مقاله پژوهشی

طراحی یک مدل پیش‌بینی برای ارزیابی ماسه‌های سیلیسی ریخته‌گری با استفاده از داده‌کاوی و طراحی آزمایش‌ها(مطالعه ماسه‌های گروه ۵۰)

غلامحسین باغبان

دانشجوی دکتری مدیریت صنعتی،گروه مدیریت صنعتی،دانشکده مدیریت،دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران شمال،تهران، ایران.baghban.ksk@gmail.com

عباس راد

(نویسنده مسئول) استادیار گروه مدیریت صنعتی و فناوری اطلاعات دانشکده مدیریت و حسابداری،دانشگاه شهید بهشتی،تهران،ایران. a-raad@sbu.ac.ir

حسن فارسیجانی

دانشیار گروه مدیریت صنعتی و فناوری اطلاعات دانشکده مدیریت و حسابداری، دانشگاه شهید بهشتی،تهران، ایران. H-Farsi@sbu.ac.ir

داود طالبی

استادیار گروه مدیریت صنعتی و فناوری اطلاعات دانشکده مدیریت و حسابداری، دانشگاه شهید بهشتی،تهران، ایران. d-talebi@sbu.ac.ir

چکیده: صنایع معدنی از جمله بخش‌های مهم صنعت در ایران می‌باشند، به همین جهت ارتقای کیفیت در فرآورده‌های محصولات معدنی ضروری است. یکی از این فرآورده‌ها، ماسه‌های سیلیسی ریخته‌گری هستند. هدف از این مطالعه ایجاد یک مدل کامل با استفاده از این گونه از ماسه‌های سیلیسی بود. یک تحلیل جامع بر روی ده معدن انجام شد و هفت معدن برای انجام مرحله ارتقاء کیفیت انتخاب شدند. در مجموع ۱۴۰۰ آزمایش برای دستیابی به هدف اصلی تحقیق که همانا افزایش کیفیت پارامترهای ماسه‌های سیلیسی بود، انجام شد. همچنین مشخص شد که هفت ویژگی اساسی ماسه‌های سیلیسی، تأثیر قابل توجهی بر کیفیت محصولات نهایی دارد. کیفیت ماسه‌های سیلیسی تحت تأثیر عناصری مانند کلسیم، سدیم، پتاسیم و منیزیم قرار دارند که عناصر قلیایی خاک هستند. درصد بالاتر سیلیس در یک ماده معدنی معمولاً با کیفیت افزایش یافته مرتبط است، زیرا دستیابی به ویژگی‌ها و عملکرد ایده‌آل در ماسه‌های سیلیسی را تضمین می‌کند. عوامل مؤثر بر کیفیت ماسه‌های سیلیسی توسط کارشناسان با استفاده از تکنیک دلفی فازی و تحلیل سلسله مراتبی اولویت‌بندی شدند. این عوامل بر ترکیب شیمیایی، خلوص، واکنش‌پذیری و عملکرد ماسه‌های سیلیسی تأثیر دارند.همچنین یک مدل داده‌کاوی جهت پیش‌بینی کیفیت این ماسه‌ها طراحی شد. یافته‌های این مطالعه نشان می‌دهد که وجود کلسیم، سدیم، پتاسیم، منیزیم، محتوای سیلیس، ADV (مقدار قلیایی یا اسیدی بودن ماسه) و pH بر کیفیت ماسه‌های سیلیسی تأثیر می‌گذارد. نتیجه‌گیری می‌شود که این مدل، نگرش و پیش‌بینی کارآمدی را برای افزایش کیفیت محصول ارائه می‌دهد.

واژگان کلیدی: سیلیس، کنترل کیفیت، روش دلفی فازی، داده‌کاوی

۱. مقدمه

بخش معدن به‌عنوان صنعتی که به استخراج مواد معدنی اختصاص دارد از اهمیت و ضرورت بسیار بالایی برخوردار است [۱]. صنعت معدن در ایران به دلیل موقعیت جغرافیایی و سیاسی خود از اهمیت و ارزش راهبردی قابل توجهی برخوردار است [۲]. در حوزه صادرات جهانی، ضروری است که فرآورده‌های محصولات معدنی در ایران تمرکز فزاینده‌ای بر ارتقای کیفیت عرضه‌های معدنی خود داشته باشد [۳].

یکی از صنایع معدنی که توجه زیادی را در این حوزه جلب می‌کند، صنایع معدنی سیلیس است. شایان ذکر است که ایران دارای حدود ۸۰ معدن سیلیس عملیاتی و نیمه‌عملیاتی است. کیفیت به‌عنوان یک پارامتر مهم در حوزه تولید ظاهر شده است. از زمانی که تمرکز پژوهشگران و مؤسسات درگیر پیچیدگی‌های کیفیت، شامل تضمین کیفیت، مدیریت کیفیت، سیستم‌های

تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۱۲/۲۰ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۰۴/۱۶
دوره ۱۳/ شماره ۳
صفحات ۲۸۱-۲۹۹

Corresponding author: a-raad@sbu.ac.ir
https://doi.org/10.48313/jqem.2023.199699

کیفیت و موضوعات مرتبط شده است، مدت زیادی گذشته است[۴].

استفاده از طراحی آزمایش‌ها (DOE[1]) نشان‌دهنده یک رویکرد جدید است که ریشه در آمار کاربردی دارد تا عوامل مهمی را که بر کیفیت یک محصول تأثیر می‌گذارند، تشخیص دهد [۶-۵]. مضاف بر این، داده‌کاوی، یک دامنه برجسته در حوزه کشف داده‌های دانش، دارای ظرفیت ابداع روش‌های جدید برای درک داده‌ها و تضمین کنترل کیفیت آن است [۷]. در فرآیندهای توسعه محصولات معدنی، تاکنون تحقیقات محدودی بر اساس این روش‌ها از جمله استفاده از روش‌های داده‌کاوی برای پیش‌بینی وقوع عیوب سطحی و برای کشف اصول حاکم بر کیفیت شیمیایی انجام شده است.

اذعان به این نکته ضروری است که نسبت درصد سیلیس، همراه با ویژگی های متمایز سنگ سیلیس اولیه، اهمیت زیادی در صنایع مرتبط دارد. هیوس و لوپز(۲۰۱۶) تحقیقی را در مورد بررسی میکروسکوپی ماسه سیلیس انجام دادند. آنها از یک میکروسکوپ متالوگرافی و میکروسکوپ الکترونی (SEM) برای ارزیابی کیفیت آن، با هدف تعیین مناسب بودن آن به‌عنوان ماسه ماهیچه‌گیری اصلی ریخته‌گری استفاده کردند [۸]. در مطالعه انجام شده توسط چات و همکاران (۲۰۱۸)، یک اکتشاف برای بررسی تاثیر ذرات نانو سیلیس بر روی خواص ماسه قالب‌گیری با رزین و کیفیت حاصل از ریخته‌گری انجام شد. بر اساس آرایه متعامد L۹ تاگوچی، یک سری آزمایش با استفاده از پارامترهای ورودی-خروجی مشخص شده انجام شد. یافته‌ها نشان داده‌اند که ادغام ذرات نانوسیلیس، پیشرفت‌های قابل‌توجهی در ویژگی‌های قالب ماسه‌ای به همراه داشته است، در نتیجه منجر به بهبود کیفیت ریخته‌گری می‌گردد. [۹]

در پرتو تحقیقات متعددی که در این رشته خاص انجام شده است، به ویژه در رابطه با مدیریت کیفیت محصولات معدنی، بدیهی است که این حوزه به بررسی‌های جامع و دقیق بیشتری نیاز دارد. تحقیق در حال انجام تلاش می‌کند تا خلاء تحقیقات موجود را با صورت بندی کردن یک مدل پیش‌بینی کیفیت که به طور خاص برای ماسه‌های سیلیسی مورد استفاده در صنایع ریخته‌گری طراحی شده است، پر کند. این مطالعه از طریق استفاده از تکنیک‌های داده‌کاوی و طراحی دقیق آزمایش‌ها، با تمرکز ویژه بر روی ماسه‌های گروه AFS50 به‌عنوان یک مطالعه موردی انجام می‌شود.

۲. روش‌شناسی

این تحقیق از نظر ماهیت و اهداف کاربردی و از نظر نوع روش تحقیق توصیفی پساورویدادی و از نظر روش گردآوری آمار و داده‌ها از نوع اسنادی محسوب می‌شود. همچنین از منظر طبقه‌بندی علوم، روش تحقیق این پژوهش از نوع روش‌های تحقیق تحلیلی زیرگروه تحقیق تحلیلی ریاضی می‌باشد. ضمن بررسی تکنیک تحقیق در این بخش، نوع تحقیق بر اساس هدف و ماهیت آن معرفی شده است. علاوه بر این، روش‌ها و ابزارهای مورد استفاده برای جمع‌آوری داده‌ها شرح داده شده است. سپس جامعه آماری و نمونه معرفی شده و سپس در مورد روش‌ها و ابزارهای تجزیه و تحلیل داده‌ها بحث می‌شود.

۲-۱. جمع‌آوری داده‌ها

این مطالعه از مطالعات کتابخانه‌ای برای ایجاد دانش و ادبیات بنیادی مربوط به موضوع تحقیق استفاده می‌کند. به منظور توسعه یک مدل پیش‌بینی کیفیت ماسه‌های سیلیسی در صنایع ریخته‌گری، ارزیابی چشم انداز اطلاعات مربوط به ماسه‌های سیلیسی در این صنایع ضروری است. این امر می‌تواند از طریق جمع‌آوری و تجزیه و تحلیل جامع ادبیات مربوطه، و همچنین استفاده از پایگاه‌های داده‌ای که توسط صنایع ریخته‌گری و سازمان‌های صنعت و معدن نگهداری می‌شود، محقق شود. همچنین ابزار پرسشنامه برای تعیین عوامل مؤثر بر کیفیت ماسه سیلیسی گروه AFS50 استفاده شد.

از طریق بررسی جامع ادبیات علمی و مصاحبه با خبرگان در حوزه مربوطه، مجموعه‌ای از عوامل تعیین‌کننده مهم به دقت تهیه شده است. این مجموعه متعاقباً در قالب پرسشنامه و با استفاده از روش دلفی فازی به متخصصان این حوزه ارائه شده است. پرسشنامه فوق از سه بخش اصلی تشکیل شده است: هدف و روش تحقیق، اطلاعات جمعیت‌شناسی، و سؤالات مربوط به موارد تحقیق و عواملی که ممکن است بر مطالعه تأثیر بگذارد. محققان از یک مقیاس لیکرت ۵ درجه‌ای، از «خیلی کم» تا «خیلی زیاد» برای ارزیابی اهمیت و تأثیر هر متغیر استفاده کردند.

[1] Design of Experiments

۲-۲. تحلیل داده‌ها

در نتیجه، این تحقیق از روش دلفی فازی به‌عنوان ابزاری برای شناسایی عوامل کلیدی مؤثر بر کیفیت ماسه‌های سیلیسی استفاده می‌کند. این عوامل متعاقباً به‌عنوان ورودی برای روش داده‌کاوی در مطالعه مورد استفاده قرار گرفتند. به‌منظور پیش‌بینی کیفیت ماسه‌های سیلیسی، از روش‌های داده‌کاوی مبتنی بر یادگیری ماشینی استفاده خواهد شد. علاوه براین، برای افزایش کیفیت، استفاده از طراحی آزمایش‌ها روش تاگوچی اجرا و نتایج بدست آمده جهت آموزش و یادگیری مدل به کار گرفته خواهد شد.

۲-۳. متغیرهای زبانی

خبرگان باید این مقادیر از "سطوح" را با استفاده از متغیرهای زبانی نشان دهند. استفاده از متغیرهای کیفی مانند «کم»، «متوسط» و «بالا» ممکن است تا حدی به مسائل فوق‌الذکر بپردازد. با تعیین شاخص‌های متغیرهای کیفی، متخصصان با استفاده از یک ذهنیت ثابت به پرسش‌ها پاسخ خواهند داد. از این رو، متغیرهای کیفی به‌عنوان اعداد فازی مثلثی مشخص می‌شوند [۱۰]. که در آن متغیرهای کلامی با اعداد فازی مثلثی مربوطه مطابقت دارند که در جدول ۱ نشان داده شده است.

جدول ۱- اعداد فازی مثلثی مربوط به متغیرهای کلامی

اعداد فازی مثلثی **(l, m, u)**	**L** متغییرهای زبانی
(1, 1, 0.75)	**خیلی زیاد**
(1, 0.75, 0.5)	**زیاد**
(0.75, 0.5, 0.25)	**متوسط**
(0.5, 0.25, 0).	**کم**
(0.25, 0, 0).	**خیلی کم**

۲-۴ . تعیین ضریب کیفیت مؤثر ماسه سیلیسی گروه AFS50

میانگین درجه تأثیر هر یک از مهمترین عوامل تأثیرگذار بر کیفیت ماسه سیلیسی گروه AFS50 بر اساس معادله محاسبه می‌شود. ۱ و ۲ (چانگ، ۱۹۹۶)

$$A^{(i)} = \left(a_1^i, a_2^i, a_3^i\right), i = 1,2,3,\ldots,n \quad (۱)$$

$$A_m = \left(a_{m1}^i, a_{m2}^i, a_{m3}^i\right) = \left(1/n \sum a_1^{(i)}, 1/n \sum a_2^{(i)}, 1/n \sum a_3^{(i)}\right) \quad (۲)$$

در مرحله بعد با استفاده از تکنیک AHP سعی شد انتخاب عوامل و سطوح کلیدی طراحی آزمایش ها اولویت بندی شود.

۲-۵. اولویت‌بندی معیارها با تکنیک AHP فازی

مفهوم فازی بودن در روش AHP کلاسیک به صورت غیرمستقیم و بدون استفاده از مجموعه‌های فازی مورد توجه قرار گرفته است. در واقع در این روش با استفاده از عبارات کلامی در جدول (۳-۱)، مفهوم فازی بودن در تعیین ماتریس‌های مقایسه زوجی دخالت داده می‌شود. بنابراین با تعمیم روش فوق، روش‌هایی ارائه می‌گردد که در آن‌ها از اعداد فازی برای بیان میزان ارجحیت عناصر استفاده می‌شود. در این پژوهش از AHP فازی به روش آنالیز توسعه چانگ استفاده می‌شود [۱۲-۱۱].

۲-۶. طراحی آزمایشات

در این تحقیق پس از شناسایی فاکتورهای نهایی، نمونه‌های ماسه سیلیس گروه AFS50 در آزمایشگاه مورد بررسی قرار گرفته و کیفیت آن با روش طراحی آزمایش‌ها بررسی می‌شود. روش تاگوچی یکی از روش‌های کاهش تعداد آزمایشات است. در این روش سه عامل در نظر گرفته می‌شود:

- طراحی و ایجاد کیفیت مطلوب در حین تولید محصول
- تأثیر عواملی را که نمی‌توانیم کنترل کنیم را کاهش دهیم و تا حد امکان تأثیر آنها را از بین ببریم.
- میزان تلفات به انحراف از حالت استاندارد (کیفیتی که برای ما مطلوب است) بستگی دارد.

در روش تاگوچی از یک تابع ضرر برای محاسبه تغییرات بین نتایج و مقدار مورد نظر استفاده می‌شود. پس از محاسبه مقدار تابع ضرر برای هر خروجی، نسبت کلی S/N را محاسبه می‌کنیم. در نهایت باید این شرایط را در نظر بگیریم و با این شرایط آزمایش را انجام دهیم تا ببینیم آیا نتایج مطلوب را به ما می‌دهد یا خیر.

در مرحله بعد الگوریتم داده‌کاوی مناسب برای پیش‌بینی کیفیت ماسه‌های سیلیسی گروه AFS50 با استفاده از شاخص‌های شناسایی شده مورد بحث قرار می گیرد.

۲-۷. داده‌کاوی

در این تحقیق مبنای اصلی روش «یادگیری ماشینی» است که برای پیش‌بینی کیفیت ماسه سیلیسی AFS50 بر اساس متغیرهای ورودی که شامل هفت متغیر اساسی (دو متغیر به‌صورت دوتایی) شناسایی شده با روش دلفی فازی (ADV ,sio2 ,pH K2O, MgO, Na2O and CaO) و نتایج آن در مدل طراحی شده با آزمایشات تاگوچی با نرم‌افزار پایتون تنظیم و مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفته است.

۳. بحث و نتایج

در پژوهش حاضر از سه روش تحلیل برای دستیابی به اهداف تحقیق استفاده شده است. در مرحله اول از تکنیک دلفی فازی، سپس تکنیک تحلیل سلسله مراتبی، سپس روش تاگوچی و در نهایت ساخت مدل داده‌کاوی ازطریق یادگیری ماشینی آموزش‌پذیر استفاده شد. در ادامه یافته‌های تحقیق، نتایج مورد بحث و تحلیل قرار خواهد گرفت.

۳-۱- تعیین شاخص‌های تأثیرگذار در کیفیت با تکنیک دلفی

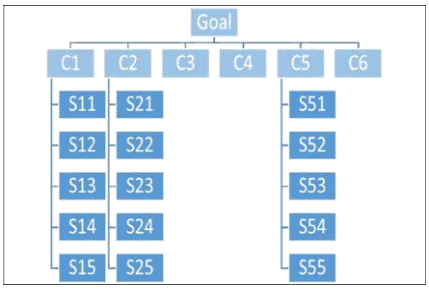
طی سه دور پرسشنامه بین خبرگان جهت مشخص شدن عوامل مؤثر کیفی برروی ماسه‌های سیلیسی توزیع گردید و ۷ پارامتر که دو مورد آنها به‌صورت زوجی محاسبه شدند توسط خبرگان انتخاب و در طراحی مدل مورد استفاده قرار گرفتند.

جدول ۲. مهمترین عوامل شناسایی شده جهت پیش‌بینی کیفیت ماسه‌های سیلیسی گروه

ردیف	کد	شاخص	امتیاز
۱	F1	تأثیر پارامتر ADV	19,6
۲	F4	خلوص Sio_2	۱۹.۸
۳	F5	PH	۱۷.۸
۴	F13	Na2o+K2o	۱۶.۸
۵	F14	Mgo+Cao	۱۷.۲

۳-۲. ارزیابی و انتخاب عوامل و سطوح در طراحی آزمایش‌ها با روش تحلیل سلسله مراتبی

در مرحله اول معیارهای در نظر گرفته شده شامل عوامل قابل کنترل انتخاب می‌شوند. این پارامترها عبارت‌اند از PH (C1) زمان (C2)، سرعت (C3)، اندازه ذرات (C4)، نسبت وزن به حجم M/V (C5) و دما (C6). به طور کلی این معیارها به‌عنوان عوامل قابل کنترل در شرایط آزمایشگاهی شناخته می شوند. از بین شش عامل موجود، سه عامل اصلی به‌عنوان معیار اصلی در نظر گرفته شد و از این معیارها برای طراحی شرایط آزمایشگاه استفاده شد. الگوی سلسله مراتبی مدل در شکل ۱ نشان داده شده است. همچنین معیارها و زیرمعیارهای تحقیق با نمایه عددی نامگذاری شده است تا در حین تحقیق به راحتی قابل پیگیری و مطالعه باشد.



شکل ۱. مدل سلسله مراتبی مدل تحقیق

۳-۳. تعیین اولویت معیارها

برای انجام تحلیل سلسله‌مراتبی نخست معیارهای اصلی راساس هدف به‌صورت زوجی مقایسه شده‌اند. تکنیک AHP یک تکنیک اولویت‌بندی و رتبه‌بندی است. رتبه‌بندی در این تکنیک بر اساس مقایسه‌های زوجی صورت می‌گیرد. مقایسات زوجی با استفاده از پرسشنامه و بر اساس دیدگاه خبرگان انجام شد و دیدگاه خبرگان نیز با استفاده از تکنیک میانگین هندسی تجمیع گردید. در جدول ۳ ماتریس مقایسه زوجی حاصل از تجمیع دیدگاه خبرگان نشان داده شده است.

جدول ۳. ماتریس مقایسات زوجی

	pH	زمان	سرعت	وزن به حجم	اندازه ذرات	دما
Ph	۱	۰.۸۹۶	۲.۲۴۳	۱.۷۲۰	۲.۲۲۹	۰.۸۸۵
زمان	۱.۱۱۶	۱	۲.۴۳۶	۱.۸۱۰	۲.۰۶۲	۱.۲۰۶
سرعت	۰.۴۴۶	۰.۴۱۰	۱	۰.۶۱۸	۱.۲۶۵	۰.۵۷۳
وزن به حجم	۰.۵۸۱	۰.۵۵۲	۱.۶۱۹	۱	۲.۱۸۰	۰.۷۱۱
اندازه ذرات	۰.۴۴۹	۰.۷۹۰	۰.۷۹۰	۰.۴۵۹	۱	۰.۵۷۳
دما	۱.۱۲۹	۰.۸۲۹	۱.۷۴۵	۱.۴۰۷	۱.۷۴۵	۱

بر اساس روش AHP فازی، میانگین هندسی هر سطر برای تعیین وزن معیارها محاسبه گردید که به صورت رابطهٔ زیراست.

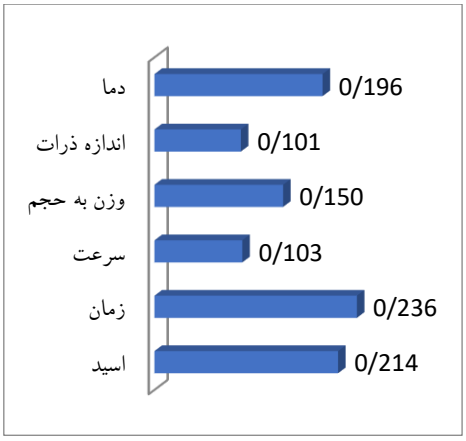
$$\pi_1 = \sqrt[8]{1 * 0.896 * 2.243 * 1.720 * 2.229 * 0.8850} = 1.377$$

میانگین هندسی سایر سطرها نیز به همین ترتیب محاسبه شده و در نهایت مجموع میانگین هندسی تمامی سطرها محاسبه می‌شود. با تقسیم میانگین هندسی هر سطر بر مجموع میانگین هندسی سطرها مقدار وزن نرمال بدست می‌آید که به آن برداریژه نیز گفته می‌شود. میانگین هندسی و برداریژه در جدول ۴ نشان داده شده است.

جدول ۴. میانگین هندسی و بردار ویژه

	میانگین هندسی	بردار ویژه
Ph	۱.۳۷۷	۰.۲۱۴
زمان	۱.۵۱۸	۰.۲۳۶
سرعت	۰.۶۵۹	۰.۱۰۳
وزن به حجم	۰.۹۶۵	۰.۱۵۰
اندازه ذرات	۰.۶۴۷	۰.۱۰۱
دما	۱.۲۶۱	۰.۱۹۶

بر اساس برداریژه بدست آمده معیار زمان با وزن نرمال شده ۰/۲۳۶ از بیشترین اولویت برخوردار است. معیار pH با وزن ۰/۲۱۴ در اولویت دوم قرار دارد. معیار وزن به حجم با وزن نرمال ۰/۱۹۶ در اولویت سوم قرار دارد. نرخ ناسازگاری مقایسه‌های انجام شده ۰/۰۳۸ بدست آمده است که کوچکتر از ۰/۱ می‌باشد و بنابراین می‌توان به مقایسه‌های انجام شده اعتماد کرد. اولویت معیارهای اصلی در شکل ۲ نشان داده شده است.

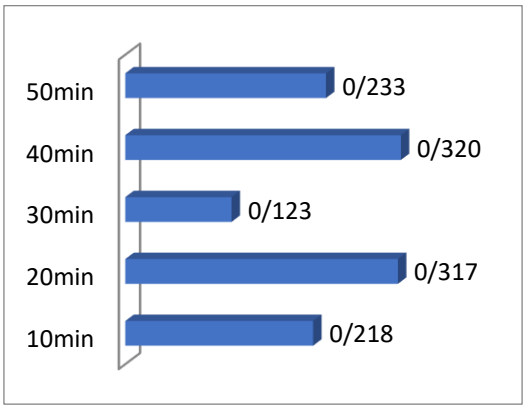


شکل ۲. نمایش گرافیکی اولویت معیارهای اصلی

در گام دوم از تکنیک AHP زیرمعیارهای هر معیار به‌صورت زوجی مقایسه شده‌اند. بر اساس مدل تحقیق، گام بعدی محاسبه اولویت بندی معیارهای فرعی سه متغیر تاثیرگذار در ماسه‌های سیلیس می‌باشد، بدین معنا که زیرمعیارهای مربوط به هر معیار به‌صورت زوجی مقایسه می‌شوند که با توجه به انتخاب مرحله یک که سه شاخص زمان، pH و دما انتخاب گردیدند. لذا سطح بهینه این سه پارامتر جهت طراحی آزمایش با کمک تکنیک AHP مشخص گردید.

۱-۳-۳. تعیین اولویت زیرمعیارهای بهینه شاخص زمان

زیرمعیارهای زمان شامل ۱۰ دقیقه (۱۱S)، بیست دقیقه (12S)، ۳۰ دقیقه (13S)، ۴۰ دقیقه (۱۴S) و ۵۰ دقیقه (۱۵S) می‌باشد. نتایج حاصل از مقایسهٔ زوجی زیرمعیارهای شاخص زمان درشکل ۳نشان داده شده است.

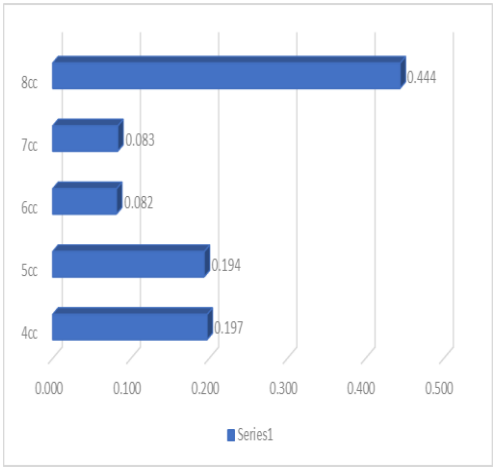


شکل ۳. نمودار وزن زیرمعیارهای زمان

براساس بردار ویژه بدست آمده بیشترین اولویت مربوط به شاخص زمان ۴۰ دقیقه با وزن ۰/۳۲۰ است. شاخص زمان ۲۰ دقیقه با وزن نرمال ۰/۳۱۷ در اولویت دوم قرار دارد و و زمان ۳۰ دقیقه با وزن ۰/۱۲۳ از کمترین اولویت برخوردار است. همچنین ضریب سازگاری مقایسه‌های انجام شده نیز برابر ۰/۰۳۳ بدست آمده است که چون کوچکتر از ۰/۱ می‌باشد بنابراین می‌توان به مقایسه‌های انجام شده اطمینان کرد.

۲-۳-۳. تعیین اولویت زیرمعیارهای بهینه شاخص pH

زیرمعیارهای pH ،شامل ۴ سی‌سی (21S) ۵ سی‌سی (22s) ۶ سی‌سی (23S) ۷ سی سی (24S) و ۸ سی‌سی (25S) می‌باشند. نتایج حاصل از مقایسهٔ زوجی زیرمعیارهای شاخص زمان در شکل ۴ نشان داده شده است.



شکل ۴. نمودار وزن زیر معیارهای اسید

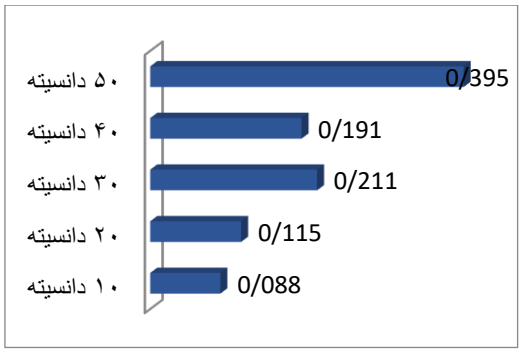
بر اساس برداریژه بدست آمده بیشترین اولویت مربوط به شاخص ۴ سی‌سی با وزن ۰/۱۹۷ است. شاخص ۸ سی‌سی با وزن نرمال ۰/۴۴۴ در اولویت دوم قرار دارد. ۶ سی‌سی با وزن ۰/۰۸۲ از کمترین اولویت برخوردار است. همچنین ضریب سازگاری مقایسه‌های انجام شده نیز برابر ۰/۰۳۳ بدست آمده است که چون کوچک‌تر از ۰/۱ می‌باشد بنابراین می‌توان به مقایسه‌های انجام شده اطمینان کرد.

۳-۳-۳. تعیین اولویت زیرمعیارهای بهینه شاخص وزن به حجم

زیرمعیارهای زمان شامل دانسیته ۱۰ (S21)، دانسیته ۲۰ (S22)، دانسیته ۳۰ (S23)، دانسیته ۴۰ (S24) و دانسیته ۵۰ (S25) هستند. نتایج حاصل از مقایسهٔ زوجی زیرمعیارهای پارامتر وزن به حجم در شکل ۵ نشان داده شده است.

جدول ۵. آزمایشات پیشنهادی تاگوچی

ردیف	زمان	pH	حجم
۱	20	4	30
۲	20	8	50
۳	40	4	50
۴	40	8	30



شکل ۵. نمودار وزن زیر معیارهای حجم

۴-۳. نتایج بهینه سازی با روش تاگوچی

یکی از اهداف طراحی آزمایش این است که با تغییراتی آگاهانه در متغیرهای ورودی فرآیند، بتوان تغییرات خروجی را مشاهده و شناسایی کرد. روش‌های مختلفی برای طراحی آزمایش وجود دارد. در این روش سه عامل مورد توجه است:

- کیفیت مورد نظر را هنگام تولید محصول طراحی کرده و در آن ایجاد کنیم.
- تاثیر عواملی را که نمی‌توانیم کنترل کنیم را کم کرده و در طورت ممکن تأثیر آنها را از بین ببریم.
- میزان ضرر و زیان به انحراف از حالت استاندارد (کیفیتی که برای ما مطلوب است) بستگی دارد.

در مرحله اول عوامل مؤثر را مشخص کرده و برای هرکدام چند حالت را در نظر می گیریم. با توجه به تعداد پارامتر های مؤثر و تعداد سطوح هر کدام از آن‌ها تعداد آزمایش ها مشخص می‌شود. در این تحقیق نیز پس از مشخص شدن پارامترهای تاثیرگذار و سطح بهینه آنها، برای سه فاکتور pH، زمان و درصد وزن به حجم در در دو سطح متفاوت اطلاعات به نرم‌افزار طراحی تاگوچی داده شد.شرح مراحل بدین صورت است که با توجه به زمان بر بودن و هزینه های بالای هر آزمایش از سطح L۴ استفاده شد. از طریق تحلیل نتایج به دست آمده به روش تاگوچی، نتایج نشان داد که شرایط بهینه برای داشتن ترکیبی با حداکثر کارایی عبارت است از اسیدیته (pH) در دو سطح ۴ و ۸ سی‌سی، زمان (Time) با ۲۰ تا ۴۰ دقیقه و نسبت وزن به حجم (Volume) ۳۰ تا ۵۰ درصد مطابق جدول ۵ بدست آمده است.

جدول ۶. شاخص خبرگان برای محصول نهایی

Row	Min	Max
Ph	4	7
ADV	0	4
Cao+Mgo	0	0.8
Na2o+K2o	0	0.8
SiO2	95.00	.0079

جدول ۶ نشان می‌دهد که سطح بهینه جهت داده‌سازی و پذیرش داده‌ها عبارت است از؛ pH با سطح حداقل ۴ و حداکثر ۷ AVD با سطح حداقل ۰ و حداکثر ۴، Cao+Mgo با سطح حداقل ۰ و حداکثر ۰.۸ و Na2o+K2o با سطح حداقل ۰ و حداکثر ۰.۸ و در نهایت SiO2 با سطح حداقل ۹۵ و حداکثر ۹۷ قابل پذیرش هستند.

خروجی نتایج آزمایشات ۷ معدن جامعه آماری طبق طراحی پیشنهادی به شرح زیر است.

نتایج طبق طراحی آزمایشات تاگوچی در دو حالت "بزرگتر بهتر است" و "کوچکتر بهتر است" به دست آمده است که نتایج حالت دوم به شرح ذیل در جدول ۷ آمده است:

جدول ۷.خروجی نتایج جامعه آماری مطابق طراحی پیشنهادی

تفاوت دو سطح	نسبت وزن به حجم(رتبه۳)	زمان(رتبه۲)	اسید(رتبه۱)	نام معدن
اسید:**۱.۷۶**	سطح۱:-30.51	سطح۱:-30.95	سطح۱:-31.41	
زمان:**۰.۸۵**				ینگجه
نسبت حجم به وزن:**۰.۰۵**	سطح۲:-30.55	سطح۲:-30.11	سطح۲:-29.65	
اسید:**3.5**	سطح۱:-37.43	سطح۱:-38.41	سطح۱:-39.21	
زمان:**1.90**				قزلجه
نسبت حجم به وزن:**0.05**	سطح۲:-37.48	سطح۲:-36.51	سطح۲:-35.70	
اسید:**5.13**	سطح۱:-43.02	سطح۱:-44.99	سطح۱:-45.80	
زمان:**3.51**				شاه بلاغی
نسبت حجم به وزن:**0.43**	سطح۲::-43.45	سطح۲::-41.48	سطح۲:-40.67	
اسید:**3.40**	سطح۱:-36.15	سطح۱:-37.16	سطح۱:-37.86	
زمان:**2.00**				سرخه دیزج
نسبت حجم به وزن:**0.02**	سطح۲-36.18:	سطح۲:-35.17:	سطح۲:-34.46	
اسید:**5.38**	سطح۱:-42.77	سطح۱:-44.80	سطح۱:-45.84	
زمان:**3.31**				چشین
نسبت حجم به وزن:**0.76**	سطح۲:-43.53	سطح۲:-41.50	سطح۲:-40.46	
اسید:**2.42**	سطح۱:-43.07	سطح۱:-47.73	سطح۱:-45.99	
زمان:**5.90**				چالچوق
نسبت حجم به وزن:**3.43**	سطح۲:-46.50	سطح۲:-41.83	سطح۲:-43.57	
اسید:**4.32**	سطح۱:-33.21	سطح۱:-34.68	سطح۱:-35.54	
زمان:**2.60**				غرب ازناب
نسبت حجم به وزن:**0.34**	سطح۲:-33.55	سطح۲:-32.08	سطح۲:-31.22	

۵-۳. مدل داده‌کاوی

داده‌کاوی مبتنی بر یادگیری ماشین، مدل دیگری است که در این پژوهش به منظور پیش‌بینی کیفیت ماسه‌های سیلیسی براساس ۷متغیر اصلی شناسایی شده استفاده شد. به این منظور مطابق منطق کریسپ در فاز اول و دوم داده‌کاوی بایستی به درک

فعالیت و شناسایی و درک داده‌ها پرداخت. در این فاز مطابق روش استاندارد کریسپ بایستی به آماده سازی داده‌ها بر اساس، انتخاب داده‌ها، پاکسازی داده‌ها، ساخت داده‌های جدید، یکپارچه‌سازی داده‌ها و شکل‌دهی داده‌ها پرداخت. بر همین اساس گزارش خروجی تجزیه‌وتحلیل بر همین اساس ارائه می‌گردد.

۳-۵-۱. حذف یا انتخاب داده‌ها

در این گام باید از منابع داده‌ای عظیم، داده‌های مورد نظر و مفید را انتخاب کرد. جهت پیشرفت کیفیت محصولات، پارامترهای شناسایی شده، مبنای داده‌کاوی قرار گرفته است. بر همین اساس ۷۰ مورد از داده‌ها حذف گردیدند و مابقی داده‌ها انتخاب شدند. دلایل حذف داده‌ها در جدول ۸ نشان داده شده است.

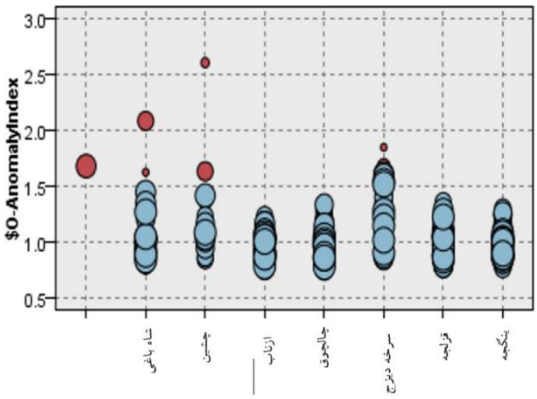
جدول ۸. دلایل حذف داده‌ها

ردیف	نام دیتای حذف شده	دلایل حذف
۱	معدن ترکانده	با توجه به شاخص‌های مرکزی محاسبه شده دیتای این معادن در مقایسه با سطوح بهینه شناسایی شده توسط خبرگان
۲	معدن کلنگرز	
۳	معدن چنگوری	

۳-۵-۲. پیش پردازش داده‌ها

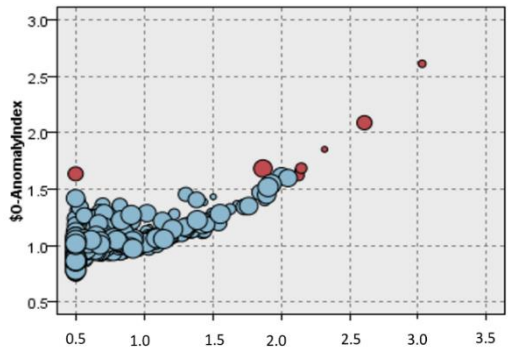
کاهش داده‌ها

داده‌های پرت همان داده‌های دور هستند و از بقیه داده‌ها فاصله دارند، نرم‌افزار براساس یک روش توزیع نرمال آنها را می‌شناسد و هم بر اساس بخش‌هایی که نرمال نیستند یا در حقیقت بر اساس پیش فرض می‌شناسد. الگوریتم‌ها این موارد را مزاحم می‌شناسند و لذا اجازه مدل‌سازی نمی‌دهند بر همین اساس تنها در صورت تحلیل برخی نقاط دور می‌توان آنان را بررسی نکرد، نظیر انحرافات مالی که می‌تواند بیانگر اختلاس‌های مالی باشد، و در چنین حالت‌هایی نباید با داده‌های پرت برخورد شود چون هدف پیداکردن انحرافات در سایر موارد می‌باشد. بر همین اساس با مدل آنومالی که در شکل زیر قابل مشاهده است اولین مرحله پاکسازی که حذف داده‌های پرت است برخورد می‌گردد.



شکل۶. وضعیت اوت لایرها و اکستریم‌ها به تفکیک معادن پاکسازی شده

نتایج برخورد با داده‌های پرت و انحرافات و داده‌های تمیز شده را می‌توان در شکل ۷ مشاهده نمود:



شکل ۷. نتایج برخورد با دیتاهای پرت و انحرافات و دیتای تمیز شده

ملاحظه می‌گردد که پس از حذف داده‌های سه معدن بر اساس خروجی نرم‌افزار میزان اکستریمهای تحقیق بسیار اندک است و داده‌های پرت یا همان اوت لایرها نیز بسیار کم می باشند.

۳-۶. ساخت داده‌های جدید

در این تحقیق داده‌های جدید بر اساس محور سؤالات تحقیق و داده‌های موجود ساخته شدند. بدین منظور بایستی پس از طی مراحل قبلی، نتایج حاصل از ۴ بار تست بر روی ۵۰ نمونه استخراج شده حاصل از انفجار معدن به‌صورت جداگانه به ازای تک‌تک معادن با سطح بهینه خبرگان مقایسه می‌گردید و لذا ساخت داده‌های جدید بر همین مبنا صورت پذیرفت. سپس داده‌های ساخته شده وارد نرم‌افزار شدند تا بر اساس آنها مدل پیش‌بینی طراحی و ارائه شد.

۳-۷. انتخاب مدل داده‌کاوی

در این پژوهش مبنای اصلی روش «یادگیری ماشینی» در نرم‌افزار پایتون می‌باشد که از آن به منظور پیش‌بینی کیفیت ماسه‌های سیلیسی گروه AFS50 بر اساس متغیرهای ورودی که شامل هفت متغیر اساسی شناسایی شده با روش دلفی فازی می‌باشد (ADV، خلوص Sio2 و Cao، Na_2O، MgO، K_2O و PH) صورت می‌پذیرد و نتیجه آن با سایر روش‌ها و الگوریتم‌های پیش‌بینی مقایسه می‌گردد.

۳-۸. ارزیابی مدل داده‌کاوی

مدل‌ها همواره بر اساس شاخص‌هایی ارزیابی می‌گردند تا محقق بداند تا چه اندازه مدل استخراج شده قابلیت تعمیم دارد. یکی از این شاخص‌های ارزیابی میزان پوشش[۲] هر قانون می‌باشد. در این حالت ارزیابی بیان می دارد قانون استخراج شده توسط چند حد نصاب گزارش شده است و قابلیت تعمیم دارد. شاخص ارزیابی دیگر نیز میزان اطمینان[۳] می‌باشد که در مدل‌ها هر چه بیشتر رشد کند، میزان قابلیت اطمینان آن بالاتر می‌رود اما قابلیت تعمیم آن کمتر می‌شود. یکی دیگر از شاخص‌های ارزیابی مدل‌ها که توسط آنالیز مدل انجام می‌شود که در آن درصد تست و ترین داده‌ها در مدل ارزیابی و سپس در مورد مناسب بودن مدل صحبت می‌گردد.

برای اندازه‌گیری دقت مدل شبکه عصبی جهت پیش‌بینی کیفیت ماسه‌های سیلیسی گروهAFS50 بر اساس متغیرهای ورودی که شامل هفت متغیراساسی شناسایی شده از میزان اطمینان استفاده گردید که باتوجه به سطح ترتیبی و کیفی آن از شاخص ارزیابی پوشش استفاده گردید.

در این تحقیق بر اساس عمومیت مورد پیشنهاد آمارگران جهت افزایش دقت مدل، ۷۰٪ داده‌ها را به‌عنوان یادگیری و تنها ۳۰٪ را به‌عنوان داده آموزشی جهت ارزیابی مدل در نظر می‌گیریم. لازم به ذکر است که با داده‌های مرحله‌ی یادگیری نرم‌افزار قادر به مدل‌سازی می‌باشد و بر اساس دیتای تست، نرم‌افزار قادر به آزمایش مدل جهت اصلاحات مدل می‌باشد. بر همین اساس بایستی نتایج داده‌های آموزش و یادگیری وارد شده به مدل بر اساس درصد محاسبه شده نرم‌افزار به یکدیگر نزدیک باشد.

ملاحظه می‌گردد که با توجه به نتایج تست و ترین انجام شده، این مدل بخوبی در حد 97.4 درصد قابلیت پیش‌بینی و کشف قانون را دارد. همچنین ملاحظه می‌گردد که میزان خطا در این مدل در حد صفر می‌باشد

۳-۹. نتیجه نهایی

جمع‌بندی و نتیجه‌گیری از یک تحقیق بخش اصلی آن محسوب می‌شود که نتایج کلیه فعالیت‌های صورت گرفته در طول تحقیق را نشان می‌دهد. نتایج حاصل از اولویت‌بندی پارامترهای کیفی ماسه‌های سیلیسی با استفاده از تکنیک AHP و دلفی فازی ابتدا استخراج شده و سپس با نظر خبرگان و استاندارد انجمن فولاد و ریخته‌گری آمریکا چهار عنصر کلسیم، سدیم، پتاسیم و منیزیم که جز عناصر قلیایی خاکی محسوب میشوند، به‌صورت ترکیبی در کنار سه پارامتر سیلیس و ph،ADV ابتدا از ده معدن منتخب اندازه‌گیری و پس از فیلتر اولیه هفت معدن منتخب در مرحله افزایش کیفیت قرار گرفتند. در مرحله دوم با استفاده از طراحی تاگوچی آزمایشات چهارگانه‌ای بر اساس اولویت‌بندی AHPفازی بر روی سه عامل زمان ،اسید و درصد وزن به حجم برای افزایش کیفی پارامترهای ماسه‌های سیلیسی طراحی که در مجموع ۱۴۰۰ آزمایش صورت گرفته و نتایج آنها در مدل طراحی شده از طریق یادگیری ماشینی قرار داده شد. لازم به ذکر است که هدف پژوهش حاضر شناسایی و افزایش کیفیت پارامترهای ماسه‌های سیلیسی گروه ۱۵۰ می‌باشد. یافته‌های این مطالعه، مهم‌ترین عوامل مؤثر بر کیفیت ماسه‌های سیلیسی را در صنعت ریخته‌گری، به‌ویژه با تمرکز بر ماسه‌های گروه AFS50 نشان می‌دهند. از طریق استفاده از تکنیک دلفی‌فازی و تجزیه‌وتحلیل سلسله‌مراتبی، این مطالعه هفت متغیر اساسی را شناسایی کرد که به طور قابل‌توجهی بر کیفیت ماسه سیلیس تأثیر می‌گذارند، که شامل کلسیم، سدیم، پتاسیم، منیزیم، سیلیس، مقدار قلیائیت (ADV) و pH می‌باشد. اولویت‌بندی این عوامل یک رویکرد نظام‌مند برای درک اهمیت نسبی آنها در مدل پیش‌بینی کیفیت ارائه می‌کند. مبنای اصلی داده‌کاوی در این پژوهش «یادگیری‌ماشینی نظارت شده» می‌باشد که از آن به منظور پیش‌بینی کیفیت ماسه‌های سیلیسی گروه AFS50 بر اساس متغیرهای ورودی استفاده می‌شود..

[2] Support

[3] confidence

```
<IPython.core.display.HTML object>

Saving xdf.csv to xdf.csv
Saving ydf.csv to ydf.csv
Saving YYdf.csv to YYdf.csv

import pandas as pd

yydf = pd.read_csv('YYdf.csv')
yydf.drop(["Unnamed: 0"], axis=1,inplace=True)
yydf

       0
0   1110
1      0
2      1
3   1111
4      1
..   ...
345  1000
346   111
347     0
348  1010
349  1111

[350 rows x 1 columns]

import pandas as pd

xdf = pd.read_csv('xdf.csv')
ydf = pd.read_csv('ydf.csv')

xdf.drop(["Unnamed: 0"], axis=1,inplace=True)
ydf.drop(["Unnamed: 0"], axis=1,inplace=True)

ydf

    0
0   8
1   0
2   1
3   9
4   1
.. ..
345  6
346  5
347  0
348  7
349  9
```

هدف این مطالعه، توسعه یک چارچوب اساسی بود که بتواند ویژگی‌های کیفی محصولات سیلیس را به‌طور دقیق پیش‌بینی کند و بینش‌هایی برای افزایش کیفیت ارائه دهد. مدل یادگیری ماشینی نظارت شده پیش‌بینی مطلوبی را نشان داد و به نرخ دقت بالای ۹۷.۴ درصد با خطای صفر دست یافت. این به طور مؤثر کیفیت ماسه‌های سیلیسی را در گروه AFS50 بر اساس متغیرهای ورودی شناسایی شده پیش‌بینی کرد. با مقایسه عملکرد مدل هوش‌مصنوعی با سایر روش‌ها و الگوریتم‌های پیش‌بینی، برتری مدل توسعه‌یافته مشخص شد. با ادغام یافته‌های حاصل از عوامل اولویت‌بندی شده، استراتژی‌های بهینه‌سازی حاصل از آزمایش‌های تاگوچی و قابلیت‌های پیش‌بینی مدل هوش مصنوعی چارچوبی جامع برای پیش‌بینی و بهبود کیفیت محصولات سیلیس طراحی شد. این چارچوب به تولیدکنندگان امکان می‌دهد تا ویژگی‌های کیفی محصولات سیلیسی را به‌طور دقیق پیش‌بینی کنند و راهنمایی‌هایی را برای بهینه‌سازی فرآیند برای افزایش کیفیت محصول ارائه می‌دهد.

یافته‌های تحقیق به درک نظری پیش‌بینی و بهبود کیفیت ماسه‌های سیلیسی در صنعت ریخته‌گری کمک می‌کند. این مطالعه با شناسایی و اولویت‌بندی عوامل کلیدی مؤثر بر کیفیت ماسه‌سیلیسی، مانند کلسیم، سدیم، پتاسیم، منیزیم، محتوای سیلیس، ADV و pH، بینش‌های ارزشمندی را در مورد رابطه پیچیده بین این عوامل و ویژگی‌های کیفی ماسه‌های سیلیسی ارائه می‌کند. این امر با روشن کردن پارامترهای مهمی که بر کیفیت ماسه سیلیس و اهمیت نسبی آنها تأثیر می‌گذارند، دانش موجود را افزایش می‌دهد.

۴.ضمائم

نتایج حاصل از بررسی مناسب بودن مدل

Results for output field

Comparing $C

'Partition'	1_Training		2_Testing	
Correct	902	100%	394	100%
Wrong	0	0%	0	0%
Total	902		394	

Confidence Values Report for $CC

'Partition' = 1_Training: $C- always correct. No confidence report

'Partition' = 2_Testing: $C always correct. No confidence report

```
[350 rows x 1 columns]

import numpy as np

X = np.array(xdf,dtype = 'float32')
X

array([[ 7.27,  2.8 ,  0.88,  0.6 , 95.21],
       [ 8.92, 25.3 ,  0.7 ,  0.71, 95.29],
       [ 8.98, 25.3 ,  0.54,  0.8 , 95.  ],
       ...,
       [ 8.67, 23.3 ,  0.68,  0.58, 95.28],
       [ 7.71, 10.  ,  0.6 ,  0.68, 95.48],
       [ 7.23,  8.4 ,  0.88,  0.67, 94.73]], dtype=float32)

num = np.array(ydf)
y = []
for n in num:
  y.append(n[0])

lll=[]
for yyy in y:
  if yyy not in lll:
    lll.append(yyy)
lll

[8, 0, 1, 9, 6, 7, 5, 2, 3, 4]

from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier

exported_pipeline = RandomForestClassifier(bootstrap=True,
criterion="gini", max_features=0.55, min_samples_leaf=2,
min_samples_split=2, n_estimators=100)
# Fix random state in exported estimator
if hasattr(exported_pipeline, 'random_state'):
    setattr(exported_pipeline, 'random_state', 1)

exported_pipeline.fit(X, y)
results = exported_pipeline.predict(X)

from sklearn.metrics import accuracy_score

print("Accuracy = ",accuracy_score(results,y))

Accuracy =  0.9742857142857143

import pickle

filename = 'RFP.pkl'
pickle.dump(exported_pipeline, open(filename, 'wb'))
```

۵.مراجع

1. Darvishdoost, T., Souri, M. & Rezaeinejad, I. (2022). Sustainable Development in the Mining Industry: Opportunities and Challenges in Iran's Mining Sector. Asian Journal of Economics, Finance and Management, 587-596.(in Persian)

2. . Larch, M., Shikher, S., Syropoulos, C. & Yotov, Y. V. (2022). Quantifying the impact of economic sanctions on international trade in the energy and mining sectors. Economic Inquiry, 60, 1038-1063.

3. Mohammad Shafiee, M. & Pourghanbary Zadeh, F. (2023). Developing a scale for export competitiveness: a mixed method approach in the minerals industry in Iran. Competitiveness Review: An International Business Journal. (in Persian)

4. Canbay, K. & Akman, G. (2023). Investigating changes of total quality management principles in the context of Industry 4.0: Viewpoint from an emerging economy. Technological Forecasting and Social Change, 189, 122358.

5. Freiesleben, J., Keim, J. & Grutsch, M. (2020). Machine learning and Design of Experiments: Alternative approaches or complementary methodologies for quality improvement? Quality and Reliability Engineering International, 36, 1837-1848.

6. Jankovic, A., Chaudhary, G. & Goia, F. (2021). Designing the design of experiments (DOE)–An investigation on the influence of different factorial designs on the characterization of complex systems. Energy and Buildings, 250, 111298.

7. Qi, C.-c. (2020). Big data management in the mining industry. International Journal of Minerals, Metallurgy and Materials, 27, 131-139.

8. Hoyos-López, R., Bolaños, R., Contreras-Gutierrez, M. & Carrero-Sarmiento, D. (2016). Phlebotomine sandflies (Diptera: Psychodidae) in a sub-Andean forest from the Norte de Santander, Colombia. Journal of vector borne diseases,.70 ,53

9. Chate, G. R., Patel, G. M., Kulkarni, R. M., Vernekar, P., Deshpande, A. S. & Parappagoudar, M. B. (2018). Study of the effect of nano-silica particles on resinbonded moulding sand properties and quality of casting. Silicon, 10, 1921-1936.

10. Chang, D.-Y. (1996). Applications of the extent analysis method on fuzzy AHP. European journal of operational research, 95, 649-655.

11. Chang, D.-Y. (1996). Applications of the extent analysis method on fuzzy AHP. European journal of operational research, 95, 649-655.

12. Saaty, T .L. (2004). Decision making—the analytic hierarchy and network processes (AHP/ANP). *Journal of systems science and systems engineering, 13*, 1-35.

Designing a Predictive Model for Evaluating Foundry Silica Sands Using Data Mining and Designing Experiments (Study of Group 50 Sands)

Abbas Raad[4]
Assistant Professor, Department of Industrial Management and Information Technology, Faculty of Management and Accounting, University Shahid Beheshti, Tehran, Iran. a-raad@sbu.ac.ir

Gholamhosein Baghban
Ph.D Student, Department of Industrial Management, School of Management, Islamic Azad University, North Tehran Branch, Tehran, Iran. baghban.ksk@gmail.**com**

Hasan Farsijani
Associate Professor, Department of Industrial Management and Information Technology, Faculty of Management and Accounting, University Shahid Beheshti, Tehran, Iran. H-Farsi@sbu.ac.ir

Davood Talebi
Assistant Professor, Department of Industrial Management and Information Technology, Faculty of Management and Accounting, University Shahid Beheshti, Tehran, Iran. d-talebi@sbu.ac.ir

Abstract :Mineral industries are one of the important sectors of industry in Iran, therefore, it is necessary to improve the quality of mineral products. One of these products is foundry silica sand. The aim of this study was to create a complete model using this type of silica sand. A comprehensive analysis was done on ten mines and seven mines were selected to perform the quality improvement stage. A total of 1400 tests were conducted to achieve the main goal of the research, which was to increase the quality of silica sand parameters. It was also found that the seven basic characteristics of silica sand have a significant effect on the quality of the final products. The quality of silica sands is influenced by elements such as calcium, sodium, potassium and magnesium, which are alkaline elements of the soil. A higher percentage of silica in a mineral is usually associated with increased quality, as it ensures the achievement of ideal properties and performance in silica sands. Factors affecting the quality of silica sand were prioritized by experts using the fuzzy Delphi technique and hierarchical analysis. These factors have an effect on the chemical composition, purity, reactivity and performance of silica sands. Also, a data mining model was designed to predict the quality of these sands. The findings of this study show that the presence of calcium, sodium, potassium, magnesium, silica content, ADV (sand alkalinity or acidity) and pH affect the quality of silica sands. It is concluded that this model provides an efficient attitude and prediction to increase product quality.

Keywords: Silica, quality control, Delphi method, data mining

Corresponding Author: a-raad@sbu.ac.ir [4]

Introduction

The mining sector as an industry dedicated to the extraction of minerals is very important and necessary [5]. The mining industry in Iran has significant importance and strategic value due to its geographical and political location [10]. In the field of global export, it is essential that mineral products in Iran focus increasingly on improving the quality of its mineral supplies [11].

One of the mining industries that attracts a lot of attention in this field is the silica mining industry. It is worth mentioning that Iran has about 80 operational and semi-operational silica mines.

Quality has emerged as an important parameter in the field of production. It has been a long time since the focus of researchers and institutions involved in the complexities of quality, including quality assurance, quality management, quality systems and related issues [1].

The use of design of experiments (DOE) represents a new approach rooted in applied statistics to identify important factors that affect the quality of a product [6,9]. In addition, data mining, an outstanding domain in the field of knowledge data discovery, has the capacity to invent new methods to understand data and ensure its quality control [7]. In the development processes of mineral products, so far, limited research has been done based on these methods, including the use of data mining methods to predict the occurrence of surface defects and to discover the principles governing chemical quality.

It is important to recognize that the silica percentage ratio, along with the distinctive characteristics of the original silica rock, is of great importance in related industries. Hughes and Lopez (2016) conducted a research on the microscopic examination of silica sand. They used a metallographic microscope and scanning electron microscope (SEM) to evaluate its quality, with the aim of determining its suitability as the main casting sand [8]. In the study conducted by Chat et al. (2018), an exploration was conducted to investigate the effect of nano-silica particles on the properties of resin molding sand and the quality of casting. Based on Taguchi's L9 orthogonal array, a series of experiments were conducted using specified input-output parameters. Findings have shown that the incorporation of nanosilica particles has brought about significant improvements in the characteristics of the sand mold, thus leading to an improvement in casting quality. [4]

In the light of the numerous researches that have been done in this particular field, especially in relation to the quality management of mineral products, it is obvious that this area needs more comprehensive and detailed investigations. The ongoing research attempts to fill the existing research gap by formulating a quality prediction model specifically designed for silica sands used in the foundry industry. This study is conducted through the use

of data mining techniques and detailed design of experiments, with a special focus on AFS50 group sands as a case study.

Methodology

This research is considered to be a documentary type in terms of its nature and practical goals, and in terms of the type of post-event descriptive research method, and in terms of the method of collecting statistics and data. Also, from the perspective of the classification of sciences, the research method of this research is of the type of analytical research methods of the mathematical analytical research subgroup. While examining the research technique in this section, the type of research is introduced based on its purpose and nature. In addition, the methods and tools used for data collection are described. Then the statistical population and the sample are introduced and then the methods and tools of data analysis are discussed.

Linguistic variables

Experts must represent these values of "levels" using linguistic variables. The use of qualitative variables such as "low", "medium" and "high" may partially address the aforementioned issues. By determining the indicators of qualitative variables, experts will answer the questions using a fixed mindset. Hence, qualitative variables are characterized as triangular fuzzy numbers [2]. where the verbal variables correspond to the corresponding triangular fuzzy numbers shown in Table 1.

Table 1. Triangular fuzzy numbers related to verbal variables

Linguistic variables	triangular fuzzy numbers (l, m, u)
too much	(1, 1, 0.75)
high	(1, 0.75, 0.5)
Medium	(0.75, 0.5, 0.25)
low	(0.5, 0.25, 0).
Very little	(0.25, 0, 0).

Criteria prioritization with fuzzy AHP technique

The concept of fuzzyness in the classic AHP method is considered indirectly and without using fuzzy sets. In fact, in this method, by using verbal expressions in table (1-3), the concept of fuzzyness is involved in the determination of pairwise comparison matrices. Therefore, by generalizing the above method, methods are presented in which fuzzy numbers are used to express the degree of validity of the elements. In this research, fuzzy AHP is used according to Chang's development analysis method [3,12].

Design of experiments

In this research, after identifying the final factors, AFS50 group silica sand samples are examined in the laboratory and its quality is checked by the method of designing experiments. Taguchi method is one of the methods to reduce the number of tests. In this method, three factors are considered:

• Designing and creating the desired quality during product production

• Reduce the impact of factors we cannot control and eliminate their impact as much as possible.

• The amount of loss depends on the deviation from the standard state (the quality that is desirable for us).

In the Taguchi method, a loss function is used to calculate the changes between the results and the desired value. After calculating the loss function value for each output, we calculate the overall S/N ratio. Finally, we need to consider these conditions and test with these conditions to see if it gives us the desired results or not. In the next step, the suitable data mining algorithm for predicting the quality of AFS50 group silica sands using the identified indicators is discussed.

Findings

In this research, three methods of analysis have been used to achieve the research objectives. In the first stage, the fuzzy Delphi technique was used, then the hierarchical analysis technique, then the Taguchi method, and finally, the construction of a data mining model through trainable machine learning was used. In the continuation of the research findings, the results will be discussed and analyzed.

Determining the influencing indicators in quality with the Delphi technique

During three rounds, a questionnaire was distributed among the experts to determine the effective quality factors on silica sands, and 7 parameters, two of which were calculated in pairs, were selected by the experts and used in the model design.

Table 2. The most important factors identified to predict the quality of silica sands of the group

Score	index	code	row
19.6	influence of parameter ADV	F1	1
19.8	purity Sio2	F4	2
17.8	PH	F5	3
16.8	Na2o+K2o	F13	4
17.2	Mgo+Cao	F14	5

One of the goals of experiment design is to be able to observe and identify output changes with conscious changes in process input variables. There are different ways to design an experiment. In this method, three factors are considered:

• Design and create the desired quality during product production.

• Reduce the impact of factors that we cannot control and eliminate their impact as much as possible.

• The amount of losses depends on the deviation from the standard condition (the quality that is desirable for us).

Data mining model

Data mining based on machine learning is another model that was used in this research to predict the quality of silica sand based on the 7 main variables identified. For this purpose, according to Crisp's logic, in the first and second phase of data mining, it is necessary to understand the activity and identify and understand the data. In this phase, according to the standard CRISP method, data preparation should be done based on data selection, data cleaning, new data creation, data integration and data shaping. Based on this, the output report of the analysis is based on the same.

Create new data

In this research, new data were created based on the axis of research questions and existing data. For this purpose, after going through the previous steps, the results of 4 times of testing on 50 samples extracted from the mine explosion should be compared separately for each mine with the optimal level of experts, and therefore new data was created on this basis. Then the generated data were entered into the software to design and present the prediction model based on them.

Choosing a data mining model

In this research, the main basis is the "machine learning" method in Python software, from which in order to predict the quality of silica sands of the AFS50 group based on the input variables, which include seven basic variables identified by the fuzzy Delphi method (ADV, purity of Sio2 and Cao Na2O, MgO K2O PH) and its result is compared with other forecasting methods and algorithms.

Final result

The summary and conclusion of a research is considered its main part, which shows the results of all the activities carried out during the research. The results of prioritizing the quality parameters of silica sands using AHP and fuzzy Delphi techniques were first extracted and then, according to the opinion of experts and the standard of the American Steel and Foundry Association, the four elements calcium, sodium, potassium and magnesium, which are part of alkaline soil elements, were combined. In addition to the three parameters of silica and ADV, pH was first measured from ten selected mines, and after the initial filter, seven selected mines were placed in the quality enhancement stage. In the second stage, using the Taguchi design, quadruple tests based on the prioritization of the fuzzy AHP on the three factors of time, acid, and weight-to-volume percentage were designed to increase the quality of the parameters of silica sands. Machine learning was introduced. It should be noted that the aim of the current research is to identify and increase the quality of silica sand parameters of group 150. The findings of this study show the most important factors affecting the quality of silica sands in the foundry industry, especially focusing on AFS50 group sands. Through the use of Delphi technique and hierarchical analysis, this study identified seven basic variables that significantly affect the quality of silica sand, which include calcium, sodium, potassium, magnesium, silica, alkalinity value (ADV) and pH. Prioritizing these factors provides a systematic approach to understand their relative importance in the quality prediction model. The main basis of data mining in this research is "supervised machine learning", which is used to predict the quality of AFS50 silica sand based on input variables.

The aim of this study was to develop a basic framework that can accurately predict the quality characteristics of silica products and provide insights for quality improvement. The supervised machine learning model showed favorable prediction and achieved a high accuracy rate of 97.4% with zero error. It effectively predicted the quality of silica sands in the AFS50 group based on the identified input variables. By comparing the performance of the artificial intelligence model with other forecasting methods and algorithms, the superiority of the developed model was determined. By integrating the findings of the prioritized factors, the optimization strategies from Taguchi experiments and the predictive capabilities of the artificial intelligence model, a comprehensive framework was designed to predict and improve the quality of silica products. This framework enables manufacturers to accurately predict the quality characteristics of silica products and provides guidance for process optimization to increase product quality.

The findings of the research contribute to the theoretical understanding of the prediction and improvement of the quality of silica sands in the foundry industry. By identifying and prioritizing the key factors affecting silica sand quality, such as calcium, sodium, potassium, magnesium, silica content, ADV and pH, this study provides valuable insights into the complex relationship

between these factors and the quality characteristics of silica sands. This adds to the existing knowledge by elucidating the important parameters that affect silica sand quality and their relative importance.

Reference

[1] Canbay, K. and Akman, G. (2023). Investigating changes of total quality management principles in the context of Industry 4.0: Viewpoint from an emerging economy. Technological Forecasting and Social Change, 189, 122358.

[2] Chang, D.-Y. (1996). Applications of the extent analysis method on fuzzy AHP. European journal of operational research, 95, 649-655.

[3] Chang, D.-Y. (1996). Applications of the extent analysis method on fuzzy AHP. European journal of operational research, 95, 649-655.

[4] Chate, G. R., Patel, G. M., Kulkarni, R. M., Vernekar, P., Deshpande, A. S. and Parappagoudar, M. B. (2018). Study of the effect of nano-silica particles on resinbonded moulding sand properties and quality of casting. Silicon, 10, 1921-1936.

[5] Darvishdoost, T., Souri, M. and Rezaeinejad, I. (2022). Sustainable Development in the Mining Industry: Opportunities and Challenges in Iran's Mining Sector. Asian Journal of Economics, Finance and Management, 587-596.(in Persian)

[6] Freiesleben, J., Keim, J. and Grutsch, M. (2020). Machine learning and Design of Experiments: Alternative approaches or complementary methodologies for quality improvement? Quality and Reliability Engineering International, 36, 1837-1848.

[7] Hoyos-López, R., Bolaños, R., Contreras-Gutierrez, M. and Carrero-Sarmiento, D. (2016).

Phlebotomine sandflies (Diptera: Psychodidae) in a sub-Andean forest from the Norte de Santander, Colombia. Journal of vector borne diseases,.70 ,53

[8] Qi, C.-c. (2020). Big data management

in the mining industry. International Journal of Minerals, Metallurgy and Materials, 27, 131-139.

[9] Jankovic, A., Chaudhary, G. and Goia, F. (2021). Designing the design of experiments (DOE)–An investigation on the influence of different factorial designs on the characterization of complex systems. Energy and Buildings, 250, 111298.

[10] Larch, M., Shikher, S., Syropoulos, C. and Yotov, Y. V. (2022). Quantifying the impact of economic sanctions on international trade in the energy and mining sectors. Economic Inquiry, 60, 1038-1063.

[11] Mohammad Shafiee, M. and Pourghanbary Zadeh, F. (2023). Developing a scale for export competitiveness: a mixed method approach in the minerals

industry in Iran. Competitiveness Review: An International Business Journal. (in Persian)

[12] Saaty, T .L. (2004). Decision making—the analytic hierarchy and network processes (AHP/ANP). *Journal of systems science and systems engineering, 13*, 1-35.