

بهینه سازی برشکاری جت آب همراه با ذرات ساینده با استفاده از روش شبکه عصبی - الگوریتم ژنتیک

حسین امیرآبادی^{۱*}، جواد عاشوری^۲، فرشید جعفریان^۳

اطلاعات مقاله	چکیده
<p>واژگان کلیدی: برشکاری جت آب همراه با ذرات ساینده، شبکه عصبی، الگوریتم ژنتیک.</p>	<p>در این پژوهش، روش شبکه عصبی- الگوریتم ژنتیک برای بهینه سازی صافی سطح در برشکاری شیشه توسط فرایند جت آب همراه با ذرات ساینده پیشنهاد شده است. از شبکه عصبی مصنوعی برای مدل سازی و پیش بینی زبری سطح با توجه به پارامترهای فرایند شامل فشار جت آب، سرعت پیشروی، نرخ ریزش ذرات ساینده و فاصله نازل تا سطح قطعه کار استفاده شده است. مقایسه نتایج به دست آمده از مدل شبکه عصبی با نتایج به دست آمده از آزمایش های انجام گرفته نشان می دهد که مدل شبکه عصبی دقت خوبی برای پیش بینی زبری سطح دارد. سپس از الگوریتم ژنتیک جهت بهینه سازی مدل پیشنهادی استفاده و شرایط بهینه به دست آمده برای کمترین زبری سطح برش خورده در برشکاری شیشه توسط فرایند جت آب همراه با ذرات ساینده به روش شبکه عصبی- الگوریتم ژنتیک ارائه شده است. نتایج به دست آمده نشان می دهد که روش شبکه عصبی- الگوریتم ژنتیک یک راه حل مناسب برای بهینه سازی فرایند برشکاری جت آب همراه با ذرات ساینده است.</p>

۱- مقدمه

همراه با ذرات ساینده در زمینه های مختلف تولید مانند، برشکاری، فرزکاری و تمیزکاری و انجام عملیات سطحی از جمله مزایای این فرایند است. همچنین جت آب همراه با ذرات ساینده دارای مزیت های بی نظیری همچون نیروی کم برشکاری، عدم ایجاد تنش های حرارتی و پوشش دادن سطح وسیعی از مواد برای برشکاری و ماشین کاری است [۲].

فرایند برشکاری جت آب همراه با ذرات ساینده به علت داشتن چندین پارامتر مؤثر، از جمله فرایندهای برداشت مواد چند متغیره محسوب می شود [۱]. پارامترهای فرایند برشکاری جت آب همراه با ذرات ساینده را می توان به چند گروه: پارامترهای هیدرولیک، ذرات ساینده،

فرایند برشکاری جت آب همراه با ذرات ساینده (AWJ) یکی از فرایندهای پیشرفته برشکاری است که در آن از آب با فشار بالا برای ایجاد یک جریان با سرعت بسیار زیاد (900 m/s) به منظور برشکاری استفاده می شود.

در این فرایند، همراه شدن ذرات ساینده با جریان جت آب باعث می شود تا بتوان دامنه وسیعی از مواد را برشکاری کرد [۱]. قابلیت بکارگیری فرایند جت آب

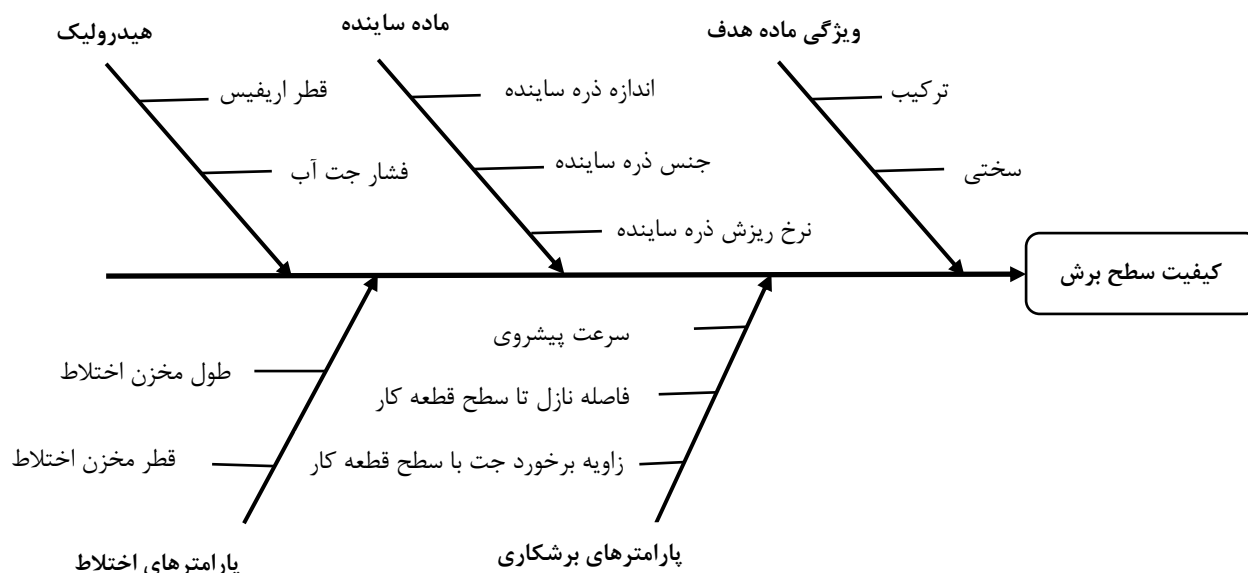
* پست الکترونیک نویسنده مسئول: hamirabadi@birjand.ac.ir

۱. استادیار، دانشکده مهندسی مکانیک، دانشگاه بیرجند

۲. دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی مکانیک، دانشگاه بیرجند

۳. دانشجوی دکتری، دانشکده مهندسی مکانیک، دانشگاه بیرجند

متغیرهای برشکاری، نازل و جنس ماده هدف تقسیم بندی کرد [۳]. شکل ۱ متغیرهای گوناگون مؤثر بر کیفیت برش در برشکاری جت آب همراه با ذرات ساینده را نشان می‌دهد.



شکل ۱- پارامترهای مؤثر در فرایند برشکاری جت آب همراه با ذرات ساینده [۳]

سال‌های اخیر مطالعاتی به منظور مدل‌سازی و بهینه‌سازی پارامترهای فرایند برشکاری جت آب همراه با ذرات ساینده صورت گرفته است. اقدامات صورت گرفته در این جهت شامل: مدل‌سازی رگرسیون [۵]، آنالیز واریانس [۳]، شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم ژنتیک می‌باشد [۶]. در برخی از این مطالعات مدل‌هایی برای پیش‌بینی متغیرهای خروجی در برشکاری جت آب همراه با ذرات ساینده ارائه شده است. اگرچه، مطالعاتی در زمینه مدل‌سازی و بهینه‌سازی فرایند برشکاری جت آب همراه با ذرات ساینده انجام گرفته است، اما بیشتر این مطالعات محدود به برخی شرایط خاص و یا دارای محاسبات پیچیده هستند. در مطالعه پیش رو، با استفاده از جمع‌آوری داده‌های آزمایشگاهی و مدل‌سازی این داده‌ها با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و بهینه‌سازی آن با استفاده از الگوریتم ژنتیک، یک روش ساده اما کارآمد برای به دست آوردن شرایط بهینه برشکاری برای رسیدن

کیفیت سطح در بسیاری از فرایندهای ماشین‌کاری و برشکاری به عنوان یکی از مشخصه‌های بارز در نظر گرفته می‌شود. در فرایند برشکاری جت آب همراه با ذرات ساینده نیز کیفیت سطح به عنوان یکی از متغیرهای تعیین‌کننده محسوب می‌شود. در برشکاری جت آب همراه با ذرات ساینده چندین پارامتر اثرگذار بر کیفیت سطح وجود دارند، که از آن جمله می‌توان به فشار جت آب، سرعت پیشروی، فاصله نازل تا سطح قطعه کار و نرخ ریزش ذرات ساینده اشاره کرد [۳ و ۴].

در این پژوهش، زبری سطح به عنوان یکی از عوامل تعیین‌کننده در کیفیت برش در فرایند برشکاری جت آب همراه با ذرات ساینده مورد مطالعه قرار گرفته است. همچنین فشار جت آب، سرعت پیشروی، فاصله نازل تا سطح قطعه کار و نرخ ریزش ذرات ساینده به عنوان پارامترهای مؤثر بر زبری سطح در فرایند برشکاری جت آب همراه با ذرات ساینده در نظر گرفته شده‌اند. در

۳- مواد و روش انجام آزمایش

به زبری سطح مطلوب در فرایند برشکاری جت آب همراه با ذرات ساینده ارائه شده است.

۳-۱- جنس قطعه کار

شیشه به علت داشتن خواصی همچون: مقاومت بالای شیمیایی، شفافیت و سختی زیاد به صورت گسترده‌ای در بسیاری از صنایع به کار می‌رود [۷]. در روش‌های سنتی، شیشه را با ابزارهای تک لبه مانند الماس برش می‌دهند. در این روش، ابتدا روی شیشه خراشی ایجاد نموده و سپس با ضربه زدن و اعمال نیرو، شیشه را از محل تمرکز تنش ناشی از خراش، می‌شکنند. سطوح برشکاری شده در این روش نامنظم و خشن هستند و نیاز به پولیش‌کاری و سنگ زدن دارند. این عمل باعث می‌شود تا زمان و هزینه برشکاری افزایش یابد [۸]. برشکاری جت آب همراه با ذرات ساینده یکی از روش‌های پیشرفته برشکاری است که برای برش مواد سخت برش مانند سرامیک‌ها و کامپوزیت‌ها طراحی شده است. شیشه به علت داشتن سختی و تردی زیاد جزو مواد سخت برش محسوب می‌شود. فرایند برشکاری جت آب همراه با ذرات ساینده به علت برشکاری بدون اعمال تنش‌های حرارتی و نیروی برشکاری کم، فرایند مناسبی برای برشکاری شیشه است. به منظور انجام آزمایش نمونه‌های شیشه‌ای به ابعاد $20 \times 150 \text{ mm}$ و با ضخامت 10 mm با استفاده از فرایند برشکاری جت آب همراه با ذرات ساینده تهیه گردید. جدول ۱ خواص مواد شیشه به کار گرفته شده را نشان می‌دهد.

جدول ۱- خواص شیشه برشکاری شده

جنس قطعه کار	ظرفیت حرارتی (J/kg)	تنش شکست (MN/m^2)	دانسیته (kg/m^3)	سختی (knoop)
شیشه	۷۵۰	۷۰	۲۲۰۰	۶۰۰

پارامترهای فرایند در نظر گرفته شده در آزمایش شامل: فشار جت آب، سرعت پیشروی، فاصله نازل تا سطح قطعه کار و نرخ ریزش ذرات ساینده می‌باشد. به علت محدودیت

۲- روش شناسی

به منظور دستیابی به شرایط بهینه در فرایند برشکاری جت آب همراه با ذرات ساینده، روش شبکه عصبی- الگوریتم ژنتیک، مراحل زیر به ترتیب انجام گرفته است.

۱- طراحی آزمایش با در نظر گرفتن پارامترهای فشار جت آب، سرعت پیشروی، نرخ ریزش ذرات ساینده و فاصله نازل تا سطح قطعه کار و جمع آوری داده‌های زبری سطح برش خورده در آزمایش‌های انجام گرفته شده.

۲- مدل‌سازی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی به منظور پیش بینی زبری سطح برش خورده و دستیابی به یک مدل مناسب با دقت مطلوب از فرایند برشکاری جت آب همراه با ذرات ساینده برای برش شیشه.

۳- توسعه روش شبکه عصبی- الگوریتم ژنتیک به عنوان یک روش بهینه یابی و دستیابی به پارامترهای فرایند برشکاری جت آب همراه با ذرات ساینده مناسب با کمترین زبری سطح در برشکاری شیشه.

۳-۲- طراحی آزمایش و رویه انجام آن

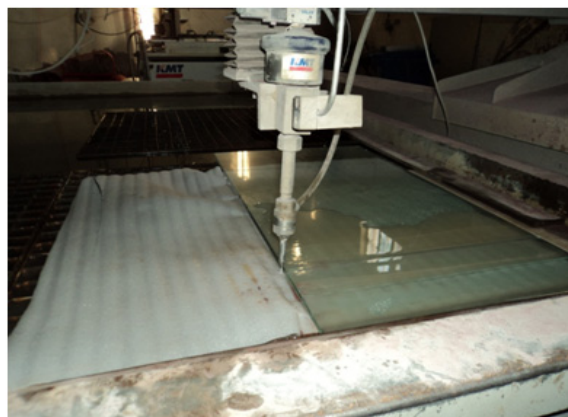
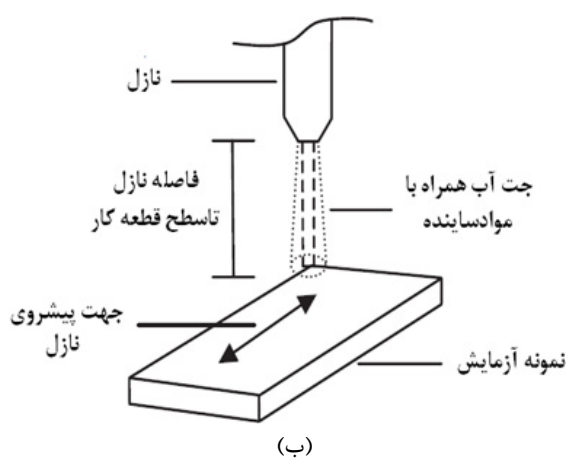
برای انجام آزمایش از دستگاه برشکاری جت آب همراه با ذرات ساینده KMT-SLV50 استفاده شده است.

تنظیم شد. برای اندازه‌گیری میانگین زبری سطح برش خورده (R_a) از زبری سنج تماسی Mohr استفاده شده است. جدول ۲ تمام متغیرهای بررسی شده در آزمایش و سایر متغیرهای ثابت را نشان می‌دهد. همچنین شکل ۲ نحوه آماده سازی و متغیرهای آزمایش را نشان می‌دهد.

پمپ به کار گرفته شده در آزمایش، فشار جت آب دارای دو سطح و سایر پارامترها دارای چهار سطح می‌باشند. ذرات ساینده نوع گارنت مش ۸۰ به عنوان ذرات ساینده در آزمایش به کار رفته است. قطر اوریفیس و نازل به کار گرفته شده به ترتیب $0/33\text{mm}$ و $0/9\text{mm}$ می‌باشد. جریان جت آب همراه با ذرات ساینده عمود بر نمونه‌ها

جدول ۲- پارامترهای آزمایش

سطح ۴	سطح ۳	سطح ۲	سطح ۱	پارامترهای فرایند
----	----	۳۶۰۰	۲۴۰۰	بار(P) فشار جت آب)
۷۵۰	۶۰۰	۴۵۰	۳۰۰	mm/min(v سرعت پیشروی)
۲۵۰	۲۰۰	۱۵۰	۱۰۰	m gr/min (m ریزش ذرات ساینده)
۵	۴	۳	۲	mm (d فاصله نازل تا سطح قطعه کار)
(۷۵، $0/9\text{mm}$ ، طول نازل ($0/33\text{mm}$)، قطر نازل (mm) قطر اوریفیس) (۵۵ و ذرات ساینده از نوع گارنت مش 80mm طول مخزن اختلاط)				



شکل ۲- (الف) آماده سازی آزمایش و (ب) نمایش شماتیک متغیرهای آزمایش

متعامد در آزمایش استفاده شده است. جدول ۳ چیدمان متعامد L-32 و زبری سطح برش خورده اندازه‌گیری شده را نشان می‌دهد. در این پژوهش، طراحی آزمایش تاگوچی با استفاده از نرم‌افزار Minitab15 انجام شده است.

در حالت فاکتوریل کامل، برای انجام یک آزمایش با سه متغیر چهار سطحی و یک متغیر دو سطحی، چنانچه بخواهیم تمام حالت‌های موجود را بررسی کنیم باید ۱۲۸ آزمایش انجام دهیم. به منظور کاهش هزینه و زمان از روش طراحی آزمایش تاگوچی L-32 برای تعیین چیدمان

جدول ۳- طراحی آزمایش با استفاده از چیدمان L-32 تاگوچی و نتایج آزمایش

شماره آزمایش	چیدمان L-32				زبری سطح $R_a(\mu\text{m})$
	d	m	v	P	
۱	۱	۱	۱	۱	۵/۵۴۷
۲	۲	۲	۱	۱	۶/۶۳۶
۳	۳	۳	۱	۱	۴/۸۸۴
۴	۴	۴	۱	۱	۶/۰۳۵
۵	۱	۱	۲	۱	۶/۲۲۹
۶	۲	۲	۲	۱	۵/۴۲
۷	۳	۳	۲	۱	۶/۷۸۷
۸	۴	۴	۲	۱	۴/۶۲۲
۹	۲	۱	۳	۱	۶/۷۲۸
۱۰	۱	۲	۳	۱	۵/۴۳۶
۱۱	۴	۳	۳	۱	۵/۷۵۹
۱۲	۳	۴	۳	۱	۵/۷۷
۱۳	۲	۱	۴	۱	۶/۴۱۶
۱۴	۱	۲	۴	۱	۵/۸۴۴
۱۵	۴	۳	۴	۱	۶/۸۵۲
۱۶	۳	۴	۴	۱	۵/۲۶۸
۱۷	۴	۱	۱	۲	۶/۶۸
۱۸	۳	۲	۱	۲	۶/۰۱۸
۱۹	۲	۳	۱	۲	۴/۸۴۵
۲۰	۱	۴	۱	۲	۴/۳۲۹
۲۱	۴	۱	۲	۲	۵/۶۴
۲۲	۳	۲	۲	۲	۵/۲۰۵
۲۳	۲	۳	۲	۲	۵/۴۴۳
۲۴	۱	۴	۲	۲	۴/۴۴۳
۲۵	۳	۱	۳	۲	۷/۳۹۶
۲۶	۴	۲	۳	۲	۶/۸۹۲
۲۷	۱	۳	۳	۲	۵/۹۸۳
۲۸	۲	۴	۳	۲	۶/۰۴
۲۹	۳	۱	۴	۲	۵/۶۲۹
۳۰	۴	۲	۴	۲	۶/۷۵۹
۳۱	۱	۳	۴	۲	۴/۲۳۴
۳۲	۲	۴	۴	۲	۶/۳۳

۴- شبکه عصبی مصنوعی

عصبی به کار رفته و ۱۵ درصد باقی مانده برای آزمایش شبکه عصبی استفاده شده است. همچنین مدل سازی شبکه عصبی مصنوعی با استفاده از نرم افزار Matlab انجام گرفته است.

ساختار کلی شبکه عصبی مصنوعی شامل لایه ورودی، یک یا چند لایه پنهانی و لایه خروجی است. در هر لایه چندین واحد پردازش داده‌ها وجود دارد که به اصطلاح

در این پژوهش، از مدل شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی زبری سطح برش خورده در فرایند برشکاری شیشه توسط جت آب همراه با ذرات ساینده با توجه به داده‌های جمع‌آوری شده از آزمایش، استفاده شده است. ۸۵ درصد از داده‌های جمع‌آوری شده برای آموزش شبکه

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^P \sum_{k=1}^K (d_{pk} - o_{pk})^2 \quad (4)$$

که در آن d_{pk} و o_{pk} به ترتیب خروجی مطلوب و خروجی محاسبه شده برای نرون k ام است، K تعداد نرون‌های شبکه عصبی مصنوعی و P تعداد نمونه را نشان می‌دهد.

در شبکه عصبی مصنوعی، نرون‌ها داده‌های ورودی شبکه را با استفاده از تابع عملگر (انتقال) که بیشتر غیر خطی است پردازش می‌کنند. در الگوریتم پس انتشار، بیشتر توابع عملگر زیگموئیدال مورد استفاده قرار می‌گیرند [۱۴]. رابطه ۵ تابع عملگر زیگموئیدال که برای بازه صفر تا ۱ در الگوریتم پس انتشار به کار می‌رود را نشان می‌دهد.

$$f_x = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (5)$$

که f_x تابع عملگر و x مقدار داده ورودی به تابع عملگر است.

مدل شبکه عصبی پیشنهادی فشار جت آب، سرعت پیشروی، فاصله نازل تا سطح قطعه کار و نرخ ریزش ذرات ساینده به عنوان ورودی شبکه عصبی و زبری سطح برش خورده به عنوان خروجی در نظر گرفته شده است. از آنجا که تعداد زیاد لایه‌های پنهان می‌تواند باعث افزایش پیچیدگی محاسباتی گردد، بنابراین انتخاب یک یا دو لایه پنهان برای پیش‌بینی مسایل غیر خطی کافی است [۱۵]. در این تحقیق از دو لایه پنهان برای مدل شبکه عصبی مصنوعی استفاده شده است. به طور کلی، انتخاب تعداد نرون‌ها در لایه‌های پنهان به صورت سعی و خطا انجام می‌شود. در این تحقیق، تعداد نرون‌ها در لایه‌های پنهان به صورت تجربی از ۱ تا ۵۰ عدد در هر لایه تغییر داده شده است تا به بهترین پیش‌بینی زبری سطح دست یابیم. در نهایت، برای لایه پنهان اول ۵ نرون و برای لایه پنهان دوم ۴ نرون انتخاب شده است. به منظور افزایش سرعت آموزش و کاهش خطا در شبکه‌های عصبی، داده‌های ورودی به شبکه عصبی نرمالایز می‌شود [۶]. داده‌های

نرون نامیده می‌شود. نرون‌ها با استفاده از متغیرهای وزنی به یکدیگر متصل هستند. در شبکه عصبی مصنوعی، لایه ورودی داده‌ها را از منابع خارجی دریافت می‌کند و این داده‌ها را برای پردازش به شبکه عصبی تحویل می‌دهد. لایه پنهان، داده‌ها را از لایه ورودی تحویل گرفته و پردازش می‌کند. در نهایت، لایه خروجی داده‌های پردازش شده را از لایه پنهان تحویل گرفته و نتایج را نمایش می‌دهد [۹]. در شبکه عصبی مصنوعی، هر نرون داده‌ها را با یک روند مشخص از سایر نرون‌ها دریافت می‌کند. رابطه ۱ این روند کلی را نشان می‌دهد [۵].

$$net_j = \sum_i w_{ji}^n X_j^{n-1} \quad (1)$$

که در آن، net_j مجموع ورودی‌های شبکه است. X_j^n خروجی گره j در لایه n ام شبکه عصبی و w_{ji}^n نشان دهنده وزن گره i در لایه $(n-1)$ با گره j در لایه n ام است.

در بین الگوریتم‌های آموزش شبکه عصبی مصنوعی، روش پس انتشار نشان داده است که یک الگوریتم موفق برای پیش‌بینی زبری سطح است [۱۰-۱۲].

در الگوریتم پس انتشار، به منظور به حداقل رساندن اختلاف بین داده‌های خروجی هدف و داده‌های خروجی واقعی (خطای آموزش)، وزن ارتباط داخلی شبکه عصبی در طی فرایند آموزش تنظیم می‌شود. برای تنظیم وزن شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم پس انتشار، داده‌ها از لایه خروجی به لایه پنهان باز می‌گردند و دوباره پردازش می‌شوند. وزن در الگوریتم پس انتشار بر اساس قانون آموزش دلتا که در روابط ۲ و ۳ نشان داده شده است تعیین می‌گردد [۵].

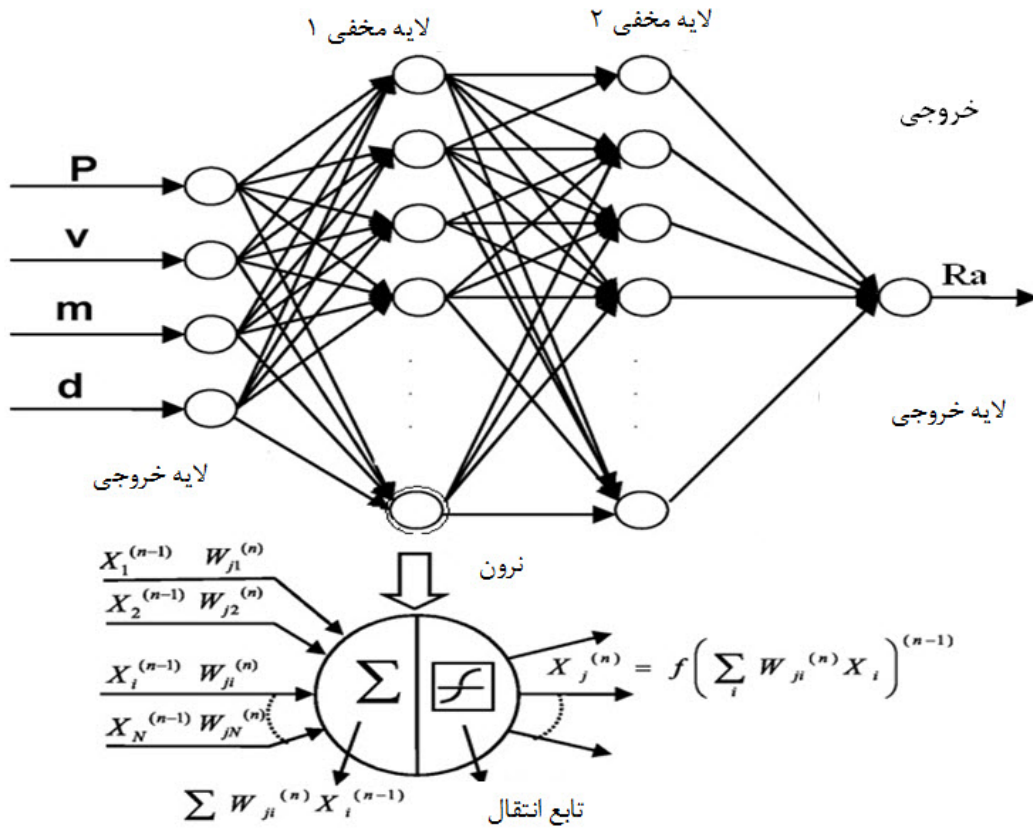
$$w_{ij}^{new} = w_{ij}^{old} + \Delta w_{ij} \quad (2)$$

$$\Delta w_{ij} = -\mu \frac{\partial E_p}{\partial w_{ij}} out_j \quad (3)$$

که در آن out_j خروجی نرون j ام و μ نرخ آموزش یا همگرایی در شبکه عصبی است که بیشتر بین صفر تا ۱ ثابت است. E_p خطای آموزش شبکه عصبی است که از طریق رابطه ۴ به دست می‌آید [۱۳].

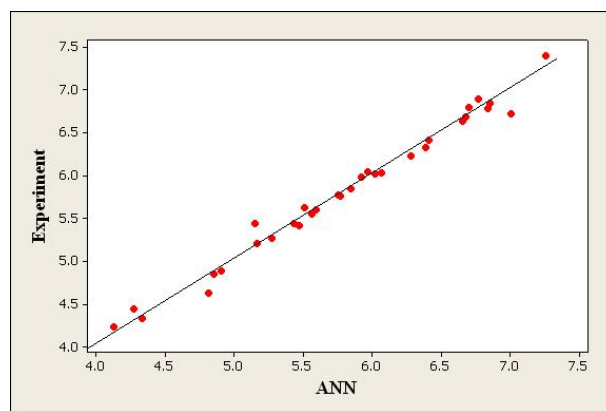
نرون متأثر از پارامتر مستقلی تحت عنوان تابع انتقال می‌باشد که ارتباط بین اثر نرون‌های قبلی را با نرون (های) بعدی بصورت خطی و یا غیر خطی میسر می‌سازد. در شکل ۴ نتایج به دست آمده از مدل شبکه عصبی با نتایج به دست آمده از آزمایش‌ها مقایسه شده است که بیانگر صحت نتایج حاصل از مدل‌سازی شبکه عصبی است.

ورودی به شبکه عصبی در این پژوهش بین ۰-۱ نرمالایز شده است. شکل ۳ ساختار کلی شبکه عصبی مصنوعی استفاده شده در این پژوهش را نشان می‌دهد. همانطور که ملاحظه می‌شود پارامترهای ورودی فرایند توسط لینک‌های اتصال، به نرون‌های لایه‌های مخفی و در نهایت به لایه‌ی خروجی شبکه جهت پیش‌بینی مقدار زبری سطح متصل شده اند. لازم به ذکر است، مقدار خروجی هر



شکل ۳- مدل شبکه عصبی ارائه شده برای پیش‌بینی زبری سطح (R_a)

P فشار جت آب (bar) ، v سرعت پیشروی (mm/min) ، m نرخ ریزش ذرات ساپنده (gr/min) ، d فاصله نازل تا سطح قطعه کار (mm)

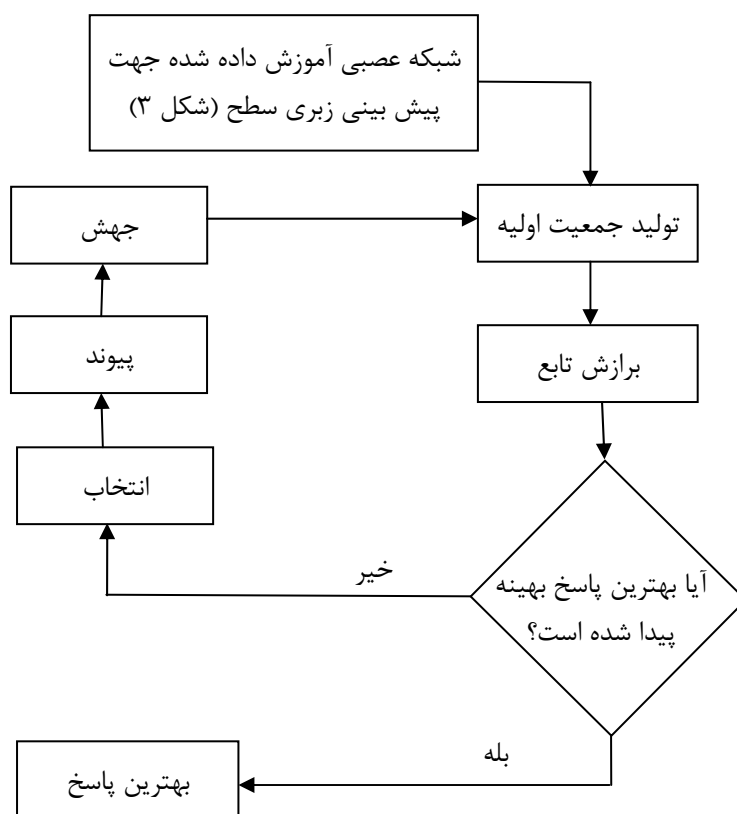


شکل ۴- مقایسه نتایج شبکه عصبی با زبری سطح اندازه گیری شده در آزمایش‌ها

۵- الگوریتم ژنتیک

و بهینه سازی است که مبنای آن علم وراثت و انتخاب طبیعی است. این الگوریتم جمعیت مورد نظر را با یک سری قواعد انتخابی خاص تکامل داده و موجب بهینه سازی آن می گردد [۱۶]. شکل ۵ ساختار کلی روش شبکه عصبی - الگوریتم ژنتیک برای بهینه سازی پارامترهای برشکاری جت آب همراه با ذرات ساینده را نشان می دهد. در این روش، زبری سطح به عنوان داده ورودی و مدل شبکه عصبی نیز به عنوان تابع هدف معرفی شده اند.

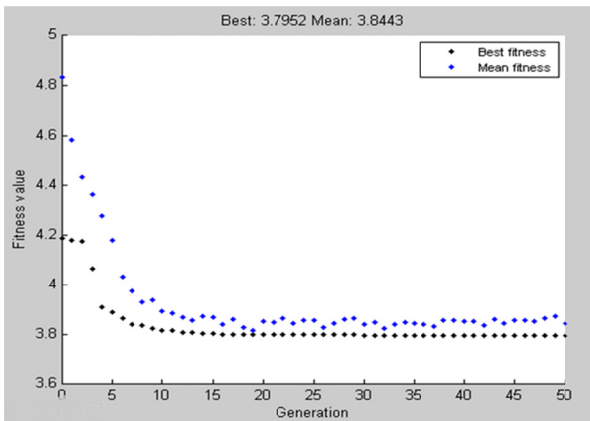
در قسمت قبل، با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی یک مدل برای پیش بینی زبری سطح برش خورده در برشکاری شیشه با استفاده از فرایند جت آب همراه با ذرات ساینده ارائه گردید. در این پژوهش، شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم ژنتیک جهت به دست آوردن پارامترهای فرایند جت آب همراه با ذرات ساینده که می تواند زبری سطح بهینه را در برشکاری شیشه ایجاد کند ترکیب شده است. الگوریتم ژنتیک یک روش جستجو



شکل ۵- ساختار کلی روش یکپارچه شبکه عصبی - الگوریتم ژنتیک

پیشنهاد شده است [۱۷]. در این پژوهش، مقدار جمعیت ۵۰ انتخاب شده است. پس از تولید اولین جمعیت توسط الگوریتم ژنتیک، کروموزومها با مقادیر برازش بیشتر در جمعیت توسط عملگرهای باز تولید انتخاب شده و حذف می گردند. هدف اصلی عملگرهای باز تولید اطمینان یافتن از تولید پاسخهای مناسب و حذف پاسخهای نامناسب در هر جمعیت است. چندین روش مختلف برای باز تولید

الگوریتم ژنتیک به صورت اتفاقی شروع به تولید یک جمعیت اولیه می نماید. هر کروموزوم در جمعیت اولیه شامل مقادیر فشار جت آب، سرعت پیشروی، نرخ ریزش ذرات ساینده و فاصله نازل تا سطح قطعه کار می شود. از آنجایی که مقدار خیلی زیاد جمعیت و یا خیلی کم جمعیت باعث کند شدن نرخ همگرایی در الگوریتم ژنتیک می شود در بسیاری از کاربردها مقدار جمعیت ۳۰



شکل ۶- نمودار تابع برازندگی

۶- نتایج و بحث

در این پژوهش، برشکاری شیشه توسط فرایند جت آب همراه با ذرات ساینده برای به دست آوردن حداقل زبری سطح با توجه به پارامترهای فرایند، فشار جت آب، سرعت پیشروی، نرخ ریزش ذرات ساینده و فاصله نازل تا سطح قطعه کار بهینه گردید. برای این منظور از مدل شبکه عصبی مصنوعی برای پیش بینی زبری سطح استفاده شد. در شبکه عصبی به کار رفته در این تحقیق دو لایه پنهانی وجود دارد که در لایه اول ۴ نرون و در لایه دوم ۵ نرون قرار گرفته است. برای جمع آوری داده‌های زبری سطح از روش طراحی آزمایش تاگوچی L-32 استفاده شده است. خطای آموزش شبکه عصبی ۵/۸۴ درصد و خطای آزمایش شبکه ۹/۱۴ درصد محاسبه گردید. اگر چه مقایسه مقادیر پیش بینی شده توسط شبکه عصبی با مقادیر متناظر تجربی نشان از آموزش مناسب شبکه عصبی دارد، اما در صورتی که داده‌های آموزش شبکه افزایش یابد، اختلاف و مقدار خطای آموزش و تست شبکه کاهش می‌یابد. البته شایان ذکر است که افزایش داده‌های آموزش منوط به افزایش تعداد آزمایش‌های تجربی می‌باشد که این امری هزینه‌بر می‌باشد. لذا در تحقیق صورت پذیرفته به تعداد ۳۲ نمونه آزمایش بسنده شده است. با توجه به این که در شمار زیادی از تحقیقات صورت پذیرفته توسط دیگران، روش پس انتشار خطا به

وجود دارد، مانند: انتخاب گردونه وار، انتخاب رتبه‌ای و انتخاب رقابتی که در این میان رویه انتخاب رقابتی روش مناسب‌تری برای رسیدن به همگرایی در الگوریتم ژنتیک نسبت به سایر روش‌ها است [۱۸]. در اینجا، از روش انتخاب رقابتی برای باز تولید پاسخ‌ها استفاده شده است. عملگر باز تولید تنها می‌تواند تکثیر پاسخ‌های خوب موجود در هر جمعیت را افزایش دهد. در حالی که با کمک عملگر تلفیق می‌توان پاسخ‌های خوب جدید تولید کرد. با کمک عملگر تلفیق از والدین پاسخ‌های خوب موجود، پاسخ‌های جدیدی تولید می‌گردد. احتمال تلفیق برای بسیاری از مسائل مهندسی ۰/۹ پیشنهاد شده است [۱۹]. در این پژوهش، احتمال تلفیق ۰/۸ تعیین شده است. برای جلوگیری از همگرا شدن به طرف نقطه مینیمم محلی و جستجو در کل فضای احتمالات موجود برای یافتن پاسخ مناسب، الگوریتم ژنتیک از عملگر جهش استفاده می‌کند. به طور کلی عملگرهای تلفیق و جهش از جمله پارامترهای مهم و تأثیرگذار در یافتن جواب بهینه می‌باشند که در تحقیق به عمل آمده مقادیر آنها به گونه‌ای تغییر داده شده که الگوریتم ژنتیک به خوبی به سمت جواب بهینه سیر نماید. در تحقیق پیش رو، احتمال جهش با سعی و خطا ۰/۰۱ انتخاب شده است. در بالا، مراحل کامل تولید یک نسل و پس از آن تولید نسل جدید گفته شد. در الگوریتم ژنتیک، این روند ادامه می‌یابد تا بهترین پاسخ را بیابد. در جدول ۴ مقادیر به دست آمده از الگوریتم ژنتیک نشان داده شده است. همچنین شکل ۶ روند رسیدن الگوریتم ژنتیک به بهترین پاسخ را نشان می‌دهد.

جدول ۴- نتایج به دست آمده از الگوریتم ژنتیک

کوچکترین مقدار تابع برازندگی	نتیجه
زبری سطح	۳/۷۹ (μm)
شرایط بهینه برشکاری	نتیجه
فشار جت آب	۳۰۴۰ (bar)
سرعت پیشروی	۷۴۵ (mm/min)
فاصله نازل تا سطح قطعه کار	۳/۶ (mm)
نرخ ریزش ذرات ساینده	۲۵۰ (gr/min)

بعد از شناسایی پارامترهای مؤثر و مقادیر مناسب آنها، بهترین نتیجه به دست آمده گزارش شد.

۷- نتیجه گیری

در این پژوهش، برشکاری شیشه توسط فرایند جت آب همراه با ذرات ساینده با استفاده از روش شبکه عصبی- الگوریتم ژنتیک بهینه سازی گردید. بهینه سازی بر اساس به حداقل رساندن زبری سطح با توجه به پارامترهای فرایند جت آب همراه با ذرات ساینده انجام گرفت. پارامترهای فشار جت آب، سرعت پیشروی، نرخ ریزش ذرات ساینده و فاصله نازل تا سطح قطعه کار به عنوان پارامترهای مؤثر بر زبری سطح در برشکاری شیشه توسط جت آب همراه با ذرات ساینده انتخاب شدند. از مدل شبکه عصبی مصنوعی برای پیش بینی زبری سطح در برشکاری شیشه توسط جت آب همراه با ذرات ساینده استفاده شد. نتایج به دست آمده از مدل شبکه عصبی نشان می دهد که این روش دقت خوبی برای پیش بینی زبری سطح دارد. همچنین برای تعیین شرایط بهینه برشکاری شیشه توسط فرایند جت آب همراه با ذرات ساینده از ترکیب شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم ژنتیک استفاده شد. نتایج به دست آمده از این روش نشان می دهد که یک روش مناسب برای بهینه سازی فرایند برشکاری جت آب همراه با ذرات ساینده است. این روش می تواند به راحتی اصلاح شده و برای سایر روش های برشکاری پیشرفته مانند برشکاری لیزر و برشکاری پلاسما استفاده گردد. توانایی پیش بینی خروجی فرایند برشکاری جت آب همراه با ذرات ساینده و بهینه سازی شرایط برشکاری قبل از انجام آزمایش واقعی می تواند برای گسترش یک سیستم برشکاری هوشمند بسیار مفید باشد.

مراتب مناسب تر از سایر روش های مرسوم جهت آموزش شبکه های عصبی مصنوعی در پیش بینی خروجی های فرایندهای ماشین کاری شناخته شده و به کار گرفته شده است، در این تحقیق نیز روش مذکور جهت آموزش شبکه های عصبی استفاده شده است [۲۰]. ساختار کلی شبکه عصبی به کار رفته شده در این تحقیق در شکل ۳ نشان داده شده است.

بهینه سازی شرایط برشکاری شیشه با جت آب همراه با ذرات ساینده برای رسیدن به کمترین زبری سطح توسط روش شبکه عصبی- الگوریتم ژنتیک انجام گرفته است. ساختار کلی این روش در شکل ۵ نشان داده شده است. مدل شبکه عصبی به عنوان تابع هدف و زبری سطح به عنوان ورودی الگوریتم ژنتیک معرفی شده است. سایر متغیرهای الگوریتم ژنتیک شامل احتمال تلفیق و احتمال جهش به ترتیب ۰/۸ و ۰/۰۱ انتخاب شده و از عملگر انتخاب رقابتی به عنوان عملگر انتخاب در الگوریتم ژنتیک استفاده شده است. کمترین زبری سطح به دست آمده از الگوریتم ژنتیک $3/79 \mu\text{m}$ با شرایط فشار جت آب 3040 bar و سرعت پیشروی 745 mm/min و نرخ ریزش ذرات ساینده 250 gr/min و فاصله نازل تا سطح $3/6 \text{ mm}$ می باشد. با توجه به این که حداقل زبری سطح به دست آمده از آزمایش ها $4/23 \mu\text{m}$ می باشد، زبری سطح به دست آمده از الگوریتم ژنتیک نشان می دهد که الگوریتم ژنتیک به خوبی آموزش دیده است. البته لازم به ذکر است که جواب بهینه بدست آمده توسط الگوریتم ژنتیک یکتا نیست و در واقع یافتن بهینه ترین جواب امکان پذیر نمی باشد و در هر بار اجرای الگوریتم جواب بهینه به دست آمده اندکی تفاوت دارد. از این رو با توجه به تغییر پارامترهای تحت کنترل و مؤثر در بهینه سازی، به تعداد معینی عملیات بهینه سازی صورت پذیرفت و در نهایت

مراجع

- [1] Hashish, M. (1984), "A modeling study of metal cutting with abrasive water jets". Trans. ASME, J. Eng. Mater. Technol., Vol. 106, pp. 88-100.

- [2] Hashish, M. (1989), "An investigation of milling with abrasive-water jets". ASME, J. Eng. Ind., Vol. 111, pp. 158-166.
- [3] Rozario Jegaraj, J., Ramesh Babu, N. (2007), "A soft computing approach for controlling the quality of cut with abrasive water jet cutting system experiencing orifice and focusing tube wear". J. Mater. Process. Technol., Vol. 185, pp. 217-227.
- [4] Hashish, M. (1991), "Optimization factors in abrasive water jet machining". ASME J. Eng. Ind., Vol. 113, pp. 29-37.
- [6] Srinivasu, D.S., Ramesh Babu, N. (2008), "A neuro-genetic approach for selection of process parameters in abrasive water jet cutting considering variation in diameter of focusing nozzle". Appl. Soft Comp., Vol. 8, pp. 809-819.
- [5] Caydas, U., Hascalik, A. (2008), "A study on surface roughness in abrasive water jet machining process using artificial neural networks and regression analysis method", J. Mater. Process. Technol., Vol. 202, pp. 574-582.
- [7] Zhu, H.T., Huang, C.Z. (2008), "Machinability of glass by abrasive water jet". Intl. J. Mater. Prod. Technol., Vol. 31, pp. 106-112.
- [8] Prakash, E.S., Sadashivappa, K., Joseph, V., Singaperumal, M. (2001), "Nonconventional cutting of plate glass using hot air jet: Experimental studies". Mechatronics, Vol. 11, pp. 595-615.
- [9] Singh, A.K., Panda, S.S., Pal, S.K., Chakraborty, D. (2006), "Prediction of drill wear using an artificial neural network". Intl. J. Adv. Manuf. Technol., Vol. 28, pp. 456-462.
- [10] Azouzi, R., Guillot, M. (1999), "On-line prediction of surface finish and dimensional deviations in turning using neural network based sensor fusion". Intl. J. Mach. Tool Manuf., Vol. 37, pp. 1201-1217.
- [11] Tsai, H.Y., Chen, C., Lou, S.J. (1999), "In-process surface recognition system based on neural networks in end milling cutting operations". Intl. J. Mach. Tool Manuf., Vol. 39, pp. 583-605.
- [12] Zouaghi, N., Ichida, Y., Ben Fredj, N., Kimura, N. (1996), "Grinding mode identification of silicon carbide by using neural network". In: Proceedings of the Third International Conference on Progress of Cutting and Grinding, JSPE, Osaka 3, pp. 342-347.
- [13] Tosun, N., Ozler, L. (2002), "A study of tool life in hot machining using artificial neural networks and regression analysis method". J. Mater. Process. Technol., Vol. 124, pp. 99-104.
- [14] Liu, T.C., Li, R.K., Chen, M.C. (2006), "Development of an artificial neural network to predict lead frame dimensions in an etching process". Intl. J. Adv. Manuf. Technol., Vol. 27, pp. 1211-1216.
- [15] Lippman, R.P. (1987), "An introduction to computing with neural nets". Acoustics, Speech, Signal Process. Mag., Vol. 4, pp. 4-22.
- [16] Cus, F., Balic, J. (2003), "Optimization of cutting process by GA approach". Robot. and Comp. Integ. Manuf., Vol. 19, pp. 113-121.
- [17] Deb, K. (2002), "Multi-Objective Optimization using Evolutionary Algorithms". John Wiley & Sons Ltd., England.
- [18] Goldberg, D.E., Deb, K. (1991), "A comparison of selection schemes used in genetic algorithms". In: Rawlins, G.J.E. (Ed.), Foundations of Genetic Algorithms, pp. 69-93.
- [19] Grefenstette, J.J. (1986), "Optimization of control parameters for genetic algorithms". IEEE Trans. Syst. Man. Cyber., Vol. 16, pp. 122-128.
- [20] Zel, T., Nadgir, A. (2002), "Prediction of flank wear by using back propagation neural network modeling when cutting hardened H-13 steel with chamfered and honed CBN tools". Intl. J. Mach. Tools Manuf., Vol. 42, pp. 287-297.

OPTIMISING THE ABRASIVE WATER JET CUTTING OF GLASS USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORK AND GENETIC ALGORITHM

H. Amirabadi^{1,*}, J. Ashori², F. Jafarian³

1. Assistant Professor, Faculty of Engineering, University of Birjand, Birjand, Iran
2. M.Sc. Student, Faculty of Engineering, University of Birjand, Birjand, Iran
3. Ph.D. Student, Faculty of Engineering, University of Birjand, Birjand, Iran

*Corresponding Author: hamirabadi@birjand.ac.ir

ARTICLE INFO

Keywords:

Abrasive Water Jet Cutting (AWJ), Optimization, Genetic Algorithm (GA), Artificial Neural Network (ANN), Glass.

ABSTRACT

This paper proposes a hybrid approach based on the Artificial Neural network and Genetic algorithm to optimize surface roughness at the abrasive water jet (AWJ) cutting of glass material. At first, Artificial Neural Network (ANN) was developed in order to model and predict surface roughness by considering the controllable cutting parameters such as water pressure, abrasive flow rate, jet traverse rate and stand of distance. Then the results of the neural network were compared with corresponding experimental tests. According to the obtained results, it was shown that the ANN model is able to present a predictive model of the process in order to estimate the surface roughness successfully. After that, ANN model was combined by genetic algorithm to obtain suitable machining parameters yield to minimal surface roughness. Finally, obtained results showed that, utilized hybrid technique in this paper was employed properly for optimizing AWJ cutting process.
