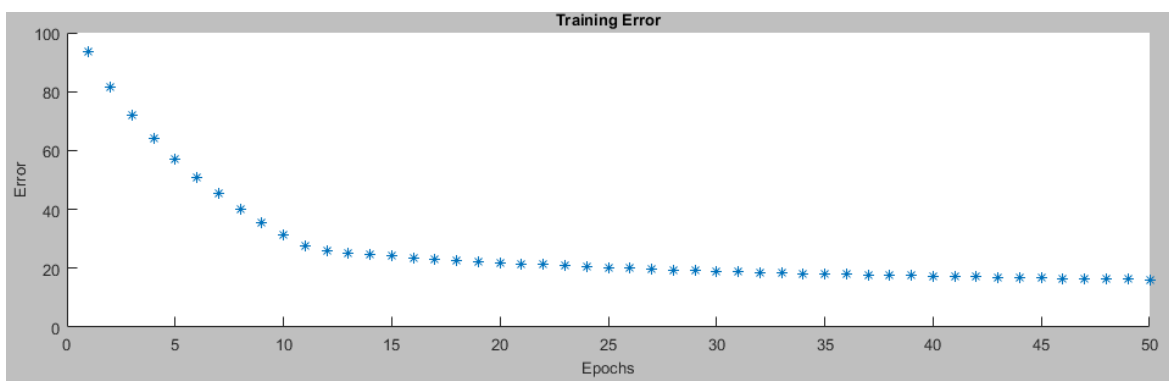
شکل ۴-۱۳- قواعد فازی مدل پیش‌بینی پرتاب سنگ

پس از ساخت مدل (تعیین نوع تابع عضویت برای ورودی‌های مدل و تعیین تعداد توابع عضویت)،

همان‌طور که قبلاً اشاره شد، انفیس از دو روش ترکیبی و انتشار برگشتی برای آموزش داده‌ها استفاده

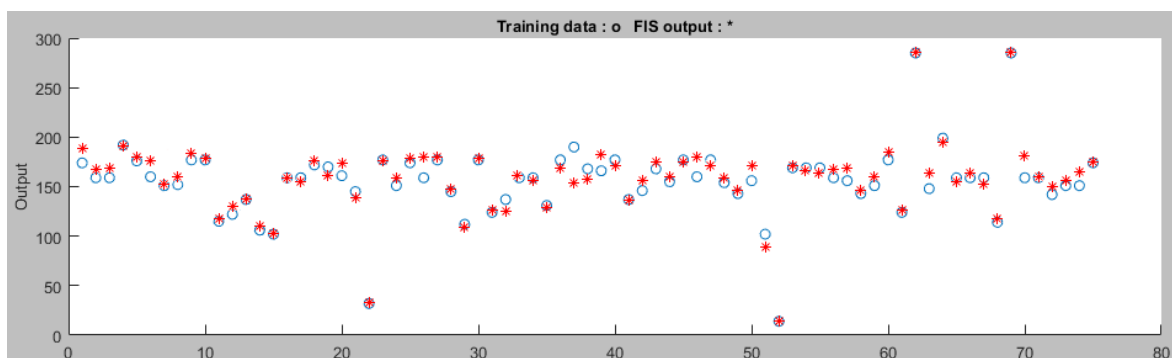
می‌کند. در اینجا نیز مدل مورد نظر، یک بار توسط روش الگوریتم ترکیبی و یک بار نیز توسط الگوریتم

انتشار برگشتی، با تعداد تکرار ۵۰ مرتبه، آموزش داده شده است. شکل ۴-۱۴، نمودار خطای آموزش بر روی داده‌های ورودی به روش الگوریتم انتشار برگشتی را نشان می‌دهد. همان‌طور که در شکل‌ها مشخص است، مقدار خطای آموزش در روش الگوریتم انتشار برگشتی پس از هر تکرار کاهش یافته است. پس از پنجاه مرتبه تکرار، مقدار خطا برای الگوریتم انتشار برگشتی ۱۶/۰۲۲ شده است



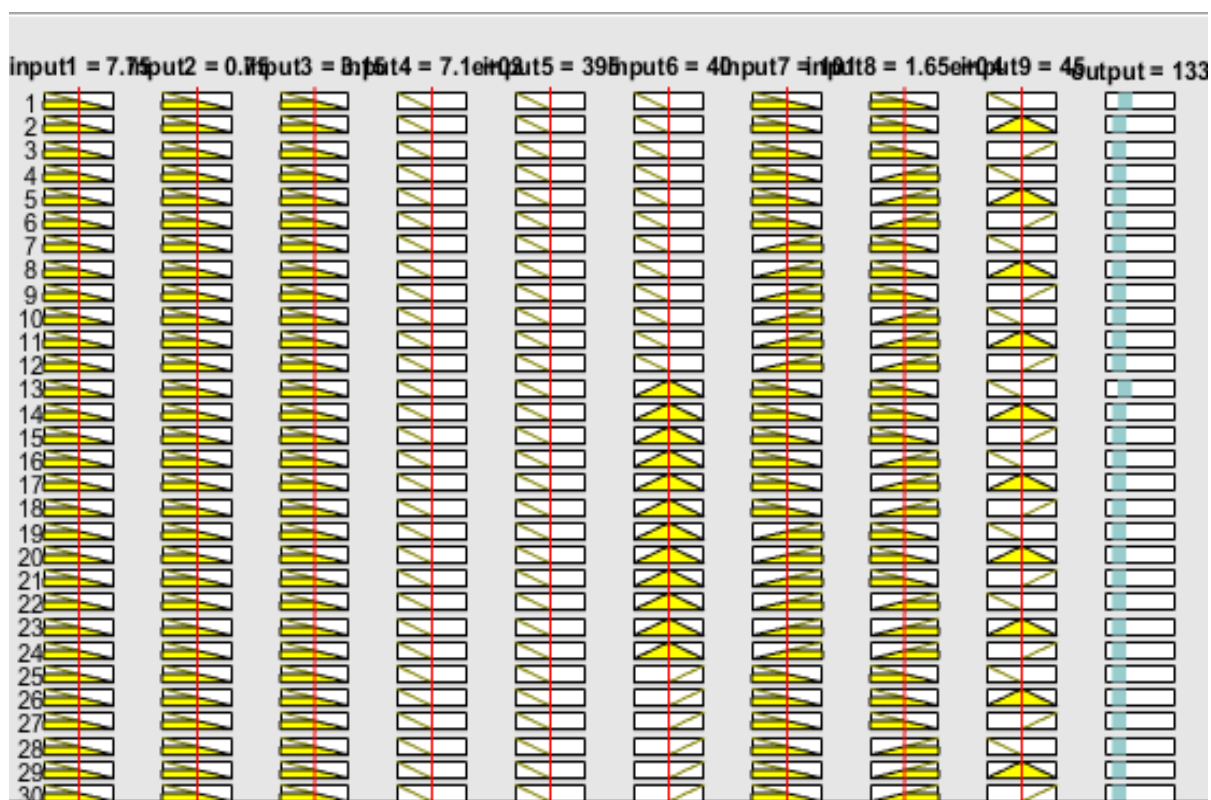
شکل ۴-۱۴- نمودار خطای آموزش مدل انفیس به روش الگوریتم انتشار برگشتی با تابع عضویت مثلثی

پس از آموزش داده‌های ورودی مدل، مقایسه‌ای بین داده‌های مدل‌سازی شده و داده‌های آموزش صورت گرفته است. در شکل ۴-۱۵، داده‌های آموزش با علامت \circ و داده‌های مدل‌سازی شده با علامت $*$ نشان داده شده است.



شکل ۴-۱۵- مقایسه داده‌های مدل‌سازی شده و داده‌های آموزشی

پس از اتمام آموزش مدل انفیس، و مشخص شدن مقدار خطای آموزش، جواب نهایی انفیس برای ۹ پارامتر ورودی (طول چال، اضافه حفاری، گل‌گذاری، مقدار ماده منفجره، خرج ویژه، فاصله‌داری ناپیوستگی‌ها، مقاومت فشاری تک محوره، حجم سنگ و مقدار خرج بر هر تاخیر) در مقابل پارامتر خروجی (پرتاب‌سنگ) در شکل ۴-۱۶ نشان داده شده است. در این مرحله داده‌های مربوط به قسمت آزمون مدل، در سیستم نهایی وارد شده است و مقدار پرتاب‌سنگ محاسبه شده است.



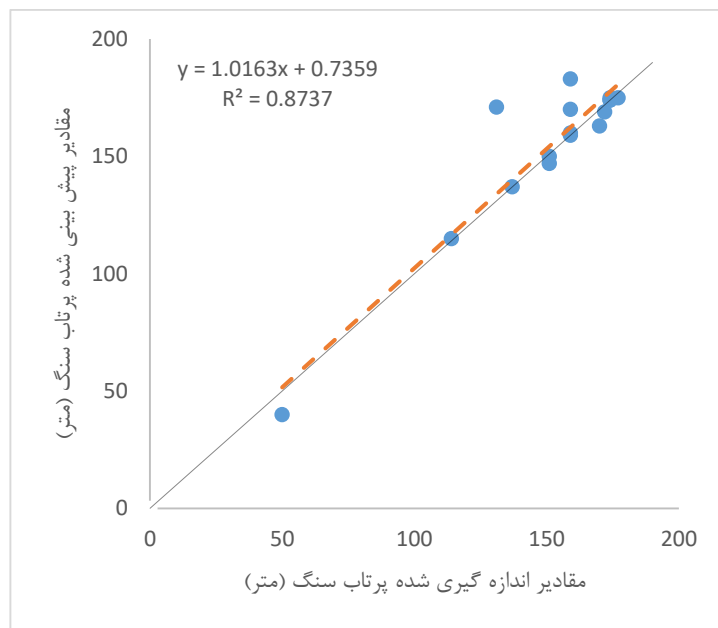
شکل ۴-۱۶- جواب نهایی مدل انفیس با تابع عضویت مثلثی پیش‌بینی پرتاب‌سنگ در مقابل داده‌های ورودی

در جداول ۴-۴ و ۴-۵ به ترتیب نتایج بکارگیری مدل انفیس با تابع عضویت خطی مثلثی به روش آموزش ترکیبی و به روش آموزش انتشار برگشتی با تعداد تکرار ۵۰ مرتبه، در مرحله آزمون آورده شده است. همچنین در شکل‌های ۴-۱۷ و ۴-۱۸ مقایسه مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده پرتاب‌سنگ در مرحله آزمون و آزمایش مدل به روش ترکیبی و در شکل‌های ۴-۱۹ و ۴-۲۰ مقایسه مقادیر اندازه‌گیری

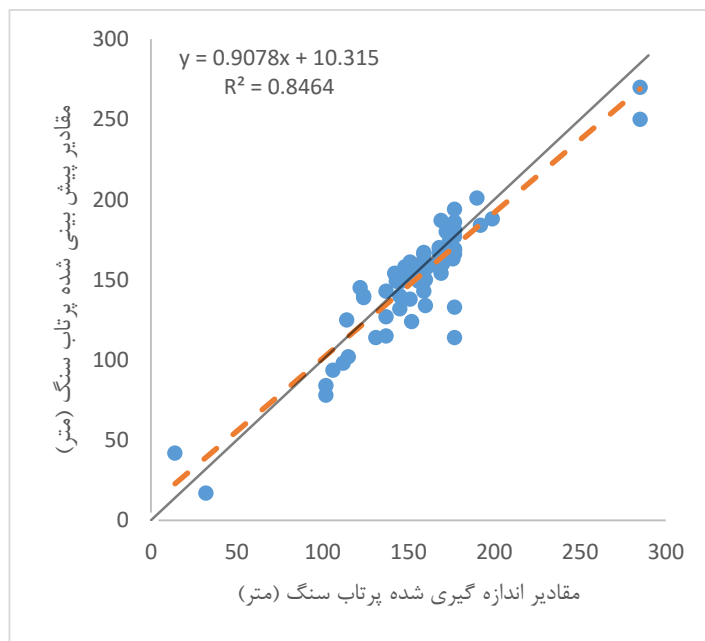
شده و پیش‌بینی شده پرتاب‌سنگ در مرحله آزمون و آزمایش مدل به روش انتشار برگشتی نشان داده شده است.

جدول ۴-۴- نتایج به کارگیری شبکه انفیس در مرحله آزمون مدل با تابع عضویت مثلثی به روش آموزش ترکیبی

ردیف	مقادیر واقعی پرتاب سنگ (متر)	مقادیر پیش‌بینی شده پرتاب سنگ (متر)	ردیف	مقادیر واقعی پرتاب سنگ (متر)	مقادیر پیش‌بینی شده پرتاب سنگ (متر)
۱	۱۵۱	۱۵۰	۹	۱۵۹	۱۶۰
۲	۱۷۲	۱۶۹	۱۰	۱۵۹	۱۸۳
۳	۱۷۴	۱۷۵	۱۱	۱۵۱	۱۴۷
۴	۱۷۴	۱۷۴	۱۲	۱۷۰	۱۶۳
۵	۱۳۷	۱۳۷	۱۳	۵۰	۳۳
۶	۱۳۱	۱۷۱	۱۴	۱۵۹	۱۷۰
۷	۱۷۴	۱۷۴	۱۵	۱۷۷	۱۷۵
۸	۱۵۹	۱۵۹	۱۶	۱۱۴	۱۱۵



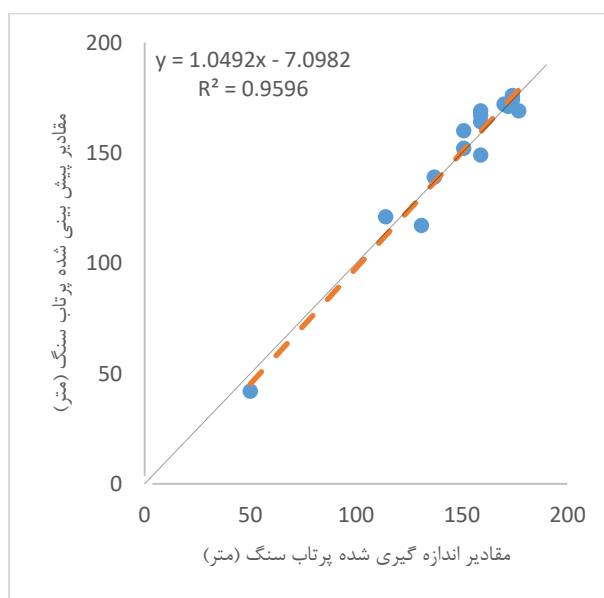
شکل ۴-۱۷- مقایسه مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده پرتاب سنگ با انفیس در مرحله آزمون مدل با تابع عضویت مثلثی به روش آموزش ترکیبی



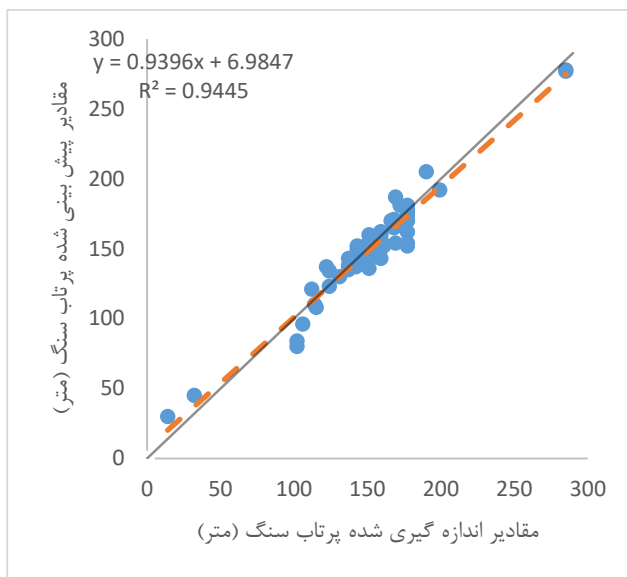
شکل ۴-۱۸- مقایسه مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده پرتاب سنگ با انفیس در مرحله آموزش مدل با تابع عضویت مثلثی به روش آموزش ترکیبی

جدول ۴-۵- نتایج به کارگیری شبکه انفیس در مرحله آزمون مدل با تابع عضویت مثلثی به روش آموزش انتشار برگشتی

ردیف	مقادیر واقعی پرتاب سنگ (متر)	مقادیر پیش‌بینی شده پرتاب سنگ (متر)	ردیف	مقادیر واقعی پرتاب سنگ (متر)	مقادیر پیش‌بینی شده پرتاب سنگ (متر)
۱	۱۵۱	۱۵۲	۹	۱۵۹	۱۶۴
۲	۱۷۲	۱۷۱	۱۰	۱۵۹	۱۶۹
۳	۱۷۴	۱۷۶	۱۱	۱۵۱	۱۶۰
۴	۱۷۴	۱۷۴	۱۲	۱۷۰	۱۷۲
۵	۱۳۷	۱۳۹	۱۳	۵۰	۶۵/۶
۶	۱۳۱	۱۱۷	۱۴	۱۵۹	۱۶۷
۷	۱۷۴	۱۷۴	۱۵	۱۷۷	۱۶۹
۸	۱۵۹	۱۴۹	۱۶	۱۱۴	۱۲۱



شکل ۴-۱۹- مقایسه مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده پرتاب سنگ با انفیس در مرحله آزمون مدل با تابع عضویت مثلثی به روش آموزش انتشار برگشتی

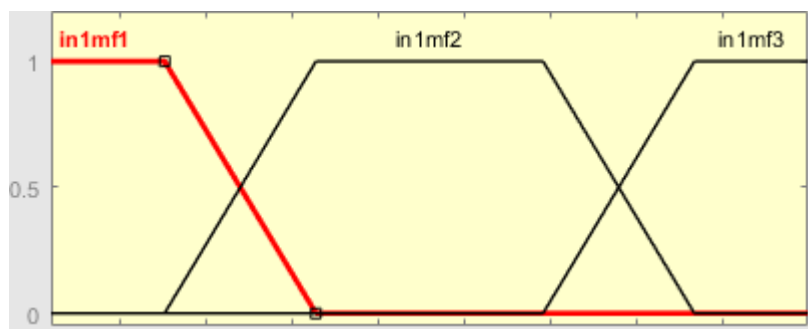


شکل ۴-۲۰- مقایسه مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده پرتاب سنگ با انفیس در مرحله آموزش مدل با تابع عضویت مثلثی به روش آموزش انتشار برگشتی

۴-۶-۲- نتایج مدل عصبی فازی تطبیقی با تابع عضویت دوزنقه‌ای

تابع عضویت متغیرهای ورودی سیستم انفیس با تابع عضویت دوزنقه‌ای در شکل ۴-۲۱ نشان داده

شده است.



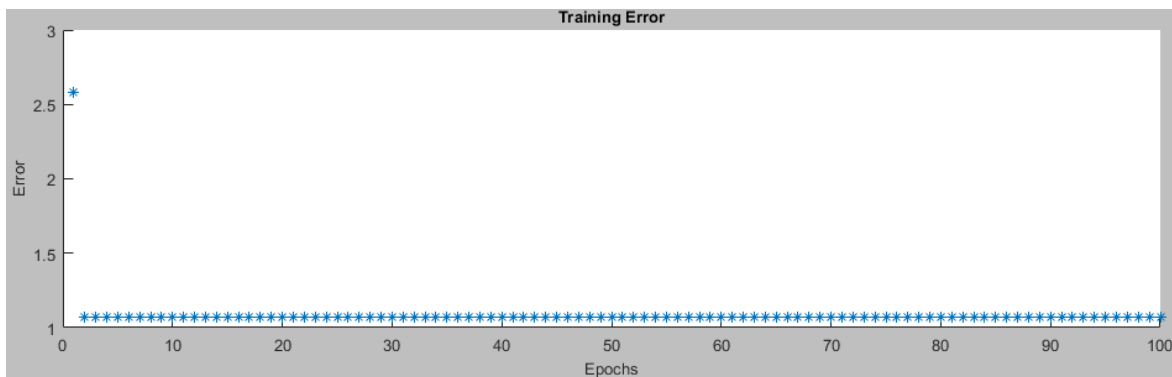
شکل ۴-۲۱- تابع عضویت دوزنقه‌ای

همانطور که در قسمت قبلی اشاره شد، قواعد فازی ایجاد شده برای تمامی توابع خروجی یکسان

است. مانند قسمت قبل، در اینجا نیز مدل به دو روش ترکیبی و انتشار برگشتی آموزش داده شده است.

شکل ۴-۲۲ نمودار خطای آموزش مدل انفیس با تابع عضویت دوزنقه‌ای به تعداد تکرار ۱۰۰ مرتبه را بر

روی داده‌های ورودی نشان می‌دهد.

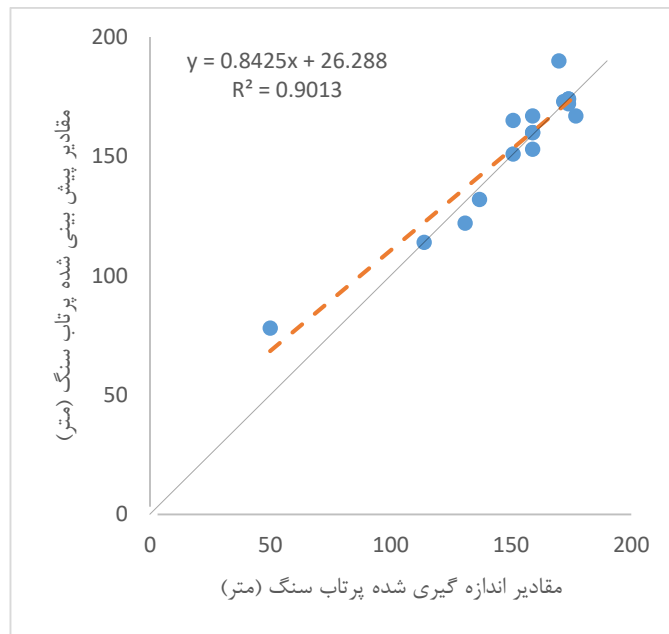


شکل ۴-۲۲- نمودار خطای آموزش مدل عصبی فازی با تابع عضویت دوزنقه‌ای

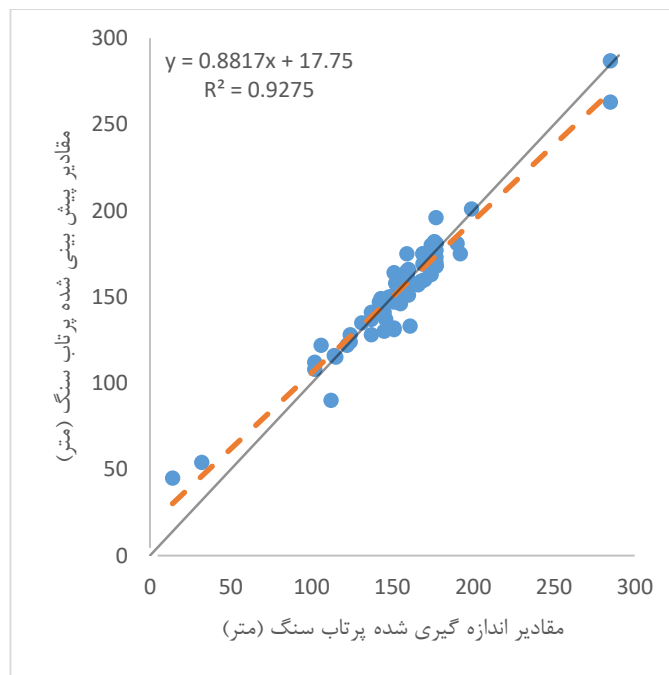
در جداول ۴-۶ و ۴-۷ به ترتیب نتایج به کارگیری مدل عصبی فازی با تابع عضویت خطی دوزنقه‌ای به روش آموزش ترکیبی و به روش آموزش انتشار برگشتی، در مرحله آزمون آورده شده است. همچنین شکل‌های ۴-۲۳ و ۴-۲۴ مقایسه مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده پرتاب سنگ در مرحله آزمون و آزمایش مدل به دو روش ترکیبی و شکل‌های ۴-۲۵ و ۴-۲۶ مقایسه این مقادیر را در مدل انتشار بازگشتی نشان داده شده است.

جدول ۴-۶- نتایج به کارگیری شبکه انفیس در مرحله آزمون مدل با تابع عضویت دوزنقه‌ای به روش آموزش ترکیبی

ردیف	مقادیر واقعی پرتاب سنگ (متر)	مقادیر پیش‌بینی شده پرتاب سنگ (متر)	ردیف	مقادیر واقعی پرتاب سنگ (متر)	مقادیر پیش‌بینی شده پرتاب سنگ (متر)
۱	۱۵۱	۱۵۱	۹	۱۵۹	۱۶۰
۲	۱۷۲	۱۷۳	۱۰	۱۵۹	۱۵۳
۳	۱۷۴	۱۷۲	۱۱	۱۵۱	۱۶۵
۴	۱۷۴	۱۷۴	۱۲	۱۷۰	۱۹۰
۵	۱۳۷	۱۳۲	۱۳	۵۰	۷۸
۶	۱۳۱	۱۲۲	۱۴	۱۵۹	۱۶۷
۷	۱۷۴	۱۷۴	۱۵	۱۷۷	۱۶۷
۸	۱۵۹	۱۶۰	۱۶	۱۱۴	۱۱۴



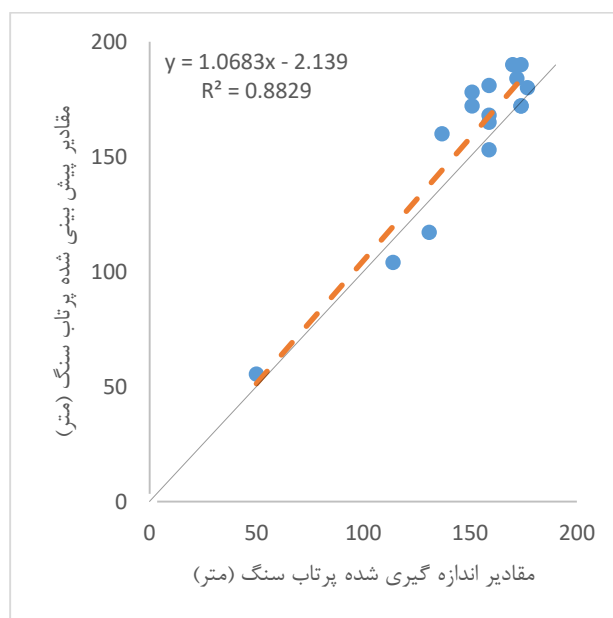
شکل ۴-۲۳- مقایسه مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده پرتاب سنگ با انفیس در مرحله آزمون مدل با تابع عضویت ذوزنقه‌ای به روش آموزش ترکیبی



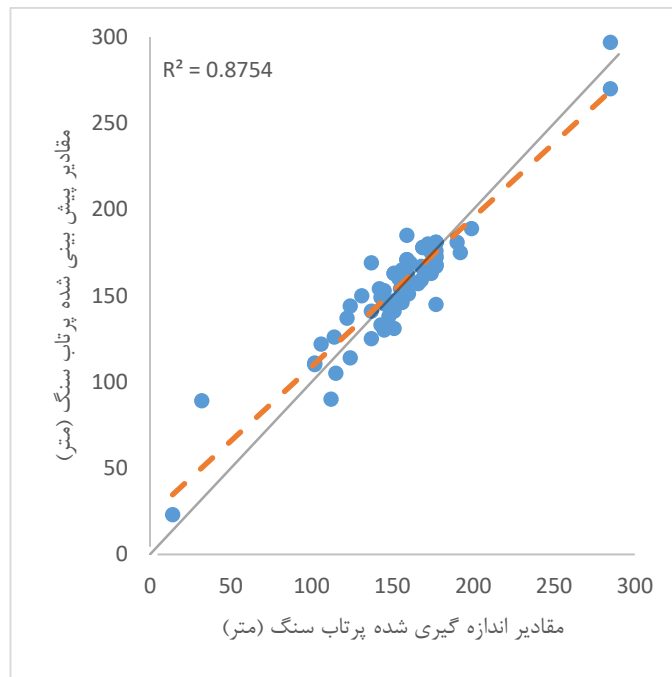
شکل ۴-۲۴- مقایسه مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده پرتاب سنگ با انفیس در مرحله آموزش مدل با تابع عضویت ذوزنقه‌ای به روش آموزش ترکیبی

جدول ۴-۷- نتایج به کارگیری شبکه انفیس در مرحله آزمون مدل با تابع عضویت دوزنقه‌ای به روش آموزش انتشار برگشتی

ردیف	مقادیر واقعی پرتاب سنگ (متر)	مقادیر پیش‌بینی شده پرتاب سنگ (متر)	ردیف	مقادیر واقعی پرتاب سنگ (متر)	مقادیر پیش‌بینی شده پرتاب سنگ (متر)
۱	۱۵۱	۱۷۸	۹	۱۵۹	۱۸۱
۲	۱۷۲	۱۸۴	۱۰	۱۵۹	۱۶۸
۳	۱۷۴	۱۹۰	۱۱	۱۵۱	۱۷۲
۴	۱۷۴	۱۷۲	۱۲	۱۷۰	۱۹۰
۵	۱۳۷	۱۶۰	۱۳	۵۰	۵۵/۴
۶	۱۳۱	۱۱۷	۱۴	۱۵۹	۱۶۵
۷	۱۷۴	۱۷۲	۱۵	۱۷۷	۱۸۰
۸	۱۵۹	۱۵۳	۱۶	۱۱۴	۱۰۴



شکل ۴-۲۵- مقایسه مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده پرتاب سنگ با انفیس در مرحله آزمون مدل با تابع عضویت دوزنقه‌ای به روش آموزش انتشار برگشتی



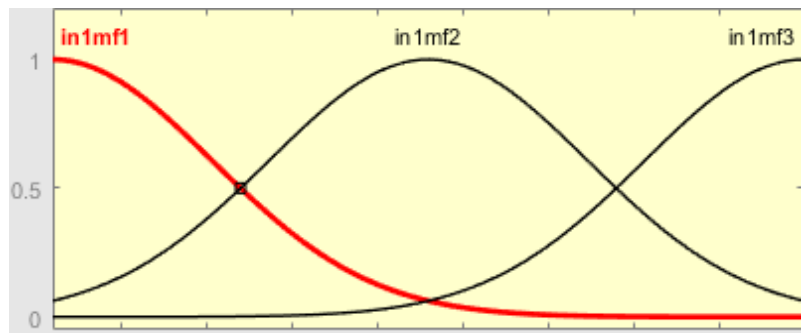
شکل ۴-۲۶- مقایسه مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده پرتاب سنگ با انفیس در مرحله آموزش مدل با تابع

عضویت دوزنقه‌ای به روش آموزش انتشار برگشتی

۴-۶-۳- نتایج مدل عصبی فازی تطبیقی با تابع عضویت گوسی

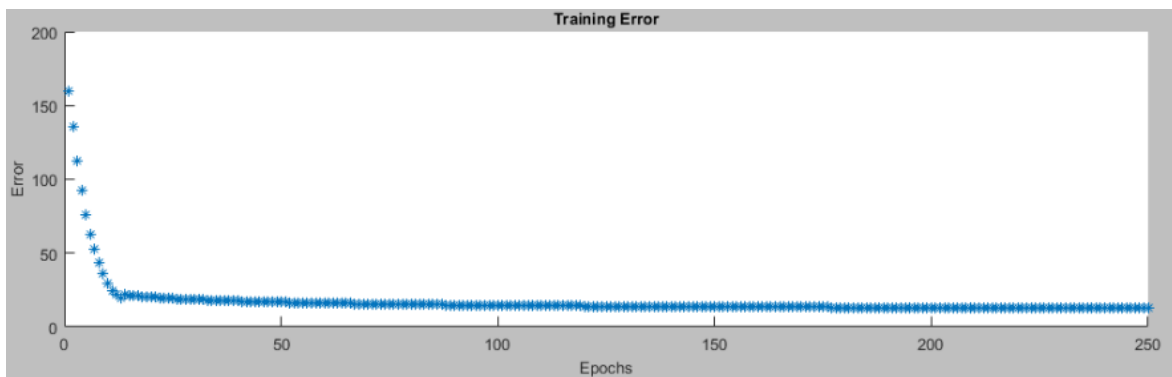
تابع عضویت متغیرهای ورودی سیستم انفیس با تابع عضویت گوسی در شکل ۴-۲۷ نشان داده شده

است.



شکل ۴-۲۷- تابع عضویت گوسی

شکل ۴-۲۸ نمودار خطای مدل عصبی فازی بر روی داده‌های ورودی را نشان می‌دهد.

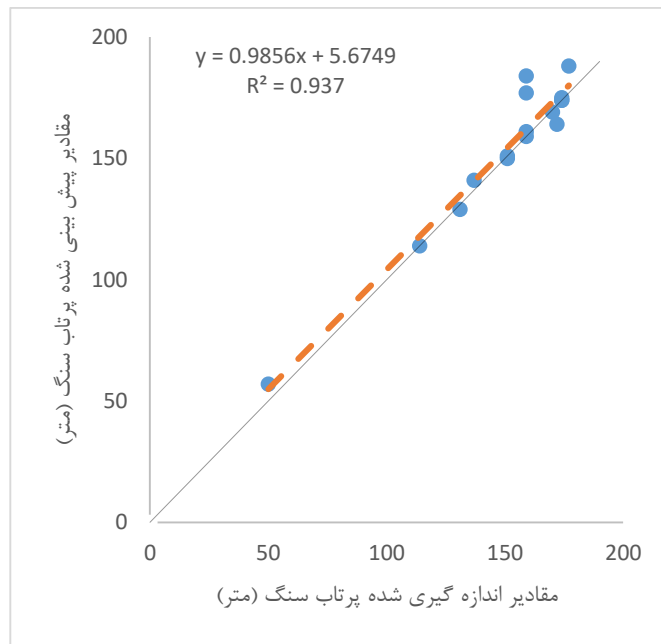


شکل ۴-۲۸- نمودار خطای آموزش مدل عصبی فازی با تابع عضویت گوسی

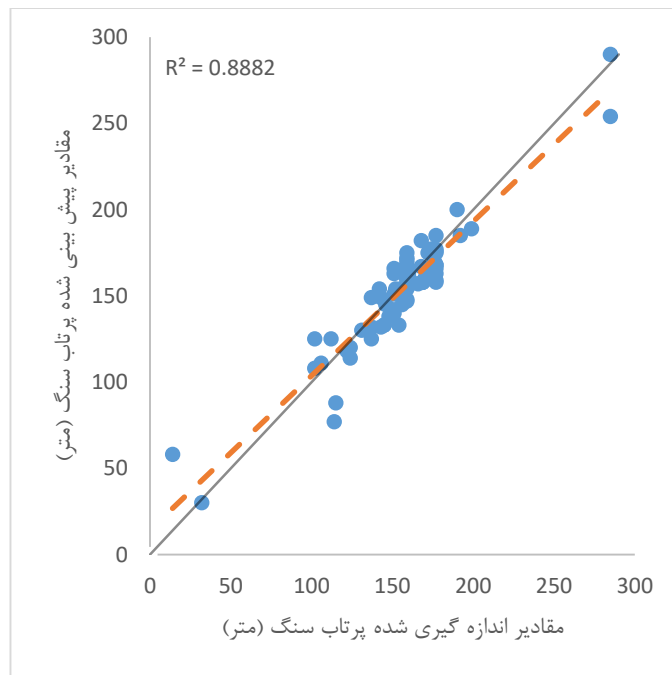
در جداول ۴-۸ و ۴-۹ به ترتیب نتایج به کارگیری مدل عصبی فازی با تابع عضویت خطی گوسی به روش آموزش ترکیبی و به روش آموزش انتشار برگشتی به عقب به تعداد تکرار ۲۵۰ مرتبه، در مرحله آزمون آورده شده است. همچنین شکل‌های ۴-۲۹، ۴-۳۰، ۴-۳۱ و ۴-۳۲ به ترتیب مقایسه مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده پرتاب‌سنگ در مرحله آزمون و آموزش مدل به دو روش ترکیبی و بازگشتی نشان داده شده است.

جدول ۴-۸- نتایج به کارگیری شبکه انفیس در مرحله آزمون مدل با تابع عضویت گوسی به روش آموزش ترکیبی

ردیف	مقادیر واقعی پرتاب سنگ (متر)	مقادیر پیش‌بینی شده پرتاب سنگ (متر)	ردیف	مقادیر واقعی پرتاب سنگ (متر)	مقادیر پیش‌بینی شده پرتاب سنگ (متر)
۱	۱۵۱	۱۵۰	۹	۱۵۹	۱۶۱
۲	۱۷۲	۱۶۴	۱۰	۱۵۹	۱۸۴
۳	۱۷۴	۱۷۵	۱۱	۱۵۱	۱۵۱
۴	۱۷۴	۱۷۴	۱۲	۱۷۰	۱۶۹
۵	۱۳۷	۱۴۱	۱۳	۵۰	۵۷
۶	۱۳۱	۱۲۹	۱۴	۱۵۹	۱۷۷
۷	۱۷۴	۱۷۴	۱۵	۱۷۷	۱۸۸
۸	۱۵۹	۱۵۹	۱۶	۱۱۴	۱۱۴



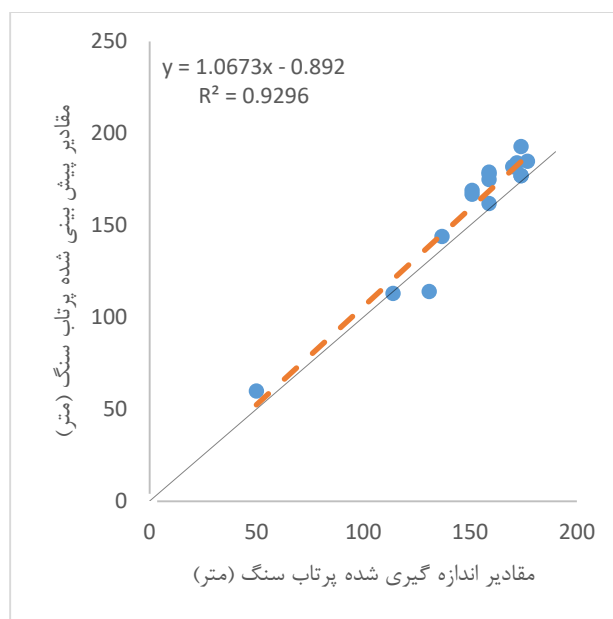
شکل ۴-۲۹- مقایسه مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده پرتاب سنگ با انفیس در مرحله آموزش مدل با تابع عضویت گوسی به روش آموزش ترکیبی



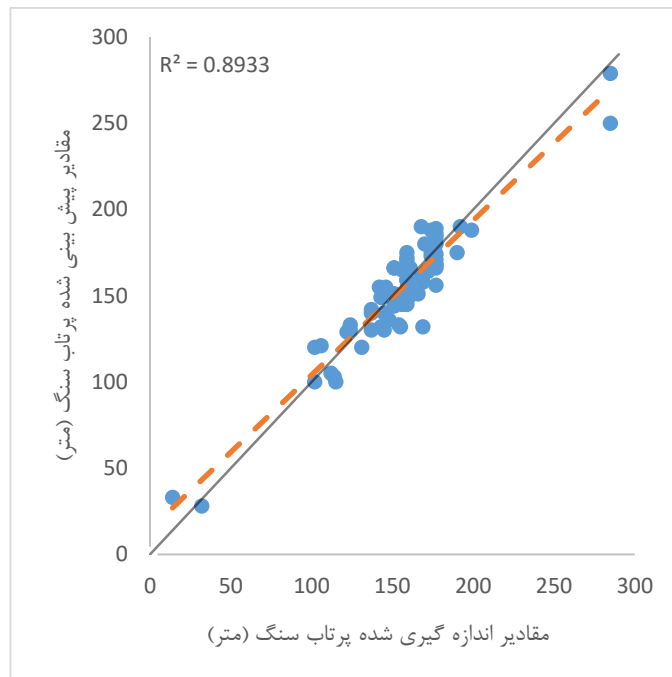
شکل ۴-۳۰- مقایسه مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده پرتاب سنگ با انفیس در مرحله آموزش مدل با تابع عضویت گوسی به روش آموزش ترکیبی

جدول ۹-۴- نتایج به کارگیری شبکه انفیس در مرحله آزمون مدل با تابع عضویت گوسی به روش آموزش انتشار برگشتی

ردیف	مقادیر واقعی پرتاب سنگ (متر)	مقادیر پیش‌بینی شده پرتاب سنگ (متر)	ردیف	مقادیر واقعی پرتاب سنگ (متر)	مقادیر پیش‌بینی شده پرتاب سنگ (متر)
۱	۱۵۱	۱۶۷	۹	۱۵۹	۱۷۸
۲	۱۷۲	۱۸۴	۱۰	۱۵۹	۱۷۹
۳	۱۷۴	۱۹۳	۱۱	۱۵۱	۱۶۹
۴	۱۷۴	۱۷۷	۱۲	۱۷۰	۱۸۲
۵	۱۳۷	۱۴۴	۱۳	۵۰	۶۰
۶	۱۳۱	۱۱۴	۱۴	۱۵۹	۱۷۵
۷	۱۷۴	۱۷۷	۱۵	۱۷	۱۸۵
۸	۱۵۹	۱۶۲	۱۶	۱۱۴	۱۱۳



شکل ۴-۳۱- مقایسه مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده پرتاب سنگ با انفیس در مرحله آزمون مدل با تابع عضویت گوسی به روش آموزش انتشار برگشتی

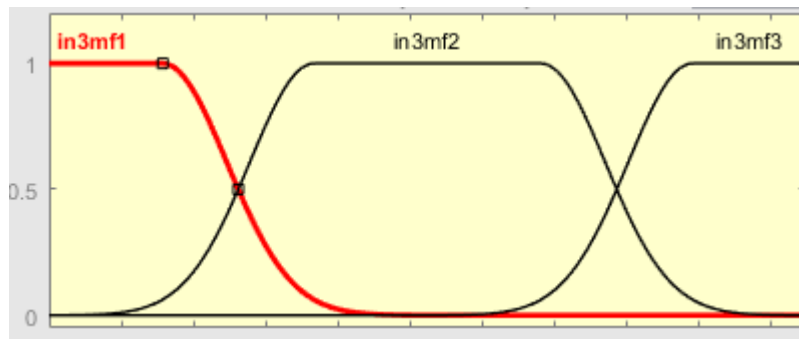


شکل ۴-۳۲- مقایسه مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده پرتاب سنگ با انفیس در مرحله آموزش مدل با تابع عضویت گوسی به روش آموزش انتشار برگشتی

۴-۶-۴- نتایج مدل عصبی فازی تطبیقی با تابع عضویت گوسی نوع دوم

تابع عضویت متغیرهای ورودی سیستم انفیس با تابع عضویت گوسی نوع دوم در شکل ۴-۳۳ نشان

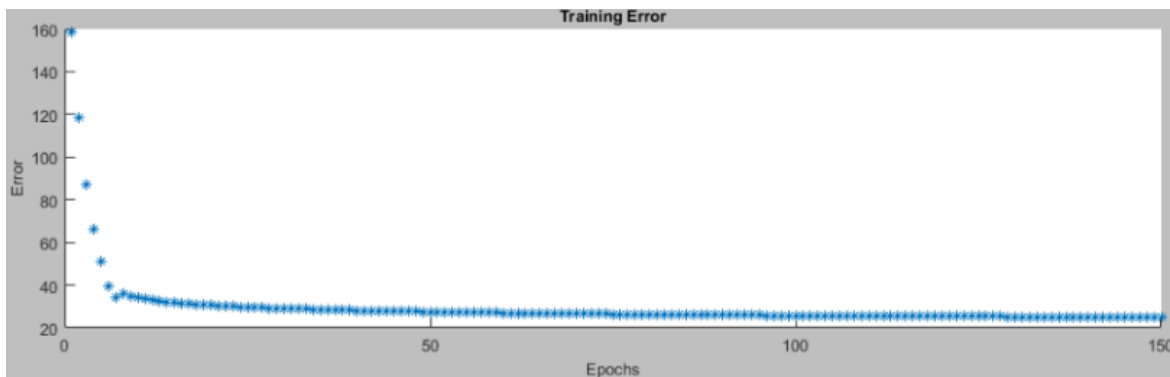
داده شده است.



شکل ۴-۳۳- تابع عضویت گوسی نوع دوم

شکل ۴-۳۴- نمودار خطای آموزش مدل انفیس با تابع عضویت ذوزنقه‌ای به تعداد تکرار ۱۰۰ مرتبه

را بر روی داده‌های ورودی نشان می‌دهد.

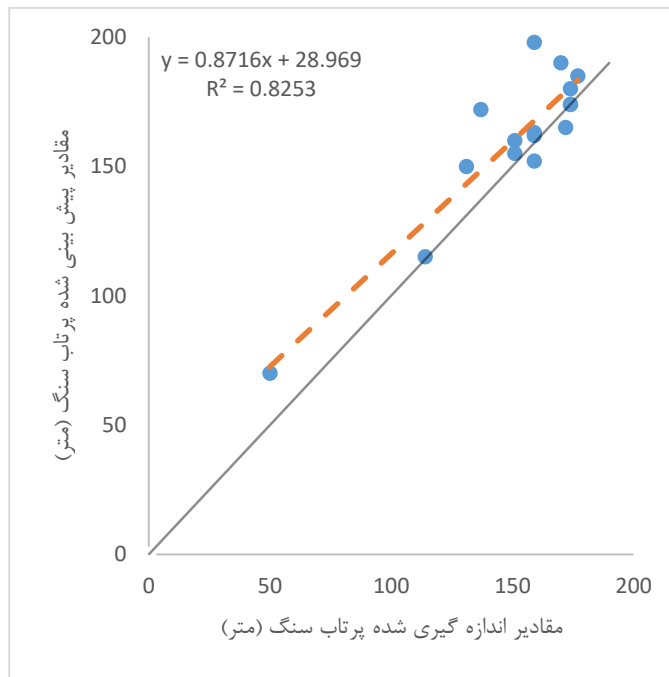


شکل ۴-۳۴- نمودار خطای آموزش مدل عصبی فازی با تابع عضویت گوسی نوع دوم

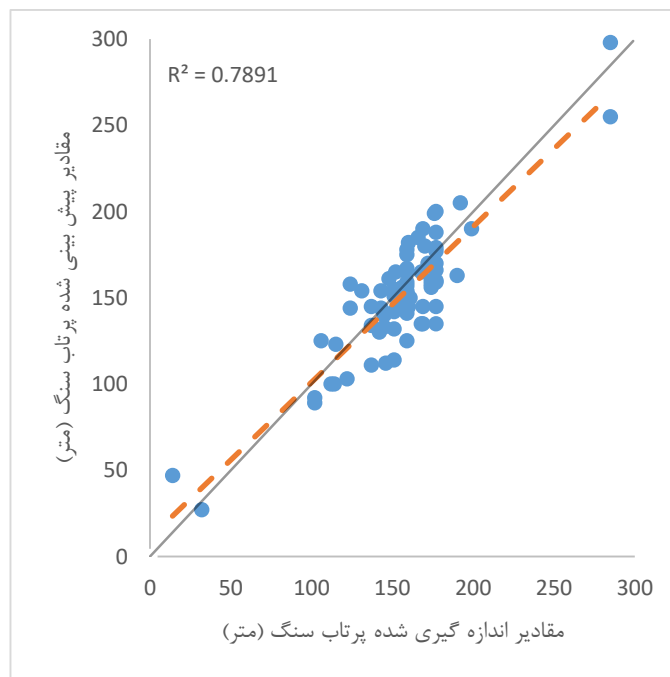
در جداول ۴-۱۰ و ۴-۱۱ به ترتیب نتایج به کارگیری مدل عصبی فازی با تابع عضویت خطی گوسی نوع دوم به روش آموزش ترکیبی و به روش آموزش انتشار برگشتی به عقب به تعداد تکرار ۱۵۰ مرتبه، در مرحله آزمون مدل آورده شده است. همچنین شکل‌های ۴-۳۵، ۴-۳۶، ۴-۳۷ و ۴-۳۸ به ترتیب مقایسه مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده پرتاب‌سنگ در مرحله آزمون و آموزش مدل به دو روش ترکیبی و بازگشتی نشان داده شده است.

جدول ۴-۱۰- نتایج بکارگیری شبکه انفیس در مرحله آزمون مدل با تابع عضویت گوسی نوع دوم به روش آموزش ترکیبی

ردیف	مقادیر واقعی پرتاب سنگ (متر)	مقادیر پیش‌بینی شده پرتاب‌سنگ (متر)	ردیف	مقادیر واقعی پرتاب سنگ (متر)	مقادیر پیش‌بینی شده پرتاب‌سنگ (متر)
۱	۱۵۱	۱۵۵	۹	۱۳۷	۱۷۲
۲	۱۵۹	۱۶۳	۱۰	۵۰	۷۰
۳	۱۷۲	۱۶۵	۱۱	۱۳۱	۱۵۰
۴	۱۵۹	۱۵۲	۱۲	۱۵۹	۱۹۸
۵	۱۷۴	۱۸۰	۱۳	۱۷۴	۱۷۴
۶	۱۵۱	۱۶۰	۱۴	۱۷۷	۱۸۵
۷	۱۷۴	۱۷۴	۱۵	۱۵۹	۱۶۲
۸	۱۷۰	۱۹۰	۱۶	۱۱۴	۱۱۵



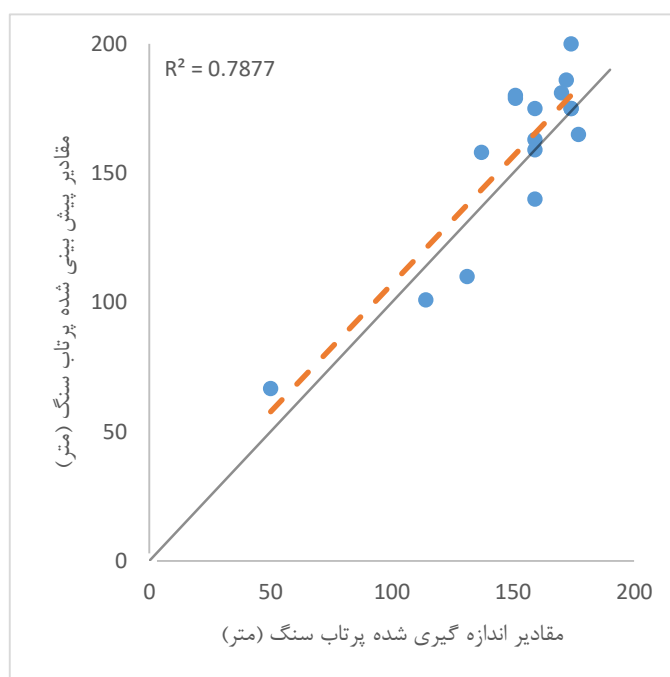
شکل ۴-۳۵- مقایسه مقادیر اندازه گیری شده و پیش بینی شده پرتاب سنگ با انفیس در مرحله آموزش مدل با تابع عضویت گوسی نوع دوم به روش آموزش ترکیبی



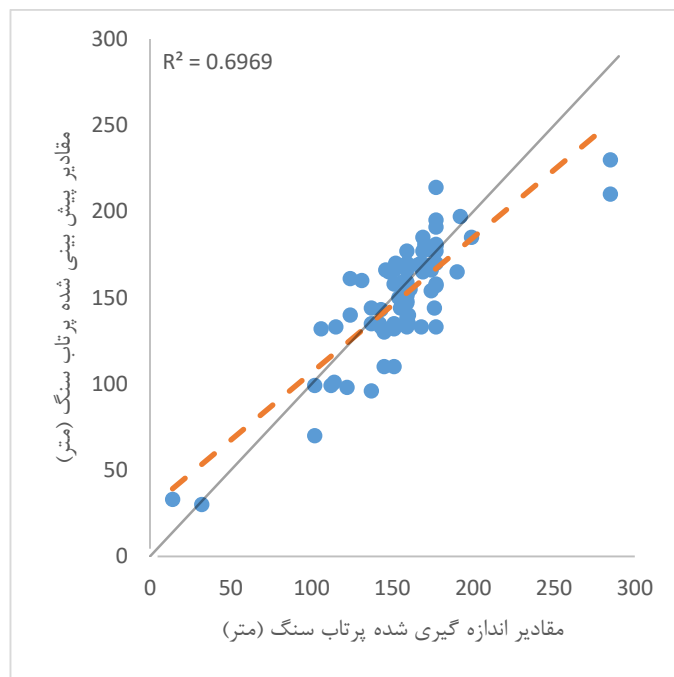
شکل ۴-۳۶- مقایسه مقادیر اندازه گیری شده و پیش بینی شده پرتاب سنگ با انفیس در مرحله آموزش مدل با تابع عضویت گوسی نوع دوم به روش آموزش ترکیبی

جدول ۴-۱۱- نتایج بکارگیری شبکه انفیس در مرحله آزمون مدل با تابع عضویت گوسی نوع دوم به روش آموزش انتشار برگشتی

ردیف	مقادیر واقعی پرتاب سنگ (متر)	مقادیر پیش‌بینی شده پرتاب سنگ (متر)	ردیف	مقادیر واقعی پرتاب سنگ (متر)	مقادیر پیش‌بینی شده پرتاب سنگ (متر)
۱	۱۵۱	۱۷۹	۹	۱۳۷	۱۵۸
۲	۱۵۹	۱۷۵	۱۰	۵۰	۶۶/۷
۳	۱۷۲	۱۸۶	۱۱	۱۳۱	۱۱۰
۴	۱۵۹	۱۶۳	۱۲	۱۵۹	۱۵۹
۵	۱۷۴	۲۰۰	۱۳	۱۷۴	۱۷۵
۶	۱۵۱	۱۸۰	۱۴	۱۷۷	۱۶۵
۷	۱۷۴	۱۷۵	۱۵	۱۵۹	۱۴۰
۸	۱۷۰	۱۸۱	۱۶	۱۱۴	۱۰۱



شکل ۴-۳۷- مقایسه مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده پرتاب سنگ با انفیس در مرحله آزمون مدل با تابع عضویت گوسی نوع دوم به روش آموزش انتشار برگشتی



شکل ۴-۳۸- مقایسه مقادیر اندازه گیری شده و پیش بینی شده پرتاب سنگ با انجیس در مرحله آموزش مدل با تابع عضویت گوسی نوع دوم به روش آموزش انتشار برگشتی

۷-۴- مقایسه عملکرد مدل های پیش بینی کننده عصبی فازی تطبیقی

برای ارزیابی عملکرد توابع مختلف مدل عصبی فازی، از داده های آزمون استفاده شده است. این ارزیابی توسط شاخص های آماری مجذور میانگین مربعات خطا^۱ و ضریب تعیین انجام شده است (Rezaei et al, 2011).

$$RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^n (OB_{ipredicted} - OB_{imeasured})^2 / N}$$

در این رابطه، N تعداد داده ها، $OB_{ipredicted}$ و $OB_{imeasured}$ به ترتیب i امین عنصر پیش بینی شده و اندازه گیری شده هستند. در جدول ۴-۱۲ ضریب تعیین و مقدار مجذور مربعات خطا برای مدل های پیش بینی کننده آورده شده است.

1 - Root Mean Square Error= RMSE

جدول ۴-۱۲- اطلاعات سیستم‌های عصبی فازی ساخته شده

نوع تابع ورودی	نوع تابع خروجی	نوع الگوریتم آموزشی	RMSE	R ²
مثلی	خطی	ترکیبی	۱۲/۰۷۵	۰/۸۷۳۷
مثلی	خطی	انتشار برگشتی	۶/۸۷۸	۰/۹۵۹۶
دوزنقه	خطی	ترکیبی	۱۰/۲۸۶	۰/۹۰۱۳
دوزنقه	خطی	انتشار برگشتی	۱۴/۷۴۳	۰/۸۸۲۹
گوسی	خطی	ترکیبی	۸/۶۹۶	۰/۹۳۷
گوسی	خطی	انتشار برگشتی	۱۳/۱۷۱	۰/۹۲۹۶
گوسی مرتبه دوم	خطی	ترکیبی	۱۶/۲۵۵	۰/۸۲۵۳
گوسی مرتبه دوم	خطی	انتشار برگشتی	۱۷/۱۸۸	۰/۷۸۷۷

با توجه به جدول ۴-۱۲، مدل مثلی در بین مدل‌هایی که با الگوریتم برگشتی آموزش دیده‌اند با ضریب تعیین ۰/۹۵۹۶ و مجذور میانگین مربعات خطای ۶/۸۷۸ و همچنین مدل گوسی در بین مدل‌هایی که با الگوریتم ترکیبی آموزش دیده‌اند با ضریب تعیین ۰/۹۳۷ و مجذور میانگین مربعات خطای ۸/۶۹۶، نتایج بهتری ارائه کرده‌اند.

۴-۸- تحلیل حساسیت

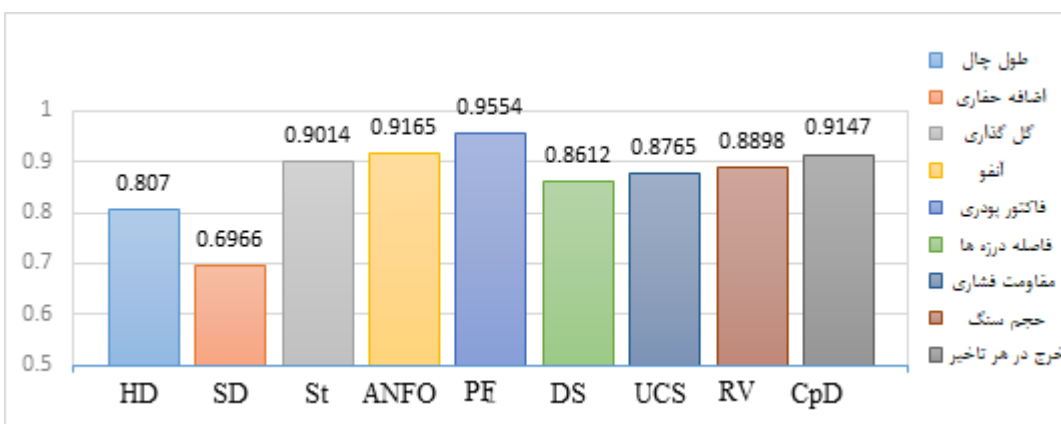
آخرین مرحله در مدل‌سازی، تعیین میزان حساسیت پارامتر خروجی نسبت به پارامترهای ورودی است. در این تحقیق، برای تعیین پارامترهایی که بیشترین تاثیر را بر روی پدیده پرتاب‌سنگ دارند، از روش دامنه کسینوس^۱ استفاده شده است. در این روش تمام پارامترها در یک فضای m بعدی تعریف می‌شوند.

1 - Cosine Amplitude Method = CAM

میزان تاثیر هر کدام از پارامترهای ورودی بر روی پارامتر تابع هدف از رابطه زیر تعیین می‌شود (خواجوی سیرجانی و همکاران، ۱۳۹۵):

$$R_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^m X_{ik} X_{jk}}{\sqrt{\sum_{k=1}^m X_{ik}^2 \sum_{k=1}^m X_{jk}^2}}$$

در این رابطه، m تعداد داده‌ها، X_i داده‌های ورودی و X_j داده‌های خروجی هستند. هرچه میزان تاثیر پارامترهای ورودی بر خروجی بیشتر باشد، مقدار R_{ij} به یک نزدیکتر می‌شود. در شکل ۴-۴۰ نتایج به دست آمده از تحلیل حساسیت بر روی ۹ پارامتر ورودی در این تحقیق، نشان داده شده است. با توجه به نتایج بدست آمده، پارامترهای خرج ویژه، گل‌گذاری، مقدار ماده منفجره و میزان خرج در هر تأخیر بیشتری بر روی مقدار پرتاب‌سنگ داشتند.



شکل ۴-۴۰- نتایج تحلیل حساسیت متغیرهای ورودی

۹-۴- ساخت مدل ماشین بردار پشتیبان برای پیش‌بینی پرتاب‌سنگ

در این تحقیق، برای ساخت مدل پیش‌بینی پرتاب‌سنگ با استفاده از ماشین بردار پشتیبان، از نرم‌افزار وکا نسخه ۳/۸ استفاده شده است. نرم‌افزار وکا در دانشگاه وایکاتو^۱ واقع در نیوزلند توسعه یافته است. این

سیستم به زبان جاوا نوشته شده است. این نرم‌افزار، یک واسط همگون برای بسیاری از الگوریتم‌های یادگیری متفاوت، فراهم کرده است که از طریق آن روش‌های پیش پردازش، پس از پردازش و ارزیابی نتایج طرح‌های یادگیری روی همه مجموعه‌های داده موجود، قابل اعمال است. یکی از این الگوریتم‌ها، الگوریتم بهینه سازی کمینه^۱ است که در سال ۱۹۹۸ توسط پلات^۲ ارائه شده است. از این الگوریتم برای حل مسائل رگرسیونی با استفاده از ماشین بردار پشتیبان استفاده می‌شود. در این تحقیق نیز، از این الگوریتم استفاده شده است. با توجه به داده‌های برداشت شده از معدن انگوران و با توجه به عدم محدودیت در نوع ورودی‌های مدل ماشین بردار پشتیبان، تعداد ۱۱ پارامتر به عنوان ورودی مدل‌های ماشین بردار پشتیبان در نظر گرفته شده است. پارامترهای ورودی مدل عبارتند از بار سنگ، فاصله‌داری جناحی چال‌ها، طول چال، اضافه حفاری، فاصله‌داری دسته درزه‌ها، گل‌گذاری، مقدار ماده منفجره مصرفی، فاکتور پودری، مقاومت فشاری تک‌محوره، حجم سنگ و میزان خرج در هر تاخیر.

برای استفاده از الگوریتم بهینه سازی کمینه با تابع کرنل شعاعی، باید پارامترهای C و ϵ و γ تعیین شوند. برای پایدار کردن فرآیند آموزش مقدار C برابر با ۱۰۰ قرار داده می‌شود. برای تعیین مقادیر بهینه ϵ و γ از مقدار میانگین خطای مطلق استفاده شده است. کمترین مقادیر میانگین خطای مطلق برای دو پارامتر ϵ و γ به ترتیب برابر با ۰/۰۵ و ۰/۹ شده است. اطلاعات مربوط به مدل ماشین بردار پشتیبان در جدول ۴-۱۳ آورده شده است.

برای ساخت مدل ماشین بردار پشتیبان از روش percentage split استفاده شده است. برای این روش مدل مورد نظر، در دو مرحله مورد آزمایش قرار گرفته شده است. مرحله اول، ۷۰ درصد از داده‌ها به صورت داده‌های آموزشی و ۳۰ درصد داده‌ها به صورت آزمون و در مرحله دوم، ۸۰ درصد از داده‌ها به صورت داده‌های آموزشی و ۲۰ درصد از داده‌ها برای آزمون، در نظر گرفته شده است. که نتایج آن در جداول ۴-۱۴

و ۴-۱۵ آورده شده است. همچنین در شکل‌های ۴-۴۱ و ۴-۴۲ عملکرد مدل ماشین بردار پشتیبان در مقابل داده‌های ورودی در مرحله اول مدل و در شکل‌های ۴-۴۳ و ۴-۴۴ عملکرد مدل در مرحله دوم آموزش نشان داده شده است.

جدول ۴-۱۳- اطلاعات مدل ماشین بردار پشتیبان

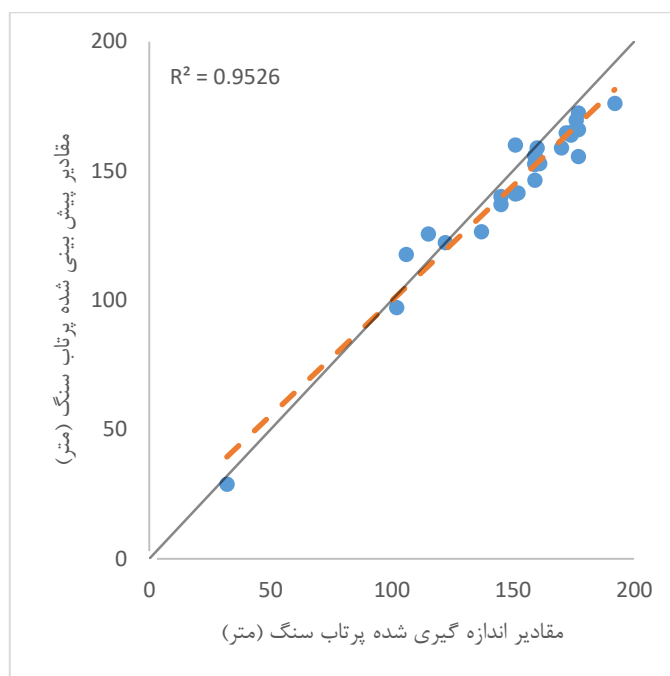
نوع الگوریتم	بهینه سازی متوالی کمینه
نوع آموزش	Percentage split
نوع تابع	کرنل شعاعی
مقدار C	۱۰۰
مقدار ε	۰/۰۵
مقدار γ	۰/۹

جدول ۴-۱۴- نتایج نهایی مدل ماشین بردار پشتیبان در مرحله اول (۷۰ درصد آموزش - ۳۰ درصد آزمون)

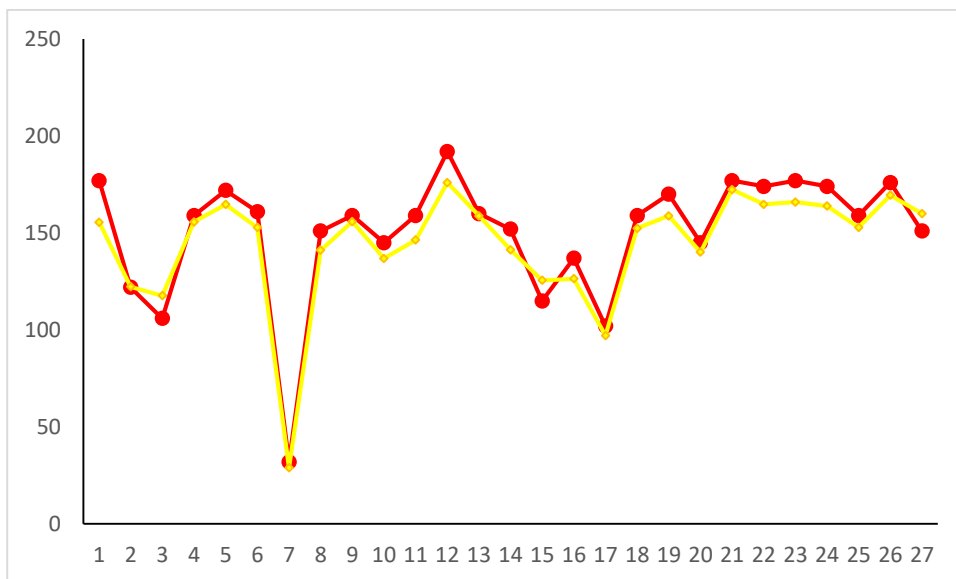
ردیف	مقدار واقعی (متر)	مقدار پیش‌بینی شده (متر)	مقدار خطا (متر)	ردیف	مقدار واقعی (متر)	مقدار پیش‌بینی شده (متر)	مقدار خطا (متر)
۱	۱۷۷	۱۵۵/۵۹۵	۲۱/۴۰۵	۱۵	۱۱۵	۱۲۵/۶۳۳	۱۰/۶۳۳
۲	۱۲۲	۱۲۲/۲۹۲	۰/۲۹۲	۱۶	۱۳۷	۱۲۶/۴۰۳	۱۰/۵۹۷
۳	۱۰۶	۱۱۷/۶۷۱	۱۱/۶۷۱	۱۷	۱۰۲	۹۷/۱۶۸	۴/۸۳۲
۴	۱۵۹	۱۵۵/۷۰۳	۳/۲۹۷	۱۸	۱۵۹	۱۵۲/۴۴۴	۶/۵۵۶
۵	۱۷۲	۱۶۴/۷۱۶	۷/۲۸۴	۱۹	۱۷۰	۱۵۸/۸۲۵	۱۱/۱۷۵
۶	۱۶۱	۱۵۲/۸۴۶	۸/۱۵۴	۲۰	۱۴۵	۱۴۰/۱۰۵	۴/۸۹۵
۷	۳۲	۲۸/۹۰۲	۳/۰۹۸	۲۱	۱۷۷	۱۷۲/۳۹۳	۴/۶۰۷
۸	۱۵۱	۱۴۱/۰۸۲	۹/۹۱۸	۲۲	۱۷۴	۱۶۴/۸۰۴	۹/۱۹۶
۹	۱۵۹	۱۵۵/۸۶۲	۳/۱۳۸	۲۳	۱۷۷	۱۶۵/۹۶۴	۱۱/۰۳۶
۱۰	۱۴۵	۱۳۶/۹۳۴	۸/۰۶۶	۲۴	۱۷۴	۱۶۳/۸۸۲	۱۰/۱۱۸
۱۱	۱۵۹	۱۴۶/۳۶۶	۱۲/۶۳۴	۲۵	۱۵۹	۱۵۲/۹۴۶	۶/۰۵۴
۱۲	۱۹۲	۱۷۶/۰۳۶	۱۵/۹۶۴	۲۶	۱۷۶	۱۶۹/۵۰۸	۶/۴۹۲
۱۳	۱۶۰	۱۵۸/۸۸	۱/۱۲	۲۷	۱۵۱	۱۵۹/۹۸۸	۸/۹۸۸
۱۴	۱۵۲	۱۴۱/۳۷	۱۰/۶۳				

جدول ۴-۱۵- نتایج نهایی مدل ماشین بردار پشتیبان در مرحله دوم (۸۰ درصد آموزش - ۲۰ درصد آزمون)

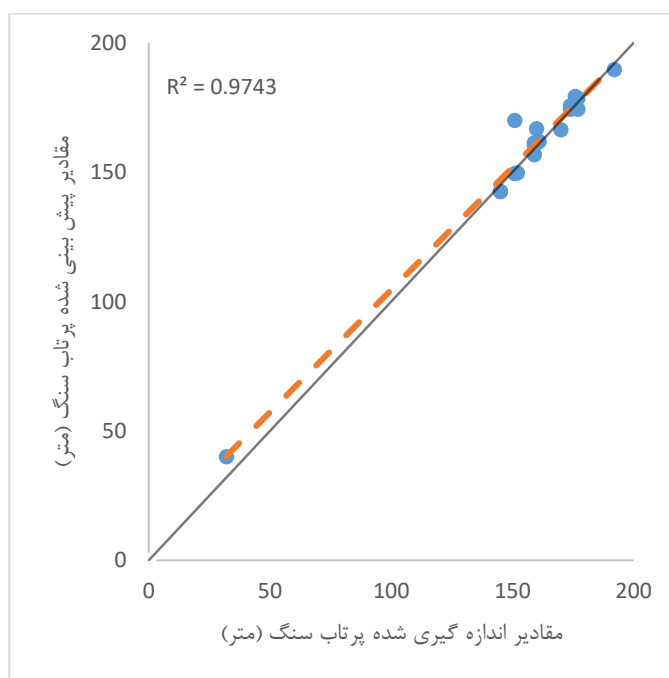
ردیف	مقدار واقعی (متر)	مقدار پیش-بینی شده (متر)	مقدار خطا (متر)	ردیف	مقدار واقعی (متر)	مقدار پیش-بینی شده (متر)	مقدار خطا (متر)
۱	۱۷۰	۱۶۶/۵۱۵	۳/۴۸۵	۱۰	۱۶۱	۱۶۱/۹۳۷	۰/۹۳۷
۲	۱۴۵	۱۴۲/۶۴۹	۲/۳۵۱	۱۱	۳۲	۴۰/۰۲۷	۸/۰۲۷
۳	۱۷۷	۱۷۸/۵۸۹	۱/۵۸۹	۱۲	۱۵۱	۱۴۹/۵۲۸	۱/۴۷۲
۴	۱۷۴	۱۷۴/۳۶	۰/۳۶	۱۳	۱۵۹	۱۶۱/۴۲۸	۲/۴۲۸
۵	۱۷۷	۱۷۴/۴۳	۲/۵۷	۱۴	۱۴۵	۱۴۲/۵۴۸	۲/۴۵۲
۶	۱۷۴	۱۷۵/۷۲۳	۱/۷۲۳	۱۵	۱۵۹	۱۵۶/۸۰۷	۲/۱۹۳
۷	۱۵۹	۱۶۰/۴۸۵	۱/۴۸۵	۱۶	۱۹۲	۱۸۹/۷۳۱	۲/۲۶۹
۸	۱۷۶	۱۷۹/۳۹۲	۳/۳۹۲	۱۷	۱۶۰	۱۶۶/۸۴۶	۶/۸۴۶
۹	۱۵۱	۱۷۰/۰۸۷	۱۹/۰۸۷	۱۸	۱۵۲	۱۴۹/۸۰۵	۲/۱۹۵



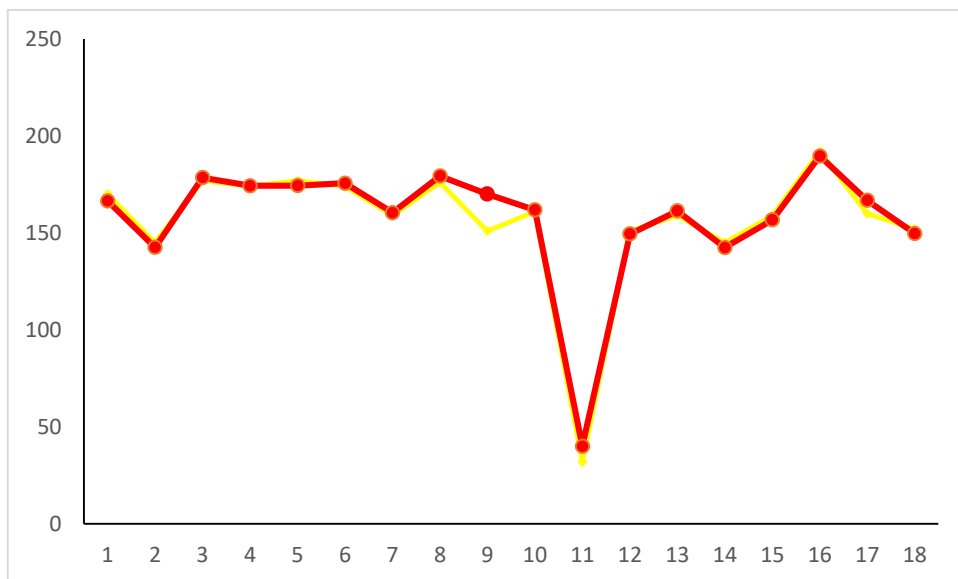
شکل ۴-۴۱- مقایسه مقادیر اندازه گیری شده و پیش‌بینی پرتاب سنگ با ماشین بردار پشتیبان در مرحله آزمون مدل (مرحله اول)



شکل ۴-۴۲- اختلاف مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده پرتاب‌سنگ با استفاده از ماشین بردار پشتیبان (مرحله اول)



شکل ۴-۴۳- مقایسه مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده پرتاب‌سنگ با ماشین بردار پشتیبان در مرحله آزمون (مرحله دوم)



شکل ۴-۴۴- اختلاف مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده پرتاب‌سنگ با استفاده از ماشین بردار پشتیبان (مرحله دوم)

برای مقایسه نتایج دو مرحله آزمون، از ضریب تعیین و مجذور میانگین مربعات خطا استفاده شده است. مقدار ضریب تعیین برای مرحله اول و دوم مدل، به ترتیب برابر $0/9526$ و $0/9743$ شده است. همچنین مجذور میانگین مربعات خطا نیز برای مرحله اول و دوم، به ترتیب برابر با $9/362$ و $5/522$ شده است. با مقایسه نتایج به دست آمده، مشخص است که مدل ماشین بردار پشتیبان مرحله دوم (80% آموزش و 20% آزمون) عملکرد مناسب‌تری را ارائه کرده است.

۴-۱۰- مقایسه کلی عملکرد مدل‌های پیش‌بینی کننده ساخته شده

برای مقایسه مدل‌های ارائه شده از دو روش ضریب تعیین و مجذور میانگین مربعات خطا استفاده شده است. در جدول ۴-۱۶ مقدار ضریب تعیین و مجذور مربعات خطا برای مدل‌های ارائه شده با استفاده از انفیس و ماشین بردار پشتیبان آورده شده است.

جدول ۴-۱۶- مقادیر مجذور مربعات خطا و ضریب تعیین برای مدل‌های ارائه شده

R ²	RMSE	مدل‌های پیش‌بینی پرتاب‌سنگ
۰/۹۵۹۶	۶/۸۷۸	انفیس با تابع عضویت مثلثی
۰/۹۰۱۳	۱۰/۲۸۶	انفیس با تابع عضویت دوزنقه‌ای
۰/۹۳۷	۸/۶۹۶	انفیس با تابع عضویت گوسی
۰/۸۲۵۳	۱۶/۲۵۵	انفیس با تابع عضویت گوسی نوع دوم
۰/۹۵۲۶	۹/۳۶۲	ماشین بردار پشتیبان مرحله اول
۰/۹۷۴۳	۵/۵۲۲	ماشین بردار پشتیبان مرحله دوم

۴-۱۱- جمع‌بندی

در این فصل، با توجه به داده‌های جمع‌آوری شده از معدن انگوران، چهار مدل با استفاده از روش انفیس و دو مدل با استفاده از ماشین بردار پشتیبان برای پیش‌بینی پرتاب‌سنگ ساخته شد. در میان مدل‌های ساخته شده توسط انفیس، مدل انفیس تابع عضویت مثلثی با الگوریتم آموزشی انتشار برگشتی و در میان مدل‌های ساخته شده توسط ماشین بردار پشتیبان، مدل ماشین بردار پشتیبان مرحله دوم بهترین جواب‌ها را ارائه کردند. بیشترین میزان پرتاب‌سنگ در این معدن با استفاده از جمع‌آوری شده، ۲۸۵ متر بوده است. با پیش‌بینی مناسب میزان پرتاب‌سنگ، می‌توان محدوده خطر هنگام عملیات انفجار را تعیین کرد، از این‌رو عملیات معدنکاری با امنیت بیشتری صورت خواهد گرفت. همچنین با تعیین محدوده خطر، می‌توان از توقف عملیات معدنکاری در هنگام عملیات انفجار جلوگیری کرد.

فصل پنجم

نتیجه‌گیری و پیشنهادات

۵-۱- نتیجه‌گیری

نیاز روز افزون بشر به بهره‌گیری هر چه بیشتر از ثروت‌های نهفته زمین سبب شده است تا فعالیت‌های معدنی از جایگاه ویژه‌ای در اقتصاد جهان برخوردار باشد. از این‌رو طراحی دقیق، ایمن و اقتصادی فعالیت‌ها و فرآیندهای معدنکاری روز به روز بیشتر مورد توجه طراحان این حوزه قرار گرفته و پژوهش‌های بسیاری در این زمینه انجام شده است. از جمله مهمترین فرآیندهای معدنکاری می‌توان به عملیات انفجار در معادن اشاره کرد که این عملیات با عوارض ناخواسته و نامطلوبی همراه است. یکی از این عوارض پدیده پرتاب‌سنگ است.

پرتاب‌سنگ حرکت کنترل نشده قطعات خرده‌سنگ ناشی از انفجار است. این پدیده همواره نیروهای انسانی، تجهیزات و ساختمان‌های اطراف محدوده معدن را مورد تهدید قرار می‌دهد، لذا پیش‌بینی میزان فاصله‌ی پرتاب‌سنگ می‌تواند از پیشامدهای نامطلوب آن جلوگیری کند و یا آن‌ها را کاهش دهد.

به منظور پیش‌بینی پدیده پرتاب‌سنگ ناشی از انفجار، ابتدا باید عوامل تأثیرگذار بر این پدیده شناسایی شوند. پرتاب‌سنگ تحت تأثیر عوامل زیادی قرار دارد که این عوامل را در حالت کلی می‌توان به دو دسته عوامل قابل کنترل و غیر قابل کنترل تقسیم کرد. پارامترهای قابل کنترل (پارامترهای انفجار)، عواملی هستند که می‌توان آن‌ها را تغییر داد و با طراحی صحیح آن‌ها را به حالت بهینه رساند. از جمله پارامترهای قابل کنترل می‌توان به بار سنگ، قطر چال، فاصله‌داری جناحی چال‌ها، وزن خرج در هر تأخیر، خرج ویژه و مقدار ماده منفجره مصرفی اشاره کرد. از طرف دیگر، عوامل غیر قابل کنترل را همواره محیط اطراف دیکته کرده است و مرتبط با خصوصیات توده سنگ هستند. از جمله پارامترهای غیر قابل کنترل می‌توان به فاصله‌داری درزه‌ها، بازشدگی درزه‌ها، مقاومت فشاری تک محوره سنگ، چگالی سنگ و زبری درزه‌ها اشاره کرد.

روش‌های متعددی از جمله روش‌های تجربی، تحلیلی و هوش مصنوعی برای پیش‌بینی پرتاب‌سنگ ارائه شده است. از آنجا که پارامترهای بسیاری در این پدیده موثر هستند و روابط تجربی که تاکنون مورد استفاده قرار گرفته‌اند، قادر به در نظر گرفتن تمامی این پارامترها به طور همزمان نیستند، لذا می‌توان از روش‌های هوش مصنوعی مانند شبکه‌های عصبی مصنوعی، سیستم استنتاج عصبی فازی تطبیقی (انفیس) و ماشین بردار پشتیبان استفاده کرد. هدف از انجام این تحقیق، کاربرد روش‌های هوش مصنوعی در زمینه پیش‌بینی پدیده پرتاب‌سنگ به منظور کاهش آثار زیان‌بار این پدیده بوده است.

در این تحقیق، برای پیش‌بینی میزان پرتاب‌سنگ، تعداد ۹۱ دسته داده عملیات انفجار از معدن سرب و روی انگوران جمع‌آوری شد. مدل‌های ساخته شده با استفاده از دو روش انفیس و ماشین بردار پشتیبان بوده است. برای پارامترهای ورودی، با توجه به مطالعات انجام شده، مجموعه‌ای از عوامل تأثیرگذار بر پدیده پرتاب‌سنگ مورد شناسایی قرار گرفت و در نهایت ۹ پارامتر (طول چال، اضافه حفاری، گل‌گذاری، مقدار ماده منفجره مصرفی، فاکتور پودری، فاصله‌داری ناپیوستگی‌ها، مقاومت فشاری تک‌محوره، حجم سنگ و میزان خرج در هر تاخیر) به عنوان ورودی مدل انفیس و ۱۱ پارامتر (بار سنگ، طول چال، اضافه حفاری، فاصله‌داری جناحی چال‌ها، گل‌گذاری، مقدار ماده منفجره مصرفی، فاکتور پودری، فاصله‌داری ناپیوستگی‌ها، مقاومت فشاری تک‌محوره، حجم سنگ و میزان خرج در هر تاخیر) به عنوان ورودی مدل ماشین بردار پشتیبان در نظر گرفته شد.

هر دور روش با وجود مزایای فراوان، معایبی را نیز دارا هستند. از جمله این معایب برای سیستم انفیس می‌توان به زیاد شدن قوانین و پیچیده شدن محاسبات، هنگامی که تعداد توابع عضویت برای هر کدام از پارامترهای ورودی افزایش می‌یابد، اشاره کرد. از طرف دیگر از معایب ماشین بردار پشتیبان می‌توان به تعیین مقادیر بهینه پارامترهای C ، ε و γ اشاره کرد که هیچ قانون تعریف شده‌ای برای تعیین مقادیر

مناسب این پارامترها وجود ندارد. با این حال، هر دو روش با توجه به قابلیت‌های لازمی که دارا هستند، جواب‌های مناسبی را برای پیش‌بینی پرتاب‌سنگ ارائه کرده‌اند.

یکی از مهم‌ترین روش‌های کاهش پرتاب‌سنگ در عملیات انفجار، طراحی صحیح الگوی آتشباری است. همانطور که در بخش تحلیل حساسیت مشخص شد، پارامترهای خرج ویژه، گل‌گذاری، مقدار ماده منفجره و میزان خرج در هر تأخیر بیشترین تاثیر را در پرتاب‌سنگ دارا هستند. از آنجایی که این پارامترها قابل کنترل توسط مهندسين هستند، لذا توصیه می‌شود دقت کافی در طراحی این پارامترها صورت بگیرد.

۵-۲- پیشنهادات

- در معدن سرب و روی انگوران، هنگام عملیات انفجار، تمامی عملیات معدنکاری در پیت معدن، متوقف می‌شود، لذا توصیه می‌شود با تعیین میزان پرتاب‌سنگ، بتوان عملیات معدنکاری را در دیگر نقاط پیت طبق روال عادی ادامه داد.

- در این تحقیق، از چهار تابع موجود در سیستم آموزشی انفیس استفاده شده است، لذا توصیه می‌شود که در تحقیقات آینده از توابع دیگری که در سیستم انفیس وجود دارند نیز استفاده شود.

- در این تحقیق، با توجه به سیستم‌های موجود، در ورودی‌های مدل انفیس محدودیت وجود داشته است. لذا توصیه می‌شود در صورت وجود سیستم‌های قوی‌تر، تعداد پارامترهای ورودی مدل افزایش داده شود.

منابع

- استوار، رحمت‌الله، (۱۳۷۷)، "آتشکاری در معادن"، جلد دوم، جهاد دانشگاهی دانشگاه امیرکبیر.
- توکلی پ، کریم‌پور ع، (۱۳۹۲)، "ANFISRC: شبکه عصبی فازی ANFIS تقویت شده با خوشه‌بندی"، بیست و یکمین کنفرانس مهندسی برق ایران، دانشگاه فردوسی مشهد.
- ثابت زاده م، باقری ر، شهریاری کاهکشی م، (۱۳۹۱)، "پیش بینی خواص مکانیکی نانوکامپوزیت های پلی اتیلن سبک نشاسته گرمانرم با استفاده از سامانه استنتاج فازی عصبی تطبیقی"، مجله علوم و تکنولوژی پلیمر، شماره ۳، دوره ۲۵، ص ۱۷۱.
- خواجوهی سیرجانی ع، ظفری ظفرآباد ک، زارعی ع، سعیدی رشک علیا غ، (۱۳۹۵)، "ارزیابی میزان طول پرتاب سنگ با استفاده از روش‌های انفیس و شبکه‌های عصبی مصنوعی در معدن آهن سنگان"، کنفرانس بین‌المللی پژوهش‌های نوین در علوم مهندسی، تهران، موسسه مدیریت دانش شباک، دانشگاه تهران.
- دهقانی ح، صیامی ا، (۱۳۹۴)، "بررسی پرتاب سنگ ناشی از انفجار در معدن مس سرچشمه با استفاده از روش آنالیز ابعادی"، سومین کنفرانس معادن روباز ایران، کرمان، بخش مهندسی معدن دانشگاه شهید باهنر کرمان.
- رنگین‌رخ م، حاتمی ع.ر، رشیدی ح.ر، (۱۳۹۱)، "پیش‌بینی بار الکتریکی کوتاه مدت با استفاده از ماشین بردار پشتیبان"، اولین کنفرانس اتوماسیون صنعت برق، دانشگاه فردوسی مشهد.
- شرکت ایتوک ایران، گزارش پیشرفت کار شماره ۴ پروژه مکانیک سنگ معدن انگوران، مطالعات مکانیک سنگ و ژئوتکنیک در معدن روباز سرب و روی انگوران، ۱۳۸۶.
- شمس‌الدینی ح، عسگری س، کیانی ح، (۱۳۹۲)، "پیش‌بینی پرتاب سنگ ناشی از آتشباری با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی، اولین همایش ملی کاربردی سیستم‌های هوشمند (محاسبات نرم) در علوم و صنایع، قوچان. دانشگاه آزاد اسلامی واحد قوچان.
- شیوایی ع، امیری ر، قشمی پور ع.ا، (۱۳۸۳)، "بررسی پدیده‌های لرزش زمین و پرتاب سنگ در عملیات انفجار معادن روباز با نگرش ویژه به معدن سنگ آهن سه چاهون"، کنفرانس مهندسی معدن ایران، دانشگاه تربیت مدرس، تهران.
- صمدزادگان ف، حسنی ح.س، (۱۳۹۱)، "تعیین ماشین‌های بردار پشتیبان بهینه در طبقه‌بندی تصاویر فراطیفی بر مبنای الگوریتم ژنتیک"، فصل‌نامه اطلاعات و ارتباطات ایران، سال چهارم، شماره ۱۳ و ۱۴: ص ۹.

علیزاده سیدی و، ابراهیم زاده د، ودودی ر، (۱۳۹۱)، " بررسی پدیده های لرزش زمین، پرتاب و شکست بیش از حد سنگ در عملیات انفجار معادن روباز با نگرشی ویژه به معدن سنگ آهک مسگر آباد"، اولین کنفرانس ملی فناوری‌های معدن کاری ایران، یزد، دانشگاه یزد.

غیاثی م، عسکرنژاد ن، ابراهیمی پور ر، (۱۳۹۴)، بررسی پدیده پرتاب سنگ در معدن شماره یک گل گهر، دومین همایش ملی زمین شناسی و اکتشاف منابع، مرکز همایش های علمی همایش نگار، شیراز.

فرامرز ا، بصیرنژاد م، ر، فتوت م، (۱۳۹۵)، بررسی میزان پرتاب سنگ به روش سوئدی و پیش بینی لرزش زمین ناشی از آتشباری توسط رگرسیون خطی و شبکه عصبی در معدن یک پروده طبس، چهارمین کنگره بین المللی عمران، معماری و توسعه شهری، تهران، دبیرخانه دائمی کنفرانس، دانشگاه شهید بهشتی.

منجزی م، دهقان ح، (۱۳۸۵)، "محاسبه الگوی آتشباری مناسب به منظور کاهش پرتاب سنگ توسط روش تصمیم گیری چند متغیره TOPSIS"، بیست و پنجمین گردهمایی علوم زمین، تهران، وزارت صنایع و معادن، سازمان زمین شناسی و اکتشافات معدنی کشور.

منجزی م، مهردادش ا، ح، دهقانی ح، (۱۳۸۶)، "ارزیابی تاثیر پارامترهای طراحی الگوی آتشباری بر پرتاب سنگ با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی"، بیست و ششمین گردهمایی علوم زمین، وزارت صنایع و معادن، سازمان زمین شناسی و اکتشافات معدنی کشور، تهران.

منهاج م، ب، (۱۳۹۲) " مبانی شبکه‌های عصبی مصنوعی"، جلد اول، چاپ هشتم، انتشارات دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران.

مومیوند، ح. (۱۳۸۶)، "ارائه روشی جدید برای طراحی الگوی چالهای انفجار در معادن روباز"، نشریه دانشکده فنی، جلد ۴۱، شماره ۳.

Amini, H., Gholami, R., Monjezi, M., Torabi, S. R., & Zadhesh, J. (2012). Evaluation of flyrock phenomenon due to blasting operation by support vector machine. *Neural Computing and Applications*, 21(8), 2077-2085.

Armaghani, D. J., Mahdiyar, A., Hasanipanah, M., Faradonbeh, R. S., Khandelwal, M., & Amnieh, H. B. (2016). Risk assessment and prediction of flyrock distance by combined multiple regression analysis and monte carlo simulation of quarry blasting. *Rock Mechanics and Rock Engineering*, 49(9), 3631-3641.

Bagchi, A., & Gupta, R. N. (1990). Surface blasting and its impact on environment. In *Workshop on Environmental Management of Mining Operations, Varanasi* (pp. 262-279).

Bajpayee, T. S., Rehak, T. R., Mowrey, G. L., & Ingram, D. K. (2004). Blasting injuries in surface mining with emphasis on flyrock and blast area security. *Journal of Safety Research*, 35(1), 47-57.

Bajpayee, T., Rehak, T., Mowrey, G., & Ingram, D. (2002). A summary of fatal accidents due to flyrock and lack of blast area security in surface mining, 1989 to 1999. In *Proceedings of the annual conference on explosives and blasting technique* (Vol. 2, pp. 105-118). ISEE; 1999.

Bieniawski, Z. T. (1974). Estimating the strength of rock materials. *Journal of the Southern African Institute of Mining and Metallurgy*, 74(8), 312-320.

Blanchier, A. (2013). Quantification of the levels of risk of flyrock. *Rock fragmentation by blasting*. Taylor and Francis Group, London, 549-553.

Chiappetta, R. F., Bauer, A., Dailey, P. J., & Burchell, S. L. (1983). The Use of High-Speed Motion Picture Photography in Blast Evaluation and Design In: 9th Annual Conference on Explosives and Blasting Techniques. *Society of Explosives Engineers (1983: Dallas, Texas, USA) Proceedings*.

Faradonbeh, R. S., Armaghani, D. J., Amnieh, H. B., & Mohamad, E. T. (2016). Prediction and minimization of blast-induced flyrock using gene expression programming and firefly algorithm. *Neural Computing and Applications*, 1-13.

Faradonbeh, R. S., Armaghani, D. J., & Monjezi, M. (2016). Development of a new model for predicting flyrock distance in quarry blasting: a genetic programming technique. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 75(3), 993-1006.

- Faradonbeh, R. S., Armaghani, D. J., Monjezi, M., & Mohamad, E. T. (2016). Genetic programming and gene expression programming for flyrock assessment due to mine blasting. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, 88, 254-264.
- Faramarzi, F., Mansouri, H., & Farsangi, M. A. E. (2014). Development of rock engineering systems-based models for flyrock risk analysis and prediction of flyrock distance in surface blasting. *Rock mechanics and rock engineering*, 47(4), 1291-1306.
- Flinchum, R., & Rapp, D. (1993). Reduction of air blast and flyrock. In proceedings of the annual conference on explosives and blasting technique (pp. 147-147). International Society of Explosives Engineers.
- Ghasemi, E., Amini, H., Ataei, M., & Khalokakaei, R. (2014). Application of artificial intelligence techniques for predicting the flyrock distance caused by blasting operation. *Arabian Journal of Geosciences*, 7(1), 193-202.
- Ghasemi, E., Sari, M., & Ataei, M. (2012). Development of an empirical model for predicting the effects of controllable blasting parameters on flyrock distance in surface mines. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, 52, 163-170.
- Hamidian, D., & Seyedpoor, S. M. (2010). Shape optimal design of arch dams using an adaptive neuro-fuzzy inference system and improved particle swarm optimization. *Applied Mathematical Modelling*, 34(6), 1574-1585.
- Hartman, H.L. (1992) "Mining Engineering Handbook" (2 nd .ed.), Society for Mining, Metallurgy, and Exploration Inc.(SME), Littleton, Colorado
- Hasanipanah, M., Armaghani, D. J., Amnieh, H. B., Koopialipoor, M., & Arab, H. (2018). A Risk-Based Technique to Analyze Flyrock Results Through Rock Engineering System. *Geotechnical and Geological Engineering*, 1-14.
- Hasanipanah, M., Armaghani, D. J., Amnieh, H. B., Majid, M. Z. A., & Tahir, M. M. (2017). Application of PSO to develop a powerful equation for prediction of flyrock due to blasting. *Neural Computing and Applications*, 28(1), 1043-1050.
- Jang, J. S. (1993). ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system. *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics*, 23(3), 665-685.
- Jordan, M. I. & Bishop, C. M. (2004). Neural Networks. In Allen B. Tucker. Computer Science Handbook, CRC Press.
- Jimeno, E. L., Jimino, C. L., & Carcedo, A. (1995). Drilling and blasting of rocks. CRC Press.
- Kecojevic, V., & Radomsky, M. (2005). Flyrock phenomena and area security in blasting-related accidents. *Safety science*, 43(9), 739-750.

- Kricak, L., Kecojevic, V., Negovanovic, M., Jankovic, I., & Zekovic, D. (2012). Environmental and safety accidents related to blasting operation. *American Journal of Environmental Sciences*, 8(4), 360.
- Little, T. N. (2007). Flyrock risk. In *Proceedings Explo* (pp. 3-4).
- Little, T. N., & Blair, D. P. (2010). Mechanistic Monte Carlo models for analysis of flyrock risk. *Rock fragmentation by blasting*, 9, 641-647.
- Lundborg, N., Persson, A., Ladegaard-Pedersen, A., & Holmberg, R. (1975). Keeping the lid on flyrock in open-pit blasting. *Eng Min J*, 176, 95-100.
- Manoj, K., & Monjezi, M. (2013). Prediction of flyrock in open pit blasting operation using machine learning method. *International Journal of Mining Science and Technology*, 23(3), 313-316.
- Mashrei, M. A. (2012). Neural network and adaptive neuro-fuzzy inference system applied to civil engineering problems. In *Fuzzy Inference System-Theory and Applications*. InTech.
- McKenzie, C. K. (2009). Flyrock range and fragment size prediction. In *Proceedings of the 35th annual conference on explosives and blasting technique* (Vol. 2). International Society of Explosives Engineers.
- Mohamad, E. T., Armaghani, D. J., Noorani, S. A., Saad, R., Alvi, S. V., & Abad, N. K. (2012). Prediction of flyrock in boulder blasting using artificial neural network. *EJGE*, 17(2012), 2585-2595.
- Mohamad, E. T., Yi, C. S., Murlidhar, B. R., & Saad, R. (2018). Effect of Geological Structure on Flyrock Prediction in Construction Blasting. *Geotechnical and Geological Engineering*, 1-19.
- Monjezi, M., Bahrami, A., & Varjani, A. Y. (2010). Simultaneous prediction of fragmentation and flyrock in blasting operation using artificial neural networks. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, 47(3), 476-480.
- Monjezi, M., Khoshalan, H. A., & Varjani, A. Y. (2011). Optimization of open pit blast parameters using genetic algorithm. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, 48(5), 864-869.
- Rafiq, M. Y., Bugmann, G., & Easterbrook, D. J. (2001). Neural network design for engineering applications. *Computers & Structures*, 79(17), 1541-1552.
- Raina, A. K., Chakraborty, A. K., Choudhury, P. B., & Ramulu, M. (2008). Application of factor of safety concept for evaluation of flyrock risk in some limestone mines. *Blasting and Fragmentation*, 2(2), 147-166.

Raina, A. K., Chakraborty, A. K., Choudhury, P. B., & Sinha, A. (2011). Flyrock danger zone demarcation in opencast mines: a risk based approach. *Bulletin of engineering geology and the environment*, 70(1), 163-172.

Raina, A. K., Chakraborty, A. K., More, R., & Choudhury, P. B. (2007). Design of factor of safety based criterion for control of flyrock/throw and optimum fragmentation. *J Inst Eng India*, 87, 13-17.

Raina, A. K., & Murthy, V. M. S. R. (2016). Prediction of Flyrock Distance in Open Pit Blasting Using Surface Response Analysis. *Geotechnical and Geological Engineering*, 34(1), 15-28.

Raina, A. K., Murthy, V. M. S. R., Soni, A. K., & Soni, A. K. (2015). Estimating flyrock distance in bench blasting through blast induced pressure measurements in rock. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, (76), 209-216.

Raina, A. K., Soni, A. K., & Murthy, V. M. S. R. (2013). Spatial distribution of flyrock using EDA: an insight from concrete model tests. *Rock fragmentation by blasting*. Taylor and Francis Group, London, 563-570.

Rehak, T., Bajpayee, T., Mowrey, G., & Ingram, D. (2001). Flyrock issues in blasting. In *Proceedings of the annual conference on explosives and blasting technique* (Vol. 1, pp. 165-176). ISEE; 1999.

Rezaei, M., Monjezi, M., & Varjani, A. Y. (2011). Development of a fuzzy model to predict flyrock in surface mining. *Safety science*, 49(2), 298-305.

Richards, A., & Moore, A. (2004). Flyrock control-by chance or design. In *proceedings of the annual conference on explosives and blasting technique* (Vol. 1, pp. 335-348). ISEE; 1999.

Roth, J. (1979). A model for the determination of flyrock range as a function of shot conditions. US Bureau of Mines contract J0387242. *Management Science Associates, Los Altos*.

Stojadinović, S., Lilić, N., Obradović, I., Pantović, R., & Denić, M. (2016). Prediction of flyrock launch velocity using artificial neural networks. *Neural Computing and Applications*, 27(2), 515-524.

Stojadinović, S., Lilić, N., Pantović, R., Žikić, M., Denić, M., Čokorilo, V., ... & Petrović, D. (2013). A new model for determining flyrock drag coefficient. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, (62), 68-73.

Stojadinović, S., Pantović, R., & Žikić, M. (2011). Prediction of flyrock trajectories for forensic applications using ballistic flight equations. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, 48(7), 1086-1094.

St George, J. D., & Gibson, M. F. L. (2001). Estimation of Flyrock Travel Distances: A Probabilistic Approach', *Explo 2001, Hunter Valley, New South Wales, Australia*.

Suparta, W., & Alhasa, K. M. (2016). Modeling of tropospheric delays using ANFIS. Springer International Publishing.

Topcu, I. B., & Sarıdemir, M. (2008). Prediction of compressive strength of concrete containing fly ash using artificial neural networks and fuzzy logic. *Computational Materials Science*, 41(3), 305-311.

Trivedi, R., Singh, T. N., & Raina, A. K. (2014). Prediction of blast-induced flyrock in Indian limestone mines using neural networks. *Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering*, 6(5), 447-454.

Van Otterlo, M., & Wiering, M. (2012). Reinforcement learning and markov decision processes. In *Reinforcement Learning* (pp. 3-42). Springer, Berlin, Heidelberg.

Verkis, H. (2011). Flyrock: a continuing blast safety threat. In *37th Annual Conference on Explosives and Blasting Technique of ISEE, Feb. 6-9, San Diego* (Vol. 1, p. 10p).

Verakis, H., & Lobb, T. E. (2003). An analysis of surface coal mine blasting accidents. In *Preprint for SME 2003 annual meeting, Littleton, Colorado, USA* (No. 03-081).

Verakis, H., & Lobb, T. (2007). Flyrock revisited: An ever-present danger in mine blasting. In *proceedings of the annual conference on explosives and blasting technique* (Vol. 33, No. 1, p. 87). ISEE; 1999.

Vieira, J., Dias, F. M., & Mota, A. (2004). Neuro-fuzzy systems: a survey. In *5th WSEAS NNA international conference on neural networks and applications, Udine, Italia*.

Yari, M., Bagherpour, R., Jamali, S., & Shamsi, R. (2016). Development of a novel flyrock distance prediction model using BPNN for providing blasting operation safety. *Neural Computing and Applications*, 27(3), 699-706.

Zhao, C. Y., Zhang, H. X., Zhang, X. Y., Liu, M. C., Hu, Z. D., & Fan, B. T. (2006). Application of support vector machine (SVM) for prediction toxic activity of different data sets. *Toxicology*, 217(2-3), 105-119.

پیوست

پیوست ۱- اطلاعات مربوط به عملیات انفجار

شماره بلوک (موقعیت-شماره ترتیبی-تراز) :		2880-135w		نوع سنگ : آهک		تاریخ: 1396/05/16																
ردیف	مساحت بلوک (مترمربع)	حجم تقریبی بلوک (مترمکعب)	تناژ تقریبی بلوک (تن)	قطر چال (میلیمتر)	تعداد چال	میانگین عمق چال (متر)	حداقل عمق چال (متر)	حداکثر عمق چال (متر)	مترژ حفاری (متر)	بارسنگ (متر)	فاصله ردیفی چال (متر)	افاصله حفاری (متر)	طول گل گذاری (متر)	آنفو مصرفی چال ها (کیلوگرم)	خرج بر تاخیر ردیف (کیلوگرم آنفو)	امولیت (کیلوگرم)	بوستر یک پوندی (عدد)	کورتکس (متر)	چاشنی نائل (تعداد)	چاشنی الکتریکی (تعداد)	خرج ویژه (گرم بر متر مکعب)	
1						10.5	10	11	252	4.2	5	1.3	3	2040	85	0	25					
2						10.5	10	11	242	4.2	5	1.3	3	1955	85	0	25					
3	1650	16690	41724	127	20	10.5	10	11	210	4.2	5	1.3	3	1700	85	0	20				443	
4					20	10.5	10	11	210	4.2	5	1.3	3	1700	85	0	20					
5																						
		مجموع			84									7395		0	90					90
پیش بینی نتایج آتشیاری																						
											لرزش هوا (دسی بل)- حداکثر لرزش قابل قبول 134 دسی بل											
											پرتاب سنگ (متر)											
											174											
											108											

شماره بلوک (موقعیت-شماره ترتیبی-تراز) :		2890-156w		نوع سنگ : آهک		تاریخ: 1396/05/16																
ردیف	مساحت بلوک (مترمربع)	حجم تقریبی بلوک (مترمکعب)	تناژ تقریبی بلوک (تن)	قطر چال (میلیمتر)	تعداد چال	میانگین عمق چال (متر)	حداقل عمق چال (متر)	حداکثر عمق چال (متر)	مترژ حفاری (متر)	بارسنگ (متر)	فاصله ردیفی چال (متر)	افاصله حفاری (متر)	طول گل گذاری (متر)	آنفو مصرفی چال ها (کیلوگرم)	خرج بر تاخیر ردیف (کیلوگرم آنفو)	امولیت (کیلوگرم)	بوستر یک پوندی (عدد)	کورتکس (متر)	چاشنی نائل (تعداد)	چاشنی الکتریکی (تعداد)	خرج ویژه (گرم بر متر مکعب)	
1					18	11	10	11.5	198	4.2	5	1.3	3.5	1530	85	10	20					2
2					15	11	10	11.5	165	4.2	5	1.3	3.5	1275	85	0	20					
3	960	9647	24116	127	15	11	10	11.5	165	4.2	5	1.3	3.5	1275	85	0	15					423
4																						
5																						
		مجموع			48				528					4080		10	55					2
پیش بینی نتایج آتشیاری																						
											لرزش هوا (دسی بل)- حداکثر لرزش قابل قبول 134 دسی بل											
											پرتاب سنگ (متر)											
											159											
											108											

شماره بلوک (موقعیت-شماره تزیینی-تراز) : 2940-104W,103 : نوع سنگ :																					
تاریخ: 96/03/21																					
ردیف	مساحت بلوک (مترمربع)	حجم تقریبی بلوک (مترمکعب)	تناژ تقریبی بلوک (تن)	قطر چال (میلیمتر)	تعداد چال	میانگین عمق چال (متر)	حداقل عمق چال (متر)	حداکثر عمق چال (متر)	مترژ حفاری (متر)	بارسنگ (متر)	فاصله ردیفی چال (متر)	اضافه حفاری (متر)	طول گل گذاری (متر)	آنفو مصرفی چال ها (کیلوگرم)	تاخیر ردیف (کیلوگرم)	امولایت (کیلوگرم)	بوستریک پوندی (عدد)	کورنکس (متر)	چاشنی نانل (تعداد)	چاشنی الکتریکی (تعداد)	خرج ویژه (گرم بر متر مکعب)
1					30	11	10	12	330	4.2	5	1.3	3.5	2550	85	40	30				
2					25	11	10	12	275	4.2	5	1.3	3.5	2125	85	30					
3	1554	1487	37179	127	19	11	10	12	209	4.2	5	1.3	3.5	1615	85	20					423
4																					
5																					
مجموع					74				814					6290		40	80	0	80	2	
پیش بینی نتایج آتشباری																					
لرزش هوا (دسی بل)- حداکثر لرزش قابل قبول 134 دسی بل										پرتاب سنگ (متر)											
108										159											

شماره بلوک (موقعیت-شماره تزیینی-تراز) : 2960-95.2W : نوع سنگ :																						
تاریخ:																						
ردیف	مساحت بلوک (مترمربع)	حجم تقریبی بلوک (مترمکعب)	تناژ تقریبی بلوک (تن)	قطر چال (میلیمتر)	تعداد چال	میانگین عمق چال (متر)	حداقل عمق چال (متر)	حداکثر عمق چال (متر)	مترژ حفاری (متر)	بارسنگ (متر)	فاصله ردیفی چال (متر)	اضافه حفاری (متر)	طول گل گذاری (متر)	آنفو مصرفی چال ها (کیلوگرم)	تاخیر ردیف (کیلوگرم)	امولایت (کیلوگرم)	بوستریک پوندی (عدد)	کورنکس (متر)	چاشنی نانل (تعداد)	چاشنی الکتریکی (تعداد)	خرج ویژه (گرم بر متر مکعب)	
1					20	10	9	11	200	4.2	5	1.3	4.7	1200	60	0	20					
2					8	10	9	11	80	4.2	5	1.3	3	640	80		10					
3	588	5116	12789	127																		360
4																						
5																						
مجموع					28				280					1840			30	0	30	2		
پیش بینی نتایج آتشباری																						
لرزش هوا (دسی بل)- حداکثر لرزش قابل قبول 134 دسی بل										پرتاب سنگ (متر)												
108										114												

شماره بلوک (موقعیت-شماره ترتیبی-تراز) : 2910-122,119W نوع سنگ : تاریخ: 96/03/15																					
ردیف	مساحت بلوک (مترمربع)	حجم تقریبی بلوک (مترمکعب)	تناژ تقریبی بلوک (تن)	قطر چال (میلیمتر)	تعداد چال	میانگین عمق چال (متر)	حداقل عمق چال (متر)	حداکثر عمق چال (متر)	مناژ حفاری (متر)	بارسنگ (متر)	فاصله ردیفی چال (متر)	اضافه حفاری (متر)	طول گل گذاری (متر)	آنفو مصرقی چال ها (کیلوگرم)	تایخیر ردیف (کیلوگرم آنفو)	امولایت (کیلوگرم)	بوستریک پوندی (عدد)	کورتکس (متر)	چاشنی نانل (تعداد)	چاشنی الکتریکی (تعداد)	خرج ویژه (گرم بر متر مکعب)
1					30	11	10	12	330	4.2	5	1	4	2400	80	40	35				
2					20	11	10	12	220	4.2	5	1	4	1600	80	25					
3	1470	14068	35170	127	20	11	10	12	220	4.2	5	1	4	1600	80	30	30				398
4																					
5																					
		مجموع			70				770					5600		40	90	0	90	0	
پیش بینی نتایج آتشیاری																					
لرزش هوا (دسی بل)- حداکثر لرزش قابل قبول 134 دسی بل										پرتاب سنگ (متر)											
										108											

شماره بلوک (موقعیت-شماره ترتیبی-تراز) : 2910-121W نوع سنگ : تاریخ: 96/03/12																					
ردیف	مساحت بلوک (مترمربع)	حجم تقریبی بلوک (مترمکعب)	تناژ تقریبی بلوک (تن)	قطر چال (میلیمتر)	تعداد چال	میانگین عمق چال (متر)	حداقل عمق چال (متر)	حداکثر عمق چال (متر)	مناژ حفاری (متر)	بارسنگ (متر)	فاصله ردیفی چال (متر)	اضافه حفاری (متر)	طول گل گذاری (متر)	آنفو مصرقی چال ها (کیلوگرم)	تایخیر ردیف (کیلوگرم آنفو)	امولایت (کیلوگرم)	بوستریک پوندی (عدد)	کورتکس (متر)	چاشنی نانل (تعداد)	چاشنی الکتریکی (تعداد)	خرج ویژه (گرم بر متر مکعب)
1					27	9.5	8	11	270	4.2	5	1	3.4	2025	75	40	30				
2					30	9.5	8	11	300	4.2	5	1	3.4	2250	75	30					
3	1827	15895	39737	127	30	9.5	8	11	300	4.2	5	1	3.4	2250	75	30	0	90	90	2	411
4																					
5																					
		مجموع			87				870					6525		40	90	0	90	2	
پیش بینی نتایج آتشیاری																					
لرزش هوا (دسی بل)- حداکثر لرزش قابل قبول 134 دسی بل										پرتاب سنگ (متر)											
										107											

شماره بلوک (موقعیت-شماره ترتیبی-تراز) : 2950-100.1W نوع سنگ :																						
تاریخ:	96/03/10																					
ردیف	مساحت بلوک (مترمربع)	حجم تقریبی بلوک (مترمکعب)	تناژ تقریبی بلوک (تن)	قطر چال (میلیمتر)	تعداد چال	میانگین عمق چال (متر)	حداقل عمق چال (متر)	حداکثر عمق چال (متر)	مناژ حفاری (متر)	بارسنگ (متر)	فاصله ردیفی چال (متر)	اضافه حفاری (متر)	طول گل گذاری (متر)	آنفو مصرفی چال ها (کیلوگرم)	تاخیر ردیف (کیلوگرم آنفو)	امولیت (کیلوگرم)	بوستر یک پوندی (عدد)	کورتکس (متر)	چاشنی نانل (تعداد)	چاشنی الکتربکی (تعداد)	خرج ویژه (گرم بر متر مکعب)	
					30	10	9	11	300	4.2	5	1.3	3.4	2250	75	60	30					
					30	10	9	11	300	4.2	5	1.3	3.4	2250	75	30						
411		16443	41108	127	30	10	9	11	300	4.2	5	1.3	3.4	2250	75		35					
					90									6750		60	95	0	95	2		
پیش بینی نتایج آتشیاری																						
										لرزش هوا (دسی بل)- حداکثر لرزش قابل قبول 134 دسی بل												
										107												
										پرتاب سنگ (متر)												
										151												

شماره بلوک (موقعیت-شماره ترتیبی-تراز) : 2940-96.102W نوع سنگ :																						
تاریخ:	96/03/08																					
ردیف	مساحت بلوک (مترمربع)	حجم تقریبی بلوک (مترمکعب)	تناژ تقریبی بلوک (تن)	قطر چال (میلیمتر)	تعداد چال	میانگین عمق چال (متر)	حداقل عمق چال (متر)	حداکثر عمق چال (متر)	مناژ حفاری (متر)	بارسنگ (متر)	فاصله ردیفی چال (متر)	اضافه حفاری (متر)	طول گل گذاری (متر)	آنفو مصرفی چال ها (کیلوگرم)	تاخیر ردیف (کیلوگرم آنفو)	امولیت (کیلوگرم)	بوستر یک پوندی (عدد)	کورتکس (متر)	چاشنی نانل (تعداد)	چاشنی الکتربکی (تعداد)	خرج ویژه (گرم بر متر مکعب)	
					34	11	10	12	357	4.2	5	0	3	2890	85	40	34					
					20	11	10	12	210	4.2	5	0	3	1700	85	25						
443		12469	31173	127	11	11	10	12	116	4.2	5	0	3	935	85		11					
					65									5525		40	70	0	70	2	70	
پیش بینی نتایج آتشیاری																						
										لرزش هوا (دسی بل)- حداکثر لرزش قابل قبول 134 دسی بل												
										174												
										پرتاب سنگ (متر)												

شماره بلوک (موقعیت-شماره ترتیبی-تراز) : 2900-130.1.129.1S : نوع سنگ :																			تاریخ: 96/02/25		
ردیف	مساحت بلوک (مترمربع)	حجم تقریبی بلوک (مترمکعب)	تناژ تقریبی بلوک (تن)	قطر چال (میلیمتر)	تعداد چال	میانگین عمق چال (متر)	حداقل عمق چال (متر)	حداکثر عمق چال (متر)	مناژ حفاری (متر)	بارسنگ (متر)	فاصله ردیفی چال ها (متر)	اضافه حفاری (متر)	طول گل گذاری (متر)	آنفو مصرفی چال ها (کیلوگرم)	تایخیر ردیف (کیلوگرم آنفو)	امولیت (کیلوگرم)	بوستر یک یوندی (عدد)	کورنکس (متر)	چاشنی نانل (تعداد)	چاشنی الکتریکی (تعداد)	خرج ویژه (گرم بر متر مکعب)
1					40	7	6	8	280	4.2	5	0	2.6	2000	50		40				
2					40	7	6	8	280	4.2	5	0	2.6	2000	50		40				
3	2520	15347	38367	127	40	7	6	8	280	4.2	5	0	2.6	2000	50		50				391
4																					
5																					
					مجموع									6000	0	130	0	2	130		
پیش بینی نتایج آتشیاری																					
لرزش هوا (دسی بل)- حداکثر لرزش قابل قبول 134 دسی بل																					
پرتاب سنگ (متر) 137																					

شماره بلوک (موقعیت-شماره ترتیبی-تراز) : 2940-95W : نوع سنگ :																			تاریخ: 96/03/28			
ردیف	مساحت بلوک (مترمربع)	حجم تقریبی بلوک (مترمکعب)	تناژ تقریبی بلوک (تن)	قطر چال (میلیمتر)	تعداد چال	میانگین عمق چال (متر)	حداقل عمق چال (متر)	حداکثر عمق چال (متر)	مناژ حفاری (متر)	بارسنگ (متر)	فاصله ردیفی چال ها (متر)	اضافه حفاری (متر)	طول گل گذاری (متر)	آنفو مصرفی چال ها (کیلوگرم)	تایخیر ردیف (کیلوگرم آنفو)	امولیت (کیلوگرم)	بوستر یک یوندی (عدد)	کورنکس (متر)	چاشنی نانل (تعداد)	چاشنی الکتریکی (تعداد)	خرج ویژه (گرم بر متر مکعب)	
1					20	10.5	9.5	11.5	210	4.2	5	1.3	3	1700	85	20	20	0				
2					18	10.5	9.5	11.5	189	4.2	5	1.3	3	1530	85	20	0					
3	1176	10743	26857	127	18	10.5	9.5	11.5	189	4.2	5	1.3	3	1530	85	20	0				443	
4																						
5																						
					مجموع									4760		60	0	60	2	60		
پیش بینی نتایج آتشیاری																						
لرزش هوا (دسی بل)- حداکثر لرزش قابل قبول 134 دسی بل																						
پرتاب سنگ (متر) 174																						

شماره بلوک (موقعیت-شماره ترتیبی-تراز) : 2940-94W نوع سنگ :																			تاریخ: 96/03/03		
ردیف	مساحت بلوک (مترمربع)	حجم تقریبی بلوک (مترمکعب)	تناژ تقریبی بلوک (تن)	قطر چال (میلیمتر)	تعداد چال	میانگین عمق چال (متر)	حداقل عمق چال (متر)	حداکثر عمق چال (متر)	مترآز حفاری (متر)	بارسنگ (متر)	فاصله ردیفی چال (متر)	اضافه حفاری (متر)	طول گل گذاری (متر)	آنفو مصرفی چال ها (کیلوگرم)	تأخیر ردیف (کیلوگرم)	امولیت (کیلوگرم)	بوستر یک یوندی (عدد)	کورنکس (متر)	چاشنی نانال (تعداد)	چاشنی الکتریکی (تعداد)	خرج ویژه (گرم بر متر مکعب)
1					15	10	9	11	150	4.2	5	0	3	1200	80	40	20				
2					20	10	9	11	200	4.2	5	0	3	1600	80	20					
3	1260	10962	27405	127	25	10	9	11	250	4.2	5	0	3	2000	80	25					438
4																					
5																					
		مجموع			60									4800		40	95	0	95	2	
پیش بینی نتایج آتشباری																					
لرزش هوا (دسی بل)- حداکثر لرزش قابل قبول 134 دسی بل																					
																پرتاب سنگ (متر)					
																170					
شماره بلوک (موقعیت-شماره ترتیبی-تراز) : 2940-101E نوع سنگ :																					
تاریخ: 96/02/25																					
ردیف	مساحت بلوک (مترمربع)	حجم تقریبی بلوک (مترمکعب)	تناژ تقریبی بلوک (تن)	قطر چال (میلیمتر)	تعداد چال	میانگین عمق چال (متر)	حداقل عمق چال (متر)	حداکثر عمق چال (متر)	مترآز حفاری (متر)	بارسنگ (متر)	فاصله ردیفی چال (متر)	اضافه حفاری (متر)	طول گل گذاری (متر)	آنفو مصرفی چال ها (کیلوگرم)	تأخیر ردیف (کیلوگرم)	امولیت (کیلوگرم)	بوستر یک یوندی (عدد)	کورنکس (متر)	چاشنی نانال (تعداد)	چاشنی الکتریکی (تعداد)	خرج ویژه (گرم بر متر مکعب)
1					30	5.8	3.5	8	174	4.2	5	1.5	1.9	1350	45	20	31				
2					25	5.8	3.5	8	145	4.2	5	1.5	1.9	1125	45	20	25				
3	1110	9504	23760	127	22	5.8	3.5	8	128	4.2	5	1.5	3.2	660	30	24					399
4					22	5.8	3.5	8	128	4.2	5	1.5	3.2	660	30	22					
5																					
		مجموع			99									3795		40	102		102	3	
پیش بینی نتایج آتشباری																					
لرزش هوا (دسی بل)- حداکثر لرزش قابل قبول 134 دسی بل																					
																پرتاب سنگ (متر)					
																143					

Abstarct

Blasting is the one of the most important operation in open pit mining, which is associated with undesirable and unwanted effects. One of the consequences of the blasting operation is the flyrock phenomenon, which can have unpleasant consequences such as damage to equipment and people in the mine. The first step to reducing the harmful effects of the flyrock is to predict it. There are several methods, including experimental methods, mathematical methods and artificial intelligence to predict this phenomenon. Artificial intelligence methods have more accuracy, efficiency and speed than other methods. The factors affecting the flyrock can be divided into two main categories which includes controllable and uncontrollable parameters. The aim of this thesis is to predict the flyrock of the blasting operation in the Anguran mine. For this purpose, at first the data of 91 blasting operation were collected from this mine. Then, two models were developed to predict flyrock using predictive adaptive network-based fuzzy inference system (ANFIS) in MATLAB and support vector machine (SVM) in WEKA software. The coefficient of determination (R^2) and the Root Mean Square Error (RMSE) for the ANFIS were obtained of 0.959 and 6.878 and for the SVM were found of 0.974 and 5.522 respectively, which indicates a better performance of SVM. Finally, with the use of the Cosine Amplitude Method (CAM), sensitivity analysis was performed on the parameters. The result show that the powder factor and subdrilling had the most and least effect on the flyrock respectively. Knowing the amount of flyrock, it is possible to use controlling methods to reduce the harmful effects of this phenomenon, which will ultimately improve the performance of blasting and mining operations.

Keywords: Blasting operation, flyrock, ANFIS, SVM.



Shahrood University of Technology

Faculty of Mining, Petroleum and Geophysics Engineering

M.Sc. Thesis in Mineral Processing

**Prediction of flyrock due to explosive operation using adaptive network-based fuzzy inference system and Support Vector Machine and compare them together
(Case Study: Anguran mine)**

By: **Hossein Esfandiar**

Supervisors:

Dr Reza KhaluKakaie

Dr Ramin Rafie

June 2018