



## Multi-Objective Optimization of Operating Parameters in Tumbling Mill with Neuro-Fuzzy Network

### ARTICLE INFO

#### Article Type

Original Research

#### Authors

Mohammadi Soleymani M. <sup>\*1</sup> PhD,  
Mirzadeh S.<sup>1</sup> PhD

#### How to cite this article

Mohammadi Soleymani M, Mirzadeh S. Multi-Objective Optimization of Operating Parameters in Tumbling Mill with Neuro-Fuzzy Network. Modares Mechanical Engineering, 2020;20(9):2331-2341.

### ABSTRACT

Due to the importance of tumbling mills in processing industries and factories and the lack of an acceptable model for identifying and predicting their performance, it is necessary to optimize these complexes, non-linear, and large systems. This paper aimed to study multi-objective optimization of operating parameters in a tumbling mill. To evaluate the effects of the mill working parameters such as mill speed, ball filling, slurry concentration, and slurry filling on grinding process, power draw, wear of lifters and size distribution of the mill product, it was tried to manufacture a pilot model with a smaller size than the actual mill. For this aim, a mill with 1×0.5m was implemented. The feed of the mill is copper ore with a size smaller than 1 inch. The experiments were done at 65 to 85% of the critical speed. In addition, the combination of the balls was used as grinding media with 10 to 30% of the total volume of the mill. Slurry concentration is 40 to 80% (the weight fraction of solid in slurry) and the slurry filling is between 0.5 and 2.5. In this paper, Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) based multi-objective optimization (NSGA-II) of tumbling mill is done. Level diagrams are used to select the best solution from the Pareto front. The results showed that the best grinding occurs at 70-80% of the critical speed and ball filling of 15-20%. Optimized grinding was observed when the slurry volume is 1-1.5 times of the ball bed voidage volume and the slurry concentration is between 60 and 70%.

**Keywords** Tumbling Mill; Multiobjective Optimization; Genetic Algorithm; Neuro-Fuzzy Network; Fuzzy Logic

<sup>1</sup>Mechanical Engineering Department, Engineering Faculty, Payame Noor University, Bandar Abbas, Iran

<sup>2</sup>Mathematics Department, Base Science Faculty, University of Hormozgan, Bandar Abbas, Iran

#### \*Correspondence

Address: Department of Mechanical Engineering, Faculty of Engineering, Payame Noor University, Bandar Abbas, Iran. Postal Code: 3815688349  
Phone: +98 (76) 33349170  
Fax: +98 (76) 33349170  
mmsoleymani@pnu.ac.ir

#### Article History

Received: May 6, 2020

Accepted: July 15, 2020

ePublished: September 20, 2020

### CITATION LINKS

[1] Wills' mineral processing technology: An introduction to the practical aspects of ore treatment and mineral recovery [2] Modeling and simulation of mineral processing systems [3] Fuzzy sets [4] Experimental study of mill speed, charge filling, slurry concentration, and slurry filling on the wear of lifters in tumbling mills [5] Experimental investigation of the power draw of tumbling mills in wet grinding [6] Grinding to nano-sizes: Effect of media size and slurry viscosity [7] Effect of slurry pool formation on the load orientation, power draw, and impact force in tumbling mills [8] Semi-autogenous mill power model development using gene expression programming [9] A plant-scale validated MATLAB-based fuzzy expert system to control SAG mill circuits [10] Supervisory fuzzy expert controller for sag mill grinding circuits: Sungun copper concentrator [11] Adaptation in natural and artificial systems: an introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence [12] A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II [13] Multi-objective optimization [14] Modeling and multiobjective optimization of twist extrusion process [15] ANFIS: Adaptive-network-based fuzzy inference system [16] A new predictive model of lifter bar wear in mills [17] Breakage of single particles: Quasi-static [18] Introduction to optimum design [19] Effects of slurry pool volume on milling efficiency [20] Pareto analysis in multiobjective optimization using the collinearity theorem and scaling method [21] A new graphical visualization of n-dimensional Pareto front for decision-making in multiobjective optimization [22] Multi-objective optimization using genetic algorithms: A tutorial [23] Comparison of multiobjective evolutionary algorithms: Empirical results

## بهینه‌سازی چند هدفه عملکرد آسیای گردان با استفاده از شبکه عصبی- فازی

مسلم محمدی سلیمانی\* PhD

گروه مهندسی مکانیک، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه پیام نور، بندرعباس، ایران

سمیه میرزاده PhD

گروه ریاضی، دانشکده علوم پایه، دانشگاه هرمزگان، بندرعباس، ایران

### چکیده

با توجه به اهمیت آسیاهای گردان در صنایع و کارخانه‌های فرآوری و عدم وجود یک مدل قابل قبول برای شناسایی و پیش‌بینی عملکرد آنها، بهینه‌سازی این سیستم‌های پیچیده، غیرخطی و بزرگ ضروری است. در این مقاله بهینه‌سازی چند هدفه آسیای گردان بررسی شده است. به منظور بررسی پارامترهای عملیاتی آسیا مانند سرعت، شارژ گلوله، غلظت و حجم دوغاب بر فرآیند خردایش، سایش لاینرها و توان‌کشی می‌توان به شبیه‌سازی، مدل‌سازی و ساخت یک مدل آزمایشگاهی با ابعاد کوچک‌تر از آسیای واقعی پرداخت. برای این منظور از آسیای آزمایشگاهی به قطر یک و طول ۰/۵ متر استفاده شد. خوراک ورودی آسیا، دوغابی از سنگ معدن مس با ابعاد کمتر از یک اینچ است. آزمایش‌ها در سرعت‌های بین ۶۰ تا ۸۵٪ سرعت بحرانی، برای شارژهای گلوله ۱۰ تا ۳۰٪ حجم آسیا، دوغاب‌هایی با ۴۰ تا ۸۰٪ جامد و حجم پرشدگی دوغاب بین ۰/۵ تا ۲/۵ برابر حجم مفید گلوله‌ها، انجام گرفته است. در این مقاله داده‌های حاصل از آزمایش‌ها برای ایجاد قواعد فازی و ویرایش این قواعد به کمک شبکه‌های عصبی به کار گرفته شده است تا به عنوان تابع هزینه در الگوریتم تکاملی چند هدفه استفاده شود. نتایج نهایی به صورت نقاط غیرمغلوب پارتو استخراج شده و به کمک دیگرام‌های سطح، محدوده بهترین مقدار به دست آمد. به صورت کلی در سرعتی بین ۷۰ تا ۸۰٪ سرعت بحرانی، شارژ گلوله‌ای بین ۱۵ تا ۲۰٪ حجم آسیا، دوغابی با غلظت ۶۰ تا ۷۰٪ جامد و حجم دوغاب بین یک تا ۱/۵ برابر حجم مفید گلوله، خردایش بهینه در آسیا اتفاق می‌افتد.

**کلیدواژه‌ها:** آسیای گردان، بهینه‌سازی چند هدفه، الگوریتم ژنتیک، شبکه عصبی- فازی، منطق فازی

تاریخ دریافت: ۱۳۹۹/۰۲/۱۷

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۹/۰۴/۲۵

\*نویسنده مسئول: mmsoleymani@pnu.ac.ir

### مقدمه

با توجه به مصرف بالای انرژی و هزینه زیاد خردایش در کارخانه‌های فرآوری، همواره سعی می‌شود از روش‌های جدید با مصرف انرژی پایین‌تر به‌ازای هر تن ماده معدنی استفاده شود. امروزه استفاده از آسیاهای خودشکن و نیمه‌خودشکن به دلیل مصرف انرژی کمتر به‌ازای یک تن سنگ معدن، اولویت پیدا کرده است. این تجهیزات در شرایط یکسان نیاز به هزینه سرمایه‌گذاری و عملیاتی کمتری داشته و با توجه به استفاده از خود ماده معدنی به عنوان واسطه خردایش، میزان مصرف گلوله و آلودگی در مدار را نیز به شدت کاهش می‌دهند. همچنین، این نوع آسیاها به راحتی می‌توانند جایگزین دو مرحله نهایی سنگ‌شکنی و آسیاکنی اولیه شوند که نهایتاً منجر به کوچک‌شدن واحدهای

فرآوری و کاهش عملیات جنبی و بهره‌وری بیشتر در واحدهای فرآوری شده است [1,2].

در پیش‌بینی و کنترل وضعیت آسیاهای گردان، عوامل بسیاری مثل چند ورودی- چند خروجی بودن، غیرخطی بودن سیستم، ابعادی با اندازه بالا دخیل هستند که به همین علت فرآیند شناسایی و پیش‌بینی وضعیت آسیا را با دشواری‌های بسیاری همراه می‌سازد. یکی از راه‌کارهای مناسب در روش‌های شناسایی و مدل‌سازی، استفاده از محاسبات نرم یا همان هوش محاسباتی است که در بسیاری از سیستم‌های غیرخطی با رفتارهای دینامیکی پیچیده مورد استفاده قرار می‌گیرد.

آسیاهای گردان بسیار پیچیده‌تر از آن است که بتوان یک توصیف و تعریف دقیق برای آن به دست آورد. به فرضیه‌ای نیاز است که بتواند دانش بشری در این زمینه را به شکلی سیستماتیک فرموله کند. بنابراین باید برای مدل‌سازی یک سیستم مثل آسیاهای گردان، توصیف تقریبی یا همان فازی که قابل قبول و قابل تجزیه و تحلیل باشد، معرفی شود. منطق فازی بهترین وسیله برای مدل‌سازی مسایل بهینه‌سازی است که دارای پیچیدگی‌های زیاد بوده و داده‌های کافی از آن موجود نیست و یا اطلاعاتی که در مورد آنها در اختیار است مبهم و غیرصریح است. سیستم‌های فازی، سیستم‌های مبتنی بر دانش یا قواعد هستند به طوری که قلب یک سیستم فازی یک پایگاه دانش است که از قواعد اگر- آنگاه فازی تشکیل شده است و بعضی کلمات آن به وسیله توابع تعلق (عضویت) مشخص شده‌اند. تابع تعلق مقدار فازی بودن یک مجموعه فازی را مشخص می‌کند. به طور کلی منطق فازی با استفاده از مجموعه‌ای از معلومات نادقیق که با الفاظ و جملات زبانی تعریف شده‌اند، به دنبال استخراج نتایج دقیق است. در یک کلام منطق فازی معتقد است که ابهام همیشه و همواره در جوهره و ماهیت علم بوده و می‌توان از آن بهره گرفت [3].

مطالعات تجربی و عددی انجام‌گرفته در زمینه آسیاهای گردان بیشتر برای بررسی هر یک از متغیرهای خروجی آسیا مثل سایش لاینرها [4]، توان‌کشی آسیا [5]، دانه‌بندی محصول [6] و سینماتیک محتویات داخل آسیا [7] بوده و تاکنون مطالعه‌ای به منظور بهینه‌سازی چند هدفه و بررسی تاثیر پارامترهای عملکردی دخیل در این دستگاه با استفاده از محاسبات نرم یا هوش محاسباتی صورت نگرفته است و در پژوهش‌های گذشته، صرفاً به بهینه‌سازی مدار خردایش پرداخته شده است و به بهینه‌سازی خود آسیا توجهی نشده است [8-10]. در آسیاها عموماً از تجربه و سعی و خطا برای طراحی پارامترهای عملیاتی و عملکردی استفاده می‌شود که معمولاً پرهزینه و زمان‌بر است. استفاده از روش‌های نوین ترکیبی نظیر شبیه‌سازی آزمایشگاهی به همراه تکنیک‌های بهینه‌سازی و مدل‌سازی شبکه عصبی فازی، این امکان را فراهم می‌کند تا بدون ایجاد هزینه‌های گزاف بتوان بهترین طرح ممکن را ایجاد کرد. اغلب مسایل در طبیعت چندین هدف احتمالاً ناسازگار برای دستیابی دارند. ممکن است دسترسی به یک هدف باعث دورشدن

آزمایشگاهی، مدلی توسط سیستم استنتاج فازی (Fuzzy Inference System) و شبکه عصبی مصنوعی در نرم‌افزار متلب به‌دست آمده و سپس این مدل به‌عنوان تابع ورودی به الگوریتم ژنتیک چند هدفه NSGA-II ارائه شد تا پارامترهای بهینه دستگاه جهت حصول به حداقل سایش لاینرها، حداکثر توان‌کشی آسیا و حداقل اندازه محصول خروجی آسیا به‌دست آیند و جبهه پارتوی (Pareto Front) مربوط به آن حاصل شود. آسیای آزمایشگاهی مورد استفاده با کمک تحلیل ابعادی و با مقیاس یک‌دهم آسیای واقعی موجود در مجتمع مس سرچشمه ساخته شده است.

## مدل آزمایشگاهی

### شرایط آزمایش

برای مدل‌سازی رفتار آسیا به کمک شبکه عصبی-فازی، احتیاج به یک سری نتایج آزمایشگاهی برحسب متغیرهای طراحی است. انجام این آزمایش‌ها روی آسیای واقعی اصلاً امکان‌پذیر نیست. براساس پارامترهای بی‌بعد هندسی، آسیای آزمایشگاهی به قطر یک و پهنای ۵/۰ متر مطابق شکل ۱ جهت بررسی تاثیر متغیرهای مختلفی نظیر سرعت آسیا، نصب شارژ گلوله، غلظت دوغاب و نسبت پرشدگی دوغاب بر روی پارامترهایی نظیر توان‌کشی آسیا، سایش لاینرها و دانه‌بندی محصول ساخته شده است. در جدول ۱ به تعریف چهار متغیر طراحی پرداخته شده و شرایط انجام آزمایش‌ها آورده شده است. متغیر اول نسبت سرعت آسیا به سرعت بحرانی ( $\Phi_c$ )؛ متغیر دوم نسبت حجم گلوله‌ها به کل حجم آسیا ( $Jb$ )؛ متغیر سوم نسبت وزنی مواد جامد در دوغاب به کل وزن دوغاب ( $C$ ) و متغیر چهارم نسبت حجمی دوغاب به حجم گلوله‌ها ( $U$ ) هستند. سرعت بحرانی در آسیا به سرعتی گویند که در این سرعت محتویات داخل آسیا به‌علت نیروی گریز از مرکز به دیواره آن می‌چسبند و به شعاع آسیا وابسته است<sup>[1]</sup>. همان‌طور که از تعریف چهار متغیر طراحی پیدا است، تمامی متغیرها بی‌بعد هستند تا بتوان از نتایج این آسیای آزمایشگاهی با مقیاس کوچک برای آسیای واقعی به‌صورت صحیح و دقیق استفاده نمود.



شکل ۱) تصویر آسیای نیمه‌صنعتی و نمای داخل آن

از هدفی دیگر شود. واضح است که آسیاهای گردان یک مساله چند هدفه با روابط ناسازگار بین توابع هدف است. یکی از روش‌های حل مسایل چند هدفه تبدیل آنها به یک مساله تک هدفه منفرد مانند روش ضرایب وزنی است. مشکل این روش، تعیین مقادیر ضرایب است و نتایج بهینه‌سازی به‌شدت به این ضرایب حساس است.

الگوریتم ژنتیک یکی از روش‌های بهینه‌سازی تصادفی شناخته شده است که توسط هولاند<sup>[11]</sup> ابداع شد. دسته‌ای از الگوریتم‌های ژنتیک که بر پایه نقاط پارتو ایجاد شده است، الگوریتم تکاملی بهینه‌سازی چند هدفه نام دارد که قادر است تا همزمان چند تابع هدف را بهینه کند. در زمینه طراحی مهندسی، اخیراً توجه ویژه‌ای به الگوریتم ژنتیک چند هدفه شده است که از فرآیند طبیعی انتخابی تقلید می‌کند و در آن مخلوقات برتر همزمان با تولید نسل جدید، مخلوقات نامرغوب را از جمعیت خود بیرون می‌کنند. بسیاری از مزایای الگوریتم ژنتیک چند هدفه قابل توجه هستند، مثل قابلیت کاوش در یک فضای طراحی بزرگ و اینکه به اطلاعات گرادیدان نیازی نیست. مهم‌ترین ویژگی الگوریتم در این است که چندین تابع هدف مستقل را در یک اجرای بهینه‌سازی به‌طور همزمان و بدون تبدیل توابع هدف چندگانه به یک تابع هدف، بهینه می‌نماید. بنابراین الگوریتم ژنتیک چند هدفه برای بهینه‌سازی چند هدفه غیرخطی سیستم خردایش آسیاها مناسب است. تاکنون الگوریتم‌های بسیار زیادی در این زمینه معرفی و مقایسه شده است. الگوریتم NSGA-II که توسط دب و همکاران ابداع شد<sup>[12, 13]</sup>، یکی از کارآمدترین این الگوریتم‌ها است که همگرایی و توزیع مناسب نقاط بهینه را تضمین کرده و کارایی آن در حل مسایل مختلف به اثبات رسیده است.

در هر بار اجرای الگوریتم ژنتیک، تعداد زیادی چرخه برای رسیدن به حل بهینه تکرار می‌شود و در هر چرخه نقاط متعددی مورد ارزیابی قرار می‌گیرند. برای ارزیابی نقاط در هر تکرار چندین راه وجود دارد. اول استفاده از مدل‌های ریاضی ساده‌سازی شده است. در آسیاها توان‌کشی و تا حدودی سایش لاینرها و دانه‌بندی را می‌توان با روابط ریاضی بیان کرد، اما این روابط به‌دلیل فرض‌های ساده‌کننده، برای حل مسایل پیچیده دقت بسیار کمی دارند. دوم استفاده از شبیه‌سازی‌های عددی برای ارزیابی نقاط است که این روش نیز به‌دلیل نیاز به تکرارهای فراوان در هر بار اجرای الگوریتم ژنتیک، خصوصاً برای مسایل پیچیده مثل آسیا، بسیار زمان‌بر است. استفاده از شبکه عصبی-فازی راه‌حل سوم است که برای ارزیابی نقاط در تکرارهای زیاد پیشنهاد می‌شود<sup>[14]</sup>. جنگ<sup>[15]</sup> با استفاده از توانایی استنتاج سیستم فازی و قابلیت یادگیری و انطباق‌پذیری شبکه عصبی، سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی (ANFIS) را ارائه کرد. در این سیستم‌ها کلیه پارامترهای مربوط به قوانین فازی را می‌توان با استفاده از خاصیت یادگیری شبکه‌های عصبی تنظیم کرد.

در این تحقیق با استفاده از نتایج به‌دست‌آمده از شبیه‌سازی

پارامتر	مقدار
سرعت آسیا (rpm)	۲۷، ۲۹، ۳۱، ۳۳ و ۳۵
سرعت بحرانی آسیا (rpm)	۴۲
نسبت سرعت آسیا به سرعت بحرانی ( $\Phi_c$ )	۰/۷۵، ۰/۷، ۰/۷۵، ۰/۸ و ۰/۸۵
توزیع ابعاد گلوله‌ها (mm)	۴۰٪ گلوله‌ها به قطر ۶۰، ۴۰٪ گلوله‌ها به قطر ۲۵
وزن گلوله‌ها (kg)	۰/۱۷۶، ۰/۲۶۴، ۰/۳۵۲، ۰/۴۴۰ و ۰/۵۲۸
نسبت حجم گلوله‌ها به کل حجم آسیا ( $J_b$ )	۰/۱، ۰/۱۵، ۰/۲، ۰/۲۵ و ۰/۳
کانستنگ	سنگ معدن مس با ابعاد کمتر از یک اینچ
چگالی دوغاب ( $kg/m^3$ )	۱۳۴۰، ۱۴۶۰، ۱۶۱۰، ۱۷۹۰ و ۲۰۱۰
نسبت وزنی مواد جامد در دوغاب به کل وزن دوغاب (C)	۰/۴، ۰/۵، ۰/۶، ۰/۷ و ۰/۸
نسبت حجمی دوغاب به حجم گلوله‌ها (U)	۰/۵، ۱، ۱/۵ و ۲

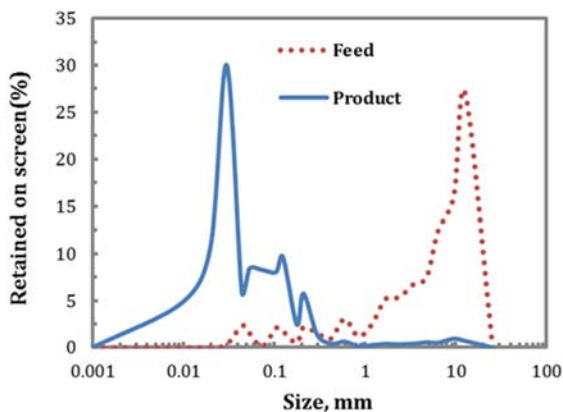
### نحوه محاسبه توابع هدف

خوراک ورودی آسیا، سنگ معدن مس با ابعاد کمتر از یک اینچ است که ۸۰ و ۵۰٪ ابعاد آنها به ترتیب زیر ۱/۲ و ۱۶/۵ اینچ است. برای هر شرایط آزمایشگاهی اجازه داده می‌شود که آسیا چند دقیقه کار کند و سپس از محصول نمونه گرفته می‌شود. بعد از فیلتر پرس کردن، نمونه‌ها در خشک‌کن قرار داده می‌شوند. بعد از خشک شدن و وزن شدن نمونه‌ها، آنها را با سرنده مش ۳۲۵ شسته و دوباره خشک و توزین کرده تا جرم ذرات زیر ۴۴ میکرون محاسبه شود. سپس با قراردادن نمونه‌ها در دستگاه لرزاننده و با سرندهای آزمایشگاهی ۲۵۴۰۰ تا ۴۴ میکرون آنالیز سرندهی شده و توزیع دانه‌بندی محصول محاسبه می‌شود. اندازه‌ای که ۸۰٪ ابعاد محصول کمتر از آن باشند محاسبه شده و با P80 نشان داده می‌شود.

ماکزیمم سرعتی که یک ذره در هنگام سقوط بر پاشنه بار در آسیای به قطر یک متر که با ۷۵٪ سرعت بحرانی دوران می‌کند، تقریباً ۴ متر بر ثانیه است [16]. در این هنگام یک گلوله به قطر ۶۰ میلی‌متر و جرم ۸۸۰ گرم، دارای انرژی تقریبی ۷ ژول است. این انرژی جهت خردایش ناشی از ضربه برای خوراک سنگ معدن مس با ابعاد کمتر از یک اینچ و سختی متوسط کافی است [17]. جهت بررسی اینکه آیا آسیا در انتخاب پارامترهای عملیاتی مانند اندازه و حجم گلوله، تعداد، ارتفاع و زاویه لاینر، سرعت و غیره درست طراحی شده، یک آزمایش انجام گرفت. در این آزمایش ۲۰٪ از حجم آسیا با گلوله پر شده و داخل آسیا دوغاب با غلظت ۶۰٪ جامد و به اندازه حجم گلوله‌ها ( $U=1$ ) ریخته شد. سپس آسیا با ۷۵٪ سرعت بحرانی به مدت ۱۰ دقیقه دوران کرد. دانه‌بندی محصول به دست آمده از مکانیزم خردایش آسیا در نمودار ۱ نشان داده شده است. همان طور که از نمودار پیدا است مکانیزم خردایش آسیا ترکیبی از مکانیزم ضربه و مکانیزم شکست سایشی است. اگر فقط مکانیزم سایشی در آسیا باشد، مواد در همان ابعاد اولیه یا کمی کوچک‌تر باقی می‌مانند و مقدار زیادی ذرات ریز

تولید می‌شود. از طرفی در مکانیزم ضربه، مقدار ذرات خیلی درشت و خیلی ریز کم است. در نمودار ۱ ذرات درشت و متوسط در محصول وجود ندارد و بیشتر ذرات، ریز هستند در نتیجه مکانیزم خردایش در آسیا ترکیبی از مکانیزم ضربه و سایش است.

در داخل آسیا، ۱۵ عدد لاینر فولادی دوزنقه‌ای شکل با قاعده و ارتفاع ۵۰ میلی‌متر و زاویه رویه ۳۰ درجه قرار دارد. برای بررسی سایش از دو عدد لاینر ویژه مطابق شکل ۲ استفاده شد. این لاینرها دارای محل‌های مشخصی برای جایگذاری نمونه بود که می‌توانست حین کار آسیا، نمونه‌ها را به خوبی حفظ کند. نمونه‌ها از فولاد نرم با ضخامت ۱۲ میلی‌متر و با سختی ۸۰ برینل انتخاب و برای نگهداری آنها از پیچ استفاده شد. به منظور اندازه‌گیری سایش، جرم نمونه‌ها قبل از انجام آزمایش توسط یک ترازوی دقیق با دقت یک‌دهم میلی‌گرم ثبت شد و پس از جایگذاری در لاینر و انجام آزمایش، نمونه‌ها را از لاینر خارج کرده و دوباره جرم آن اندازه‌گیری می‌شود. با محاسبه تغییرات جرم به جرم اولیه می‌توان سایش سطح نمونه را اندازه گرفت. اندازه‌گیری توان آسیا برحسب زمان به طور پیوسته با دقت ۵ وات توسط دستگاه آنالیزکننده توان محاسبه می‌شود.



نمودار ۱) دانه‌بندی محصول به دست آمده از مکانیزم خردایش آسیا ( $C=0/6$ ،  $J_b=0/2$ ،  $\Phi_c=0/75$ ،  $U=0/5$ )



شکل ۲) نمایی از لاینر و نمونه‌های استفاده شده

فرم کلی یک مساله بهینه‌سازی چند هدفه به صورت رابطه ۱ بیان می‌شود[18].

$$\begin{aligned} & \text{minimize} = \\ & (f_1(X), f_2(X), \dots, f_k(X)); X \in S \\ & h_i(X) = 0; i = 1 \text{ to } p \\ & g_j(X) \leq 0; j = 1 \text{ to } q \\ & S = \{X \mid h_i(X) = 0; i = 1 \text{ to } p; g_j(X) \leq 0; j = 1 \text{ to } q\} \end{aligned} \quad (1)$$

که در آن  $k$  تعداد توابع هدف،  $p$  تعداد قیدهای مساوی،  $q$  تعداد قیدهای نامساوی،  $f(X)$  بردار توابع هدف،  $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$  بردار متغیرهای طراحی و  $S$  فضای طراحی ممکن است که توسط قیود مساله تعیین شود.

در فرآیند آسیاکنی، سرعت آسیا، مقدار پرشدگی گلوله، غلظت دوغاب و مقدار پرشدگی دوغاب تاثیر زیادی بر روی سایش لاینرها[4]، توان کشی آسیا[5] و اندازه ذرات محصول خروجی آسیا[19] دارد. لذا با در نظر گرفتن این چهار کمیت به عنوان متغیرهای طراحی، می‌توان به طور همزمان حالت بهینه آسیا را مورد بررسی قرار داد. در جدول ۲ متغیرهای طراحی و بازه تغییرات آنها نشان داده شده است. این بازه‌ها به عنوان قیود مساله نیز تلقی می‌شوند. همچنین در جدول ۳ توابع هدف و حالت بهینه آنها مشاهده می‌شود.

جدول ۲) متغیرهای طراحی، بازه تغییرات و سطوح متغیرهای طراحی

شماره	متغیرهای طراحی	بازه تغییرات	سطوح متغیرهای طراحی
۱	سرعت آسیا $(\Phi_c)$	[۰/۶۵، ۰/۸۵]	۰/۷، ۰/۷۵، ۰/۸، ۰/۸۵
۲	نسبت شارژ گلوله $(J_b)$	[۰/۱، ۰/۳]	۰/۱، ۰/۱۵، ۰/۲، ۰/۲۵، ۰/۳
۳	غلظت دوغاب $(C)$	[۰/۴، ۰/۸]	۰/۴، ۰/۵، ۰/۶، ۰/۷، ۰/۸
۴	نسبت پرشدگی دوغاب $(U)$	[۰/۵، ۰/۲/۵]	۰/۵، ۱، ۱/۵، ۲، ۲/۵

جدول ۳) توابع هدف و حالت بهینه آنها

شماره	تابع هدف	حالت بهینه
۱	توان کشی آسیا (kW)	بیشینه
۲	سایش لاینرها (1/hr)	کمینه
۳	اندازه‌ای که ۸۰٪ ابعاد محصول کمتر از آن است ( $\mu\text{m}$ )	کمینه

### الگوریتم بهینه‌سازی چند هدفه

در حل مسایل بهینه‌سازی چند هدفه، معمولاً توابع هدف در تعارض با یکدیگر هستند. به این معنی که با بهبود یک تابع، تابع دیگر دچار افت می‌شود. لذا نمی‌توان همزمان تمامی توابع هدف را در بهترین حالت خود مشاهده کرد. برای بهینه‌سازی همزمان تمام توابع هدف از مفهوم نقاط بهینه پارتو استفاده شده است[20]. نقاط غیرمغلوب پارتو نقاطی هستند که هیچ نقطه

دیگری بر آنها غالب نیست. به عبارتی دیگر  $x_1$  نسبت به  $x_2$  یک نقطه غالب است اگر و تنها اگر رابطه ۲ برقرار باشد.

$$\begin{aligned} f_i(x_1) &\leq f_i(x_2), i = 1 \text{ to } k \\ f_j(x_1) &\leq f_j(x_2), j = 1 \text{ to } k \end{aligned} \quad (2)$$

در رابطه ۲،  $k$  تعداد توابعی است که باید کمینه شوند. حال اگر هیچ نقطه‌ای در فضای طراحی وجود نداشته باشد که بتواند طبق رابطه ۲ بر  $x_1$  غلبه کند، آنگاه  $x_1$  یک نقطه پارتو است. مجموعه نقاط پارتو یک جبهه پارتو را در فضای توابع هدف ایجاد می‌کنند[21].

فلوچارت کلی الگوریتم NSGA-II استفاده شده و ارتباط آن با شبکه عصبی فازی، در شکل ۳ ارائه شده است. در الگوریتم NSGA-II ابتدا جمعیت اولیه به صورت تصادفی تشکیل می‌شود و مقادیر توابع هدف یعنی تعداد ویژگی‌های انتخابی و دقت کلی طبقه‌بندی برای هر راه‌حل محاسبه می‌شود. توابع هدف توسط شبکه عصبی فازی آموزش داده شده با نتایج آزمایشگاهی محاسبه می‌شود. سپس اعضای جمعیت در داخل جبهه‌هایی قرار می‌گیرند، به گونه‌ای که اعضای موجود در جبهه اول  $(F_1)$ ، یک مجموعه کاملاً نامغلوب از نظر توابع هدف توسط دیگر اعضای جمعیت فعلی هستند. اعضای موجود در  $F_2$  نیز بر همین مبنا تنها توسط اعضای  $F_1$  مغلوب شده و این روند به همین صورت در جبهه‌های دیگر ادامه یافته تا به تمام اعضای موجود در هر جبهه، یک رتبه بر مبنای شماره آن اختصاص داده شود. سپس برای هر عضو در هر جبهه، معیار فاصله ازدحامی محاسبه می‌شود. به این صورت که ابتدا برای هر تابع هدف نتایج مرتب می‌شود. به نقاطی که حداکثر و حداقل مقدار این تابع هدف را دارند، مقدار فاصله بی‌نهایت اختصاص می‌یابد. فاصله ازدحامی برای سایر اعضای جمعیت در هر جبهه طبق روابط زیر محاسبه می‌شود.

$$cd_1^i = |f_1^{i+1} - f_1^{i-1}| / (f_1^{max} - f_1^{min}) \quad (3)$$

$$cd_2^i = |f_2^{i+1} - f_2^{i-1}| / (f_2^{max} - f_2^{min}) \quad (4)$$

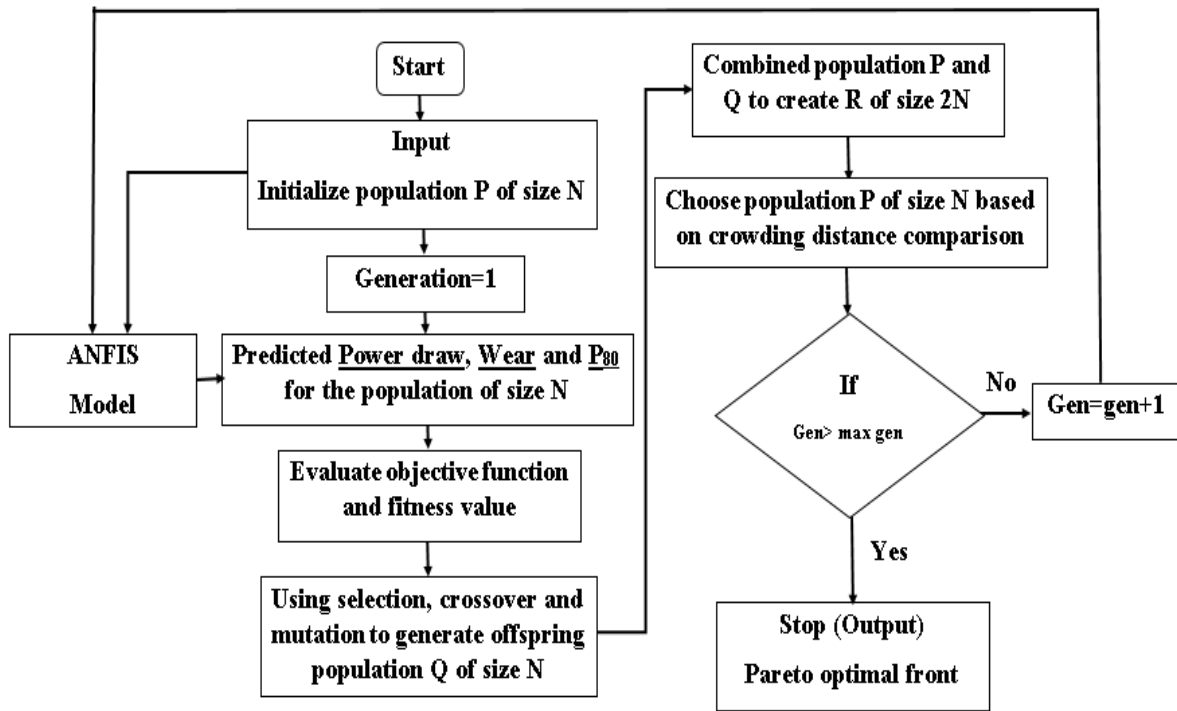
$$cd(i) = cd_1^i + cd_2^i \quad (5)$$

که  $cd(i)$  فاصله ازدحامی عضو  $i$ ام بر روی جبهه  $F$ ،  $f_1^i$  و  $f_2^i$  به ترتیب مقادیر تابع هدف اول و دوم در  $i$ امین عضو در جبهه  $F$  و  $f_1^{min}$ ،  $f_1^{max}$  به ترتیب کمترین و بیشترین مقدار تابع هدف در جبهه  $F$  است. در ادامه با استفاده از روش انتخاب رقابتی باینری دو راه‌حل به تصادف از میان جمعیت انتخاب شده و میان این دو جواب، مقایسه‌ای انجام می‌شود و هر کدام که بهتر باشد در نهایت برگزیده می‌شود. معیارهای انتخاب در الگوریتم NSGA-II در درجه اول، رتبه جواب و در درجه دوم، مربوط به فاصله ازدحامی است. هر چه رتبه جواب کمتر باشد و دارای فاصله ازدحامی بیشتری باشد، مطلوب‌تر است[22].

با تکرار عملگر انتخاب باینری بر روی جمعیت هر نسل، مجموعه‌ای از افراد آن نسل برای شرکت در تقاطع و جهش انتخاب شده و جمعیتی از فرزندان ایجاد می‌شود. در ادامه این جمعیت با جمعیت اصلی ادغام می‌شود. اعضای جمعیت جدید ابتدا بر حسب رتبه و به صورت صعودی مرتب می‌شوند و سپس اعضای از

جواب‌های نامغلوب به‌دست‌آمده از حل مساله بهینه‌سازی چند هدفه غالباً به‌نام جبهه پارتو شناخته می‌شوند. هیچ کدام از جواب‌های جبهه پارتو بر دیگری ارجحیت ندارند و می‌توان هر کدام را به‌عنوان یک تصمیم بهینه در نظر گرفت [23]. به‌منظور ترکیب شبکه عصبی- فازی و الگوریتم بهینه‌سازی از کدنویسی در محیط متلب استفاده شد. پارامترهای این الگوریتم در جدول ۴ نشان داده شده است.

جمعیت که دارای رتبه یکسانی هستند برحسب فاصله ازدحامی و به‌صورت نزولی مرتب می‌شوند حال اعضای جمعیت در درجه اول برحسب رتبه و در درجه دوم برحسب فاصله ازدحامی مرتب‌سازی شده‌اند. برابر با تعداد افراد جمعیت اصلی اعضایی از بالای فهرست مرتب شده، انتخاب و بقیه اعضای جمعیت کنار گذاشته می‌شوند. اعضای انتخاب‌شده جمعیت نسل بعدی تشکیل می‌دهند و چرخه مذکور در این بخش، تا محقق شدن شرایط خاتمه، تکرار می‌شوند.



شکل ۳) فلوچارت الگوریتم NSGA-II

تعداد تابع عضویت بردار اطلاعات ورودی توسط کاربر تعیین می‌شود. در روش خوشه‌بندی کاهشی مشخصات تابع عضویت با توجه به اطلاعات ورودی خود مدل تعیین می‌شود اما در این روش نیز پارامتری مهم و تاثیرگذار تحت عنوان محدوده نفوذ خواهیم داشت که باید توسط کاربر تعیین شود [15]. با توجه به معایب ذکرشده در دو روش قبل و زمان‌بر بودن آنها از روش مبتنی بر خوشه‌بندی فازی (Fuzzy C-Means) برای طراحی استفاده شده است. در این روش، داده‌ها براساس شباهت‌شان به چند گروه خوشه تقسیم شده و سپس مدل فازی با تعداد قواعد برابر با تعداد خوشه‌ها برای تمیز دادن هر یک از خوشه‌ها ایجاد می‌شود. در شکل ۴ ساختار ANFIS با دو ورودی  $x$  و  $y$  و یک خروجی  $f$  نشان داده شده است.

قوانین سیستم فازی در ANFIS از نوع تاکاگی سوگنو مرتبه اول و به‌صورت زیر در نظر گرفته می‌شود.

$$\text{rule } i: \text{ if } x \text{ is } A_i \text{ AND } y \text{ is } B_i, \text{ then } f_i = P_i x + Q_i y + r_i$$

جدول ۴) پارامترهای الگوریتم ژنتیک

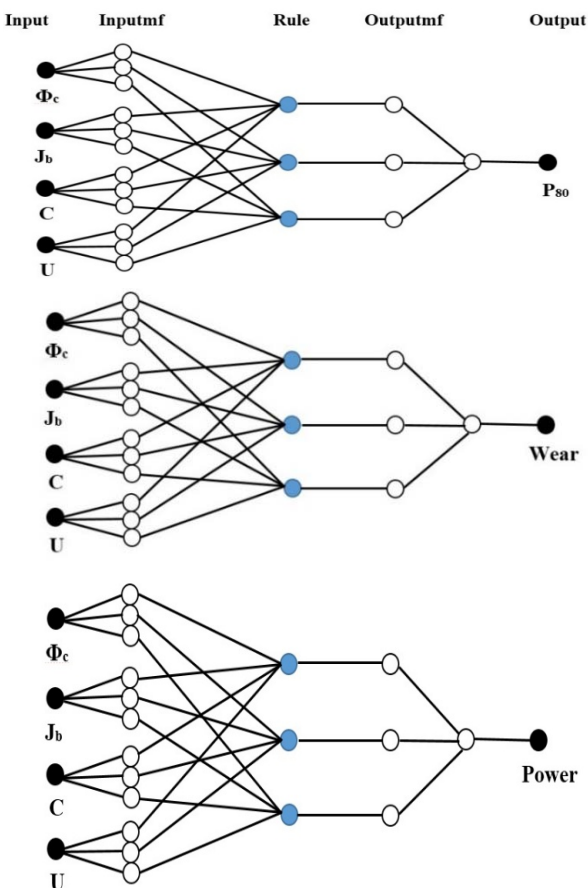
پارامتر	مقدار
اندازه جمعیت	۵۰۰
نرخ تقاطع	۰/۷
نرخ مهاجرت	۰/۴
نرخ جهش	۰/۲
تعداد نسل	۵۰۰

### سیستم استنتاج عصبی- فازی تطبیقی

در طراحی مدل ANFIS ابتدا یک سیستم استنتاج فازی (FIS) پایه ایجاد شده و سپس با الگوریتم‌های آموزشی موجود مانند پس انتشار و یا هیبرید، پارامترها به‌گونه‌ای تنظیم می‌شوند که اختلاف خروجی مدل با مقدار واقعی حداقل شود. روش‌های تقسیم‌بندی شبکه‌ای (Grid Partitioning) و خوشه‌بندی کاهشی (Subtractive Clustering) از جمله روش‌های طراحی FIS پایه هستند. تفاوت عمده این دو روش در چگونگی تعیین تابع عضویت فازی است. در روش تقسیم‌بندی شبکه‌ای نوع و

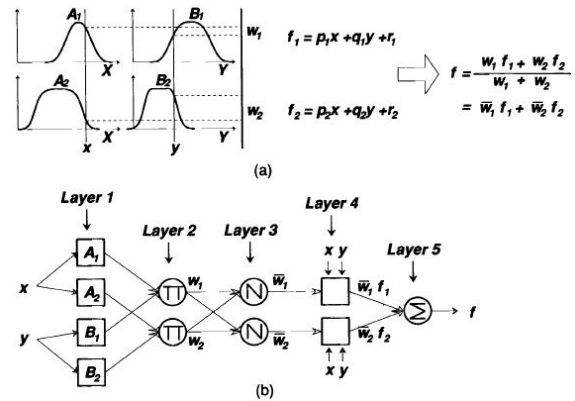
این توابع می‌توان به توابع عضویت دوزنقه‌ای، مثلثی و گوسین اشاره کرد. برای انتخاب نوع تابع عضویت، مدل ANFIS برای هر کدام از این توابع به صورت جداگانه آموزش می‌بیند. در پایان میزان خطای مدل‌ها با هم مقایسه می‌شود و تابعی که کمترین میزان خطا را داشته باشد به‌عنوان تابع عضویت انتخاب خواهد شد. توابع عضویت ورودی از نوع توابع عضویت گوسین تعریف شده‌اند.

شبکه عصبی-فازی طراحی‌شده برای مدل‌سازی نتایج آزمایشگاهی در شکل ۵ نشان داده شده است. در این ساختار سه تابع عضویت به تعداد کلاس‌ها (کم Low، متوسط Mean و زیاد High) به هر ورودی اختصاص یافته و سه قانون فازی نیز برای توصیف فرآیند و ساخت مدل تعریف شده است. همچنین به‌ازای هر قاعده، یک تابع عضویت خروجی ثابت و یا خطی در نظر گرفته می‌شود که در اینجا از توابع خطی استفاده شده است. پس از آموزش شبکه عصبی-فازی توسط نتایج شبیه‌سازی‌های آزمایشگاهی و بررسی دقت و اعتبار شبکه ایجادشده، از آن به‌عنوان تابع هزینه در الگوریتم ژنتیک استفاده می‌شود. متغیرهای طراحی چهار عدد و هر متغیر پنج سطح دارد، لذا احتیاج به ۶۲۵ آزمایش است که با توجه به شرایط سنگین، پرهزینه و زمان‌بر بودن آزمون‌ها، تعداد ۲۵ آزمایش مطابق جدول ۵ برای آموزش شبکه با استفاده از طراحی آزمایش (DOE) انجام گرفت.



شکل ۵) شبکه عصبی-فازی طراحی‌شده برای مدل‌سازی نتایج آزمایشگاهی

که در آن  $A_i$  و  $B_i$  مجموعه فازی بوده و  $p_i, q_i, r_i$  پارامترهایی هستند که در طی فرآیند آموزش تعیین می‌شوند.



شکل ۴) ساختار یک سیستم فازی-عصبی، شامل دو ورودی و یک خروجی

ساختار ANFIS از پنج لایه تشکیل می‌شود. لایه اول مربوط به محاسبه توابع عضویت است و خروجی  $O_i^1$  مقادیر عضویت هر ورودی نسبت به توابع عضویت مختلف مربوط به آن ورودی است.

$$O_i^1 = \mu_{A_i}(x) \quad i = 1, 2 \quad (6)$$

$$O_i^1 = \mu_{B_{i-2}}(y) \quad i = 3, 4 \quad (7)$$

که  $x$  و  $y$  ورودی‌ها به گره  $i$  هستند و توابع عضویت فازی معمولاً به صورت رابطه ۸ انتخاب می‌شوند.

$$\mu_{A_i} = \frac{-(x-c_i)^2}{2\sigma_i^2} \quad i = 1, 2 \quad (8)$$

در این رابطه  $c_i$  و  $\sigma_i$  پارامترهای بخش مقدم قوانین فازی بوده که نشان‌دهنده میانگین و انحراف‌معیار تابع گوسین است. لایه دوم مربوط به تشکیل قوانین فازی است. در این لایه هیچ گونه تنظیم یا تطبیقی روی پارامترها صورت نمی‌گیرد. مقادیر ورودی به هر گره در هم ضرب شده و حاصل که وزن قانون‌ها و به عبارتی میزان تاثیر هر قانون در خروجی نهایی است، به دست می‌آید.

$$O_i^2 = w_i = \mu_{A_i}(x)\mu_{B_i}(y) \quad (9)$$

لایه سوم لایه نرمالیزاسیون است. وزن نسبی قوانین به صورت رابطه ۱۰ در نظر گرفته می‌شود:

$$O_i^3 = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1+w_2} \quad (10)$$

خروجی لایه چهارم از ضرب خروجی لایه سوم در یک چند جمله‌ای مرتبه اول تشکیل شده و از رابطه ۱۱ محاسبه می‌شود. در این رابطه پارامترهای  $p_i, q_i, r_i$  پارامترهای بخش تالی قوانین در مدل فازی تاکاگی سوگنو هستند.

$$O_i^4 = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i(p_i x + q_i y + r_i) \quad (11)$$

در لایه پنجم، تنها گره موجود در این لایه که وظیفه جمع‌بندی تمامی ورودی‌های به این گره را بر عهده دارد، خروجی نهایی مدل را مطابق رابطه ۱۲ محاسبه می‌کند.

$$O_i^5 = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \quad (12)$$

لازم به ذکر است که یکی از مشخصه‌های مهم مدل ANFIS نوع تابع عضویت در نظر گرفته‌شده برای ورودی‌های مدل است. از جمله

شماره آزمون	سرعت آسیا	شارژ گلوله	غلظت دوغاب	پرشدگی دوغاب
۱	۰/۶۵	۰/۱	۰/۴	۰/۵
۲	۰/۶۵	۰/۱۵	۰/۵	۱
۳	۰/۶۵	۰/۲	۰/۶	۱/۵
۴	۰/۶۵	۰/۲۵	۰/۷	۲
۵	۰/۶۵	۰/۳	۰/۸	۲/۵
۶	۰/۷	۰/۱	۰/۵	۱/۵
۷	۰/۷	۰/۱۵	۰/۶	۲
۸	۰/۷	۰/۲	۰/۷	۲/۵
۹	۰/۷	۰/۲۵	۰/۸	۰/۵
۱۰	۰/۷	۰/۳	۰/۴	۱
۱۱	۰/۷۵	۰/۱	۰/۶	۲/۵
۱۲	۰/۷۵	۰/۱۵	۰/۷	۰/۵
۱۳	۰/۷۵	۰/۲	۰/۸	۱
۱۴	۰/۷۵	۰/۲۵	۰/۴	۱/۵
۱۵	۰/۷۵	۰/۳	۰/۵	۲
۱۶	۰/۸	۰/۱	۰/۷	۱
۱۷	۰/۸	۰/۱۵	۰/۸	۱/۵
۱۸	۰/۸	۰/۲	۰/۴	۲
۱۹	۰/۸	۰/۲۵	۰/۵	۲/۵
۲۰	۰/۸	۰/۳	۰/۶	۰/۵
۲۱	۰/۸۵	۰/۱	۰/۸	۲
۲۲	۰/۸۵	۰/۱۵	۰/۴	۲/۵
۲۳	۰/۸۵	۰/۲	۰/۵	۰/۵
۲۴	۰/۸۵	۰/۲۵	۰/۶	۱
۲۵	۰/۸۵	۰/۳	۰/۷	۱/۵

## نتایج

به منظور سنجش قابلیت شبیه‌سازی آسیا توسط شبکه عصبی- فازی، خروجی برنامه با نتایج آزمایشگاهی مقایسه شد. در جدول ۶ نتایج ۲۵ آزمون آزمایشگاهی با نتایج خروجی شبکه عصبی- فازی بیان شده است. نتایج نشان می‌دهد که شبکه به خوبی آموزش دیده و قادر است تا رفتار آسیا را مدل کند. خطای میانگین برای مدل‌سازی دانه‌بندی، توان‌کشی و سایش در آسیا به ترتیب ۹/۶۱، ۱/۹۹ و ۳/۸۲٪ است. خطای دانه‌بندی محصول ممکن است به دلیل رابطه پیچیده آن با متغیرهای ورودی و همچنین ناکافی بودن تعداد داده‌های آموزش بالاتر از خطای توان‌کشی و سایش باشد. با این حال با توجه به رفتار غیرخطی و بسیار پیچیده آسیا، این میزان خطا نیز قابل قبول است.

در الگوریتم‌های بهینه‌سازی چند هدفه به جای یک نقطه بهینه، نقاط غالب پارتو معرفی می‌شود تا طراح براساس نیاز و ارزیابی خود، از بین نقاط پارتو جواب دلخواه را انتخاب کند. پس از همگرایی الگوریتم، ۱۸ طرح بهینه به عنوان نقاط پارتو به دست آمد. در جدول ۷ این نقاط به همراه مقادیر خروجی آنها آورده شده است. برای محاسبه توابع هدف در الگوریتم چند هدفه ژنتیک از روش شبکه عصبی- فازی استفاده شد و جبهه پارتو به دست آمده در

شکل ۶ نشان داده شده است. تمامی نقاط پارتو به نوعی نقاط بهینه هستند. بدین معنی که هیچ یک از آنها بر دیگری برتری کامل ندارند ولی نسبت به نقاط دیگر برتر هستند. اما در نهایت یکی از این نقاط باید برای ساخت و اجرا انتخاب شود. استفاده از نمودارهای گرافیکی یکی از آسان‌ترین و مفیدترین راه‌کارهایی است که به طراح در انتخاب مقادیر متغیرهای طراحی کمک می‌کند. این نمودارها با ترسیم نقاط پارتو و پیشانی پارتو، نمایش بهتری از بهینه‌بودن هر یک از نقاط ارائه می‌دهند.

از دیگرام‌های سطح برای انتخاب بهترین طرح ممکن از بین نقاط پارتو استفاده شده است. دیگرام سطح برای مسایل بهینه‌سازی چند هدفه توسط بلاسکو و همکاران معرفی شد، یکی از روش‌هایی است که در آن فاصله نقاط پارتو نسبت به نقطه ایده‌آل (بهترین طرح ممکن) طبق رابطه ۱۳ ارزیابی شده و نقطه‌ای که کمترین فاصله را دارد به عنوان طرح برتر معرفی می‌شود [21]. این فاصله که اصطلاحاً نرم (Norm) نامیده می‌شود، معیاری برای انتخاب بهترین نقطه است. نرم‌های مختلفی را می‌توان به این منظور انتخاب کرد که در اینجا از نرم بی‌نهایت ( $\infty$ -norm) استفاده شده است.

$$\infty - \text{norm}: f(x)_{\infty} = \max\{\bar{f}_i(x)\}, 0 \leq f(x)_{\infty} \leq 1$$

$$\bar{f}_i(x) = \frac{f_i(x) - f_i^{\min}}{f_i^{\max} - f_i^{\min}}, i = 1, \dots, m \quad (13)$$

$$\bar{f}_i(x) = \frac{f_i^{\max} - f_i(x)}{f_i^{\max} - f_i^{\min}}, i = 1, \dots, n$$

$$0 \leq \bar{f}_i(x) \leq 1, i = 1, \dots, k$$

در رابطه ۱۳، m تعداد توابع هدفی است که باید کمینه شوند، n تعداد توابع هدفی است که باید بیشینه شوند و  $k=m+n$  تعداد کل توابع هدف است. پس از محاسبه نرم تمام نقاط پارتو، هر متغیر طراحی و تابع هدف به صورت جداگانه برحسب نرم نقاط رسم می‌شود به طوری که محور افقی محور مربوط به متغیر طراحی یا تابع هدف مورد نظر و محور عمودی مربوط به مقادیر نرم نقاط پارتو باشد.

دیگرام‌های سطح هر یک از متغیرهای طراحی و توابع هدف را نسبت به نرم بی‌نهایت، در نمودار ۲ نشان داده شده است. با توجه به این نمودارها می‌توان مشاهده کرد که نقطه‌ای که کمترین مقدار نرم را دارد، نزدیک‌ترین نقطه به نقطه ایده‌آل است و بنابراین به عنوان برترین نقطه شناخته می‌شود. با توجه به نمودار ۲، کمترین نرم در حدود ۰/۵۴ و متعلق به نقطه‌ای است که سرعت آسیا، شارژ گلوله، غلظت دوغاب و مقدار پرشدگی دوغاب برای این نقطه به ترتیب در محدوده [۰/۸، ۰/۷۵، ۰/۲، ۰/۱۵]، [۰/۷، ۰/۶] و [۰/۵، ۱] قرار دارد که در نتیجه مقدار توان‌کشی آسیا (کیلووات)، سایش لاینرها (یک بر ساعت) و P80 محصول نهایی (میکرومتر) به ترتیب در محدوده [۴، ۴/۴]، [۰/۰۱۷، ۰/۰۱۵] و [۰، ۱۳۰] قرار می‌گیرند.

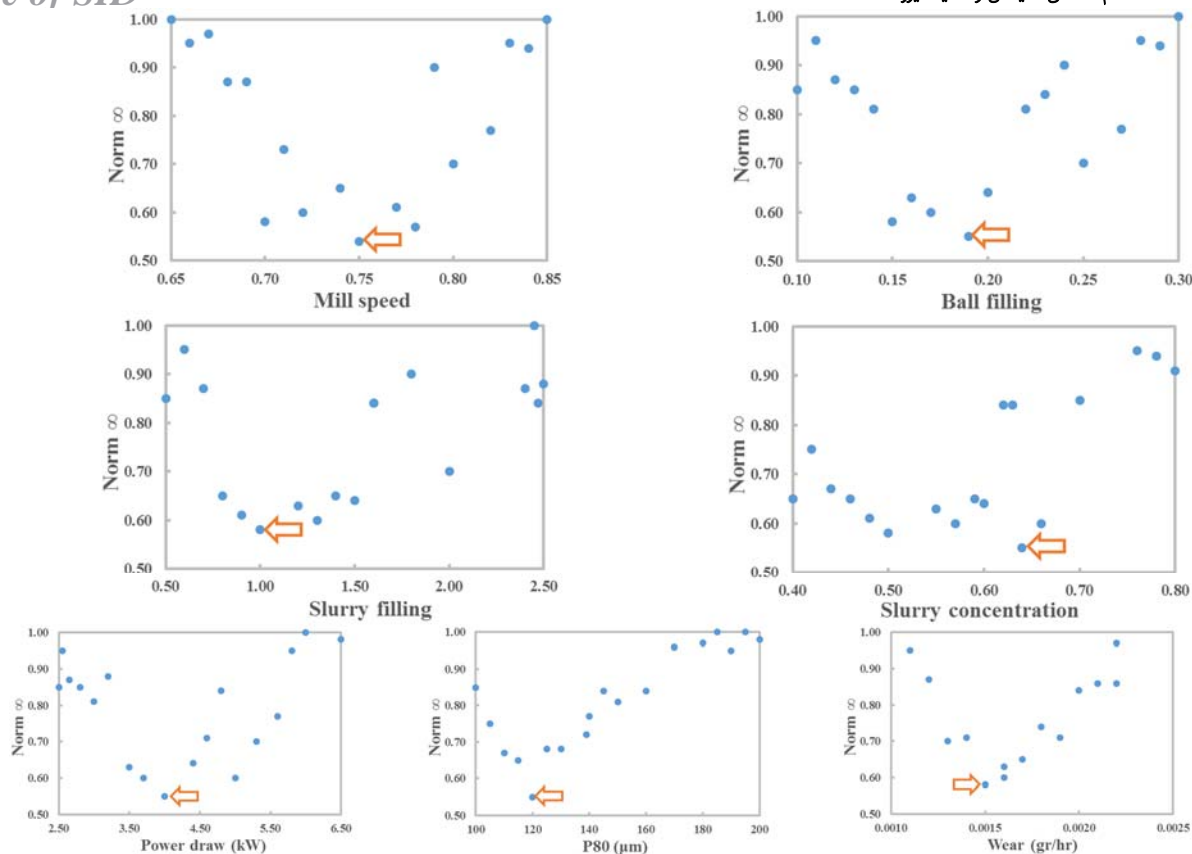


جدول ۱۶) مقایسه نتایج خروجی شبکه عصبی- فازی با نتایج آزمایشگاهی

شماره آزمایش	سایش لاینرها (1/hr)			توان کشی آسیا (kW)			اندازه محصول (μm)		
	خطا (%)	آزمایش	ANFIS	خطا (%)	آزمایش	ANFIS	خطا (%)	آزمایش	ANFIS
۱	۵/۸	۰/۰۰۱۵۰۲	۰/۰۰۱۴۱۵	۴	۲/۵	۲/۴	۱۰	۱۵۰	۱۶۵
۲	۴/۲	۰/۰۰۱۶۷۶	۰/۰۰۱۶۰۶	۱/۸	۳/۳۴	۳/۲۸	۷/۸	۱۸۰	۱۶۶
۳	۵/۷	۰/۰۰۱۲۲۰	۰/۰۰۱۱۵۰	۱/۳	۳/۸	۳/۷۵	۱۳/۶	۱۱۰	۹۵
۴	۲/۸	۰/۰۰۱۹۷۶	۰/۰۰۲۰۳۲	۱/۴	۴/۲	۴/۲۶	۳/۸	۱۶۰	۱۶۶
۵	۳/۴	۰/۰۰۲۱۵۶	۰/۰۰۲۲۳۰	۱	۳/۸	۳/۸۴	۱۱/۱	۱۳۵	۱۲۰
۶	۲	۰/۰۰۱۷۵۶	۰/۰۰۱۷۹۱	۴/۲	۲/۸۴	۲/۷۲	۱۰/۶	۱۳۲	۱۱۸
۷	۳/۴	۰/۰۰۱۹۳۴	۰/۰۰۲۰۰۱	۲/۱	۳/۳۸	۳/۴۵	۶/۷	۱۵۰	۱۶۰
۸	۵/۴	۰/۰۰۱۴۵۳	۰/۰۰۱۳۷۴	۱/۸	۴/۵	۴/۴۲	۱۹/۱	۱۱۵	۹۳
۹	۵/۱	۰/۰۰۱۶۴۴	۰/۰۰۱۶۶۰	۲/۴	۴/۱	۴/۲	۸/۳	۱۲۰	۱۱۰
۱۰	۱/۹	۰/۰۰۲۰۱۲	۰/۰۰۲۰۵۰	۲/۷	۵/۳۳	۵/۴۴	۹/۱	۱۱۰	۱۰۰
۱۱	۲/۲	۰/۰۰۲۲۶۶	۰/۰۰۲۳۱۶	۵/۲	۲/۹	۲/۷۵	۱۵/۴	۱۳۰	۱۱۰
۱۲	۳/۸	۰/۰۰۱۶۹۶	۰/۰۰۱۶۳۲	۱/۲	۴/۱	۴/۵۰	۱۰/۸	۱۲۰	۱۱۷
۱۳	۵/۲	۰/۰۰۱۷۲۳	۰/۰۰۱۶۳۳	۱/۲	۴	۳/۹۵	۷/۵	۱۶۰	۱۷۲
۱۴	۲/۷	۰/۰۰۲۲۸۳	۰/۰۰۲۲۲۱	۱	۵/۱	۵/۱۵	۳/۳	۱۵۰	۱۴۵
۱۵	۴/۹	۰/۰۰۱۹۶۳	۰/۰۰۲۰۵۹	۱/۴	۴/۳۳	۴/۳۹	۱۵/۴	۱۳۰	۱۵۰
۱۶	۴/۱	۰/۰۰۲۲۶۳	۰/۰۰۲۱۷۱	۲/۳	۳/۵۲	۳/۴۴	۷/۶	۱۷۰	۱۸۳
۱۷	۳/۹	۰/۰۰۱۶۱۱	۰/۰۰۱۵۴۹	۱/۴	۳/۶۵	۳/۶	۶/۷	۱۸۰	۱۶۸
۱۸	۴/۵	۰/۰۰۲۰۲۰	۰/۰۰۲۱۱۱	۱/۵	۴/۶۷	۴/۶	۸	۱۵۰	۱۶۲
۱۹	۴/۲	۰/۰۰۲۲۱۴	۰/۰۰۲۳۰۹	۱/۱	۵/۳	۵/۳۶	۹/۲	۱۲۰	۱۰۹
۲۰	۵/۴	۰/۰۰۱۶۵۰	۰/۰۰۱۵۶۰	۱/۱	۵/۵	۵/۵۶	۹/۷	۱۵۵	۱۷۰
۲۱	۳/۷	۰/۰۰۱۹۱۹	۰/۰۰۱۹۹۱	۴	۳	۲/۸۸	۸/۱	۱۶۰	۱۴۷
۲۲	۱/۶	۰/۰۰۲۴۷۲	۰/۰۰۲۴۳۲	۱/۹	۴/۱۴	۴/۵۶	۹/۸	۱۳۲	۱۴۵
۲۳	۳/۱	۰/۰۰۱۷۹۶	۰/۰۰۱۸۵۲	۱/۲	۴/۸۵	۴/۷۹	۱۱/۵	۱۳۰	۱۴۵
۲۴	۲/۸	۰/۰۰۱۷۸۹	۰/۰۰۱۷۳۹	۱/۳	۵/۴	۵/۴۷	۸/۸	۱۷۰	۱۵۵
۲۵	۳/۶	۰/۰۰۲۲۱۵	۰/۰۰۲۱۳۵	۱/۲	۶/۵۳	۶/۴۵	۸/۹	۱۸۰	۱۶۴
میانگین خطا	۳/۸۲	-	-	۱/۹۹	-	-	۹/۶۱	-	-

جدول ۱۷) نقاط بهینه پارتو و مقادیر خروجی آنها به روش شبکه عصبی- فازی

شماره	نقاط پارتو						پیشانی پارتو
	سرعت آسیا (Φc)	شارژ گلوله (Jb)	غلظت دوغاب (C)	پرشدگی دوغاب (U)	سایش لاینرها (1/hr)	توان کشی آسیا (kW)	
۱	۰/۷۴	۰/۱۵	۰/۴۵	۱/۵	۰/۰۰۱۹۱۹	۵/۶۵	۱۲۰
۲	۰/۷۵	۰/۲۱	۰/۵۵	۱/۷۵	۰/۰۰۲۱۴۷	۴/۸۵	۱۳۰
۳	۰/۷۵	۰/۱۸	۰/۵۲	۱/۲۵	۰/۰۰۲۰۵۲	۵/۳۳	۱۱۷
۴	۰/۷۷	۰/۲۲	۰/۴۸	۱/۶۵	۰/۰۰۱۸۹۶	۵/۷۳	۱۲۵
۵	۰/۷۲	۰/۱۹	۰/۵۱	۱/۳۵	۰/۰۰۲۰۱۹	۶/۰۶	۱۳۲
۶	۰/۷۸	۰/۱۸	۰/۴	۱/۱۵	۰/۰۰۲۱۴۷	۵/۵۶	۱۴۲
۷	۰/۸۵	۰/۲۹	۰/۷۱	۰/۹۵	۰/۰۰۱۸۹۶	۵/۶۶	۱۷۵
۸	۰/۸۵	۰/۳	۰/۶۹	۰/۸۵	۰/۰۰۲۰۱۹	۵/۷۹	۱۷۷
۹	۰/۸۲	۰/۲۷	۰/۶۵	۱/۲	۰/۰۰۲۱۴۷	۶/۰۱	۱۹۰
۱۰	۰/۸۲	۰/۳	۰/۶۲	۰/۸۵	۰/۰۰۲۰۱۹	۵/۲۳	۱۹۰
۱۱	۰/۸۴	۰/۲۹	۰/۶۸	۱/۱۵	۰/۰۰۱۸۴۷	۶/۰۵	۱۸۶
۱۲	۰/۸۵	۰/۲۸	۰/۷۲	۱/۰۵	۰/۰۰۱۹۵۲	۵/۸۴	۱۷۵
۱۳	۰/۶۶	۰/۲۷	۰/۸	۲/۰۵	۰/۰۰۱۴۵۲	۴/۴۹	۱۵۰
۱۴	۰/۶۷	۰/۲۶	۰/۷۵	۲/۵	۰/۰۰۱۵۹۶	۴/۸۵	۱۵۰
۱۵	۰/۷	۰/۲۵	۰/۷۶	۲/۴۵	۰/۰۰۱۳۱۹	۵/۳۳	۱۷۵
۱۶	۰/۶۶	۰/۲۷	۰/۸	۲/۲۵	۰/۰۰۱۲۴۷	۵/۷۳	۱۷۷
۱۷	۰/۶۵	۰/۳	۰/۷۳	۲/۱۵	۰/۰۰۱۶۵۲	۶/۰۶	۱۹۰
۱۸	۰/۶۵	۰/۲۹	۰/۷۱	۲/۳۵	۰/۰۰۱۶۹۶	۶/۲۸	۱۵۰



نمودار ۲) دیاگرام‌های سطح مربوط به متغیرهای طراحی و توابع هدف

ژنتیک چند هدفه NSGA-II مطالعه شد. چهار متغیر طراحی این پژوهش، سرعت آسیا، مقدار شارژ گلوله، غلظت و حجم دوغاب بوده و دانه‌بندی محصول خروجی آسیا، سایش لاینرها و توان‌کشی به‌عنوان سه تابع هدف بررسی شد. آسیای آزمایشگاهی مورد استفاده با مقیاس یک‌دهم آسیای واقعی موجود در مجتمع مس سرچشمه ساخته و برای طراحی و تعیین پارامترهای عملکردی آن از تحلیل ابعادی استفاده شد، لذا رفتار دو آسیا با خطای قابل قبول مشابه است. مهم‌ترین نتایج که برای کارخانه‌های فرآوری و صنایع معدنی می‌تواند بسیار مفید باشد، در زیر آورده شده‌اند.

۱- شبکه عصبی- فازی با خطای قابل قبول به‌خوبی قادر است تا عملکرد آسیا را مدل‌سازی کند.

۲- در سرعتی بین ۷۰ تا ۸۰٪ سرعت بحرانی، بهترین عملکرد آسیا اتفاق می‌افتد.

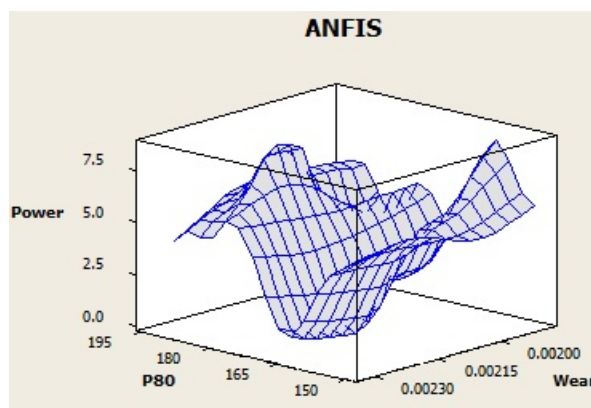
۳- ۱۵ تا ۲۰٪ حجم آسیا باید گلوله شارژ شود تا بهینه‌ترین حالت ممکن انجام گیرد.

۴- در دوغابی با غلظت ۶۰ تا ۷۰٪ و حجم دوغاب بین یک تا ۱/۵ برابر حجم مفید گلوله‌ها، خردایش بهینه در آسیا رخ می‌دهد.

**تشکر و قدردانی:** از کلیه عزیزانی که نویسندگان را یاری نمودند، سپاسگزاری می‌شود.

**تأییدیه اخلاقی:** تمامی نتایج ذکر شده صرفاً حاصل فعالیت‌های پژوهشی نویسندگان است.

**تعارض منافع:** هیچ گونه تعارض منافی وجود ندارد.



شکل ۳) جبهه پارتو به روش ANFIS

جهد ناگهانی نرم در کران‌های بالا و پایین متغیرهای طراحی نشان می‌دهد که انتخاب در این نواحی معقول نیست. بهترین عملکرد آسیا در سرعتی بین ۷۰ تا ۸۰٪ سرعت بحرانی اتفاق می‌افتد. همچنین ۱۵ تا ۲۰٪ حجم آسیا باید گلوله شارژ شود تا بهینه‌ترین حالت ممکن هر سه تابع هدف صورت گیرد. حجم دوغاب باید بین یک تا ۱/۵ برابر حجم مفید گلوله‌ها و با غلظتی بین ۶۰ تا ۷۰٪ طراحی شود.

### نتیجه‌گیری

بهینه‌سازی چند هدفه پارامترهای عملکردی آسیای گردان با ترکیب نتایج آزمایشگاهی، شبکه عصبی- فازی تطبیقی و الگوریتم

- Processing and Extractive Metallurgy Review. 2017;38(3):168-179.
- 1- Holland JH. Adaptation in natural and artificial systems: an introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence. Cambridge: MIT press; 1992.
  - 12- Deb K, Pratap A, Agarwal S, Meyarivan T. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II. IEEE Transactions on Evolutionary Computation. 2002;6(2):182-197.
  - 13- Deb K. Multi-objective optimization. In: Burke EK, Kendall G. Search methodologies. Boston: Springer; 2014.
  - 14- Karimi M, Bakhtiari H, Keshavarz A. Modeling and multiobjective optimization of twist extrusion process. Modares Mechanical Engineering. 2013;13(6):60-73. [Persian]
  - 15- Jang JSR. ANFIS: Adaptive-network-based fuzzy inference system. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. 1993;23(3):665-685.
  - 16- Rezaeizadeh M, Fooladi M, Powell MS, Mansouri SH, Weerasekara NS. A new predictive model of lifter bar wear in mills. Minerals Engineering. 2010;23(15):1174-1181.
  - 17- Tavares LM. Breakage of single particles: Quasi-static. Handbook of Powder Technology. 2007;12:3-68.
  - 18- Arora JS. Introduction to optimum design. Cambridge: Academic Press; 2004.
  - 19- Mulenga FK, Moys MH. Effects of slurry pool volume on milling efficiency. Powder Technology. 2014;256:428-435.
  - 20- Kasprzak EM, Lewis K. Pareto analysis in multiobjective optimization using the collinearity theorem and scaling method. Structural and Multidisciplinary Optimization. 2001;22(3):208-218.
  - 21- Blasco X, Herrero JM, Sanchis J, Martínez M. A new graphical visualization of n-dimensional Pareto front for decision-making in multiobjective optimization. Information Sciences. 2008;178(20):3908-3924.
  - 22- Konak A, Coit DW, Smith AE. Multi-objective optimization using genetic algorithms: A tutorial. Reliability Engineering & System Safety. 2006;91(9):992-1007.
  - 23- Zitzler E, Deb K, Thiele L. Comparison of multiobjective evolutionary algorithms: Empirical results. Evolutionary Computation. 2000;8(2):173-195.

**سهم نویسندگان:** مسلم محمدی سلیمانی (نویسنده اول)، پژوهشگر اصلی (۵۰٪)؛ سمیه میرزاده (نویسنده دوم)، پژوهشگر اصلی (۵۰٪).  
**منابع مالی:** هزینه‌ها از محل مجتمع مس سرچشمه تامین شده است.

## منابع

- 1- Wills BA, Finch J. Wills' mineral processing technology: An introduction to the practical aspects of ore treatment and mineral recovery. Oxford: Butterworth-Heinemann; 2015.
- 2- King RP. Modeling and simulation of mineral processing systems. Amsterdam: Elsevier; 2001.
- 3- Zadeh LA. Fuzzy sets. Information and Control. 1965;8(3):338-353.
- 4- Mohammadi Soleymani M, Fooladi Mahani M, Rezaeizadeh M, Bahiraie M. Experimental study of mill speed, charge filling, slurry concentration, and slurry filling on the wear of lifters in tumbling mills. Modares Mechanical Engineering. 2015;15(4):265-271. [Persian]
- 5- Mohammadi Soleymani M, Fooladi Mahani M, Rezaeizadeh M. Experimental investigation of the power draw of tumbling mills in wet grinding. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science. 2016;230(15):2709-2719.
- 6- Moys MH. Grinding to nano-sizes: Effect of media size and slurry viscosity. Minerals Engineering. 2015;74:64-67.
- 7- Soleymani MM, Fooladi M, Rezaeizadeh M. Effect of slurry pool formation on the load orientation, power draw, and impact force in tumbling mills. Powder Technology. 2016;287:160-168.
- 8- Hoseinian FS, Shirani Faradonbeh R, Abdollahzadeh A, Rezaei B, Soltani-Mohammadi S. Semi-autogenous mill power model development using gene expression programming. Powder Technology. 2017;308:61-69.
- 9- Hadizadeh M, Farzanegan A, Noaparast M. A plant-scale validated MATLAB-based fuzzy expert system to control SAG mill circuits. Journal of Process Control. 2018;70:1-11.
- 10- Hadizadeh M, Farzanegan A, Noaparast M. Supervisory fuzzy expert controller for sag mill grinding circuits: Sungun copper concentrator. Mineral