



# مدل سازی برش شیشه با جت آب همراه ذرات ساینده توسط شبکه عصبی و بهینه سازی زبری سطح با الگوریتم کرم شب تاب

حسین امیرآبادی<sup>۱\*</sup>، خلیل خلیلی<sup>۲</sup>، ابوالفضل فورگی نژاد<sup>۳</sup>، جواد عاشوری<sup>۴</sup>

۱- استادیار مهندسی مکانیک، دانشگاه بیرجند، بیرجند

۲- استادیار مهندسی مکانیک، دانشگاه بیرجند، بیرجند

۳- دانشجوی دکتری مهندسی مکانیک، دانشگاه بیرجند، بیرجند

۴- کارشناس ارشد مهندسی مکانیک، دانشگاه بیرجند، بیرجند

\* بیرجند، صندوق پستی ۹۷۱۷۵/۶۱۵، hamirabadi@birjand.ac.ir

**چکیده-** در این مقاله از الگوریتم تازه گسترش یافته کرم شب تاب برای بهینه سازی فرایند برش شیشه با جت آب همراه با ذرات ساینده که فرایندی چند متغیره غیرخطی است، استفاده شد. در روش پیشنهادی برای مدل سازی و پیش بینی زبری سطح فرایند برش شیشه؛ با توجه به پارامترهای فرایند شامل فشار جت آب، سرعت پیشروی، نرخ ریزش ذرات ساینده و فاصله نازل تا سطح قطعه کار از شبکه عصبی مصنوعی پیشخور با باز انتشار خطا استفاده شد. در ادامه، الگوریتم کرم شب تاب با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی پیشنهادی، اقدام به بهینه کردن زبری سطح برش خورده به عنوان تابع هدف کرد و در نهایت پارامترهای متناسب با زبری سطح کمینه ارائه شد. نتایج حاصل نشان داد که مدل پیشنهادی برای پیش بینی پارامترهای خروجی مناسب بوده و همچنین نتایج به دست آمده از الگوریتم بهینه سازی استفاده شده، حاکی از کاربردی بودن این الگوریتم در فرایندهای با طبیعت پیچیده، دارد.

**کلیدواژگان:** مدل سازی، جت آب همراه با ذرات ساینده، بهینه سازی، شبکه عصبی، الگوریتم کرم شب تاب.

## Modeling of abrasive water-jet cutting of glass using artificial neural network and optimization of surface roughness using firefly algorithm

H. Amirabadi<sup>1\*</sup>, K. Khalili<sup>2</sup>, A. Foorginejad<sup>3</sup>, J. Ashoori<sup>4</sup>

1- Assis. Prof., Mech. Eng., Birjand Univ., Birjand, Iran

2- Assis. Prof., Mech. Eng., Birjand Univ., Birjand, Iran

3- PhD. Student, Mech. Eng., Birjand Univ., Birjand, Iran

4- MSc., Mech. Eng., Birjand Univ., Birjand, Iran

\* P.O.B. 97175/615, Birjand, Iran. hamirabadi@birjand.ac.ir

**Abstract-** In this paper, it is shown how to use the recently developed Firefly Algorithm to optimize abrasive water-jet cutting as a nonlinear multi-parameter process. Back propagation neural network were developed to predict surface roughness in abrasive water-jet cutting (AWJ) process. In the development of predictive models, machining parameters of traverse speed, water-jet pressure, standoff distance and abrasive flow rate were considered as model variables. Firefly Algorithm by using back propagation neural network optimizes glass surface roughness in abrasive water-jet cutting and proposes appropriate parameters for minimum surface roughness. Testing results demonstrate that the model is suitable for predicting the response parameters. The results showed this algorithm applicable for processes with complex nature.

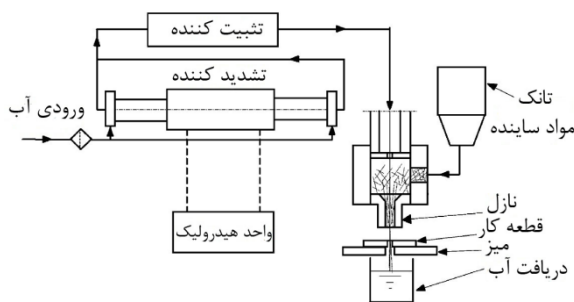
**Keywords:** Modeling, Abrasive Water Jet Cutting, Optimization, Neural Network, Firefly Algorithm.

## ۱- مقدمه

درون جت آب تشکیل می‌شود که از قابلیت برش بالایی برخوردار می‌باشد [۴]. در شکل ۱ شماتیک فرایند برش کاری جت آب همراه با ذرات ساینده نشان داده شده است.

برای دستیابی به پارامترهای خروجی مناسب، در طی فرایند برش کاری جت آب همراه با ذرات ساینده نیاز به تنظیم دقیق پارامترهای ورودی است. کارایی فرایند برش کاری جت آب همراه با ذرات ساینده اغلب بر اساس عمق برش، مشخصات شکاف برش<sup>۳</sup>، مشخصات سطح و نرخ براده‌برداری ارزیابی می‌شود. کیفیت سطح در اکثر فرایندهای ماشین‌کاری به عنوان یکی از پارامترهای هدف در نظر گرفته می‌شود. پارامترهای ورودی فرایند برش کاری جت آب همراه با ذرات ساینده به دسته‌های پارامترهای هیدرولیک، مشخصات ذرات ساینده، مشخصات نازل و جنس ماده تقسیم می‌شوند [۵]. در ادامه به برخی تحقیقات انجام شده در زمینه مدل‌سازی و بهینه‌سازی این فرایند اشاره می‌شود.

روزاریو و رامش [۵] برای طراحی آزمایش‌ها از روش تاگوچی<sup>۴</sup> و سپس برای دستیابی به کارایی ایده‌آل برش از آنالیز واریانس برای تعیین کارایی سیستم استفاده کردند. آنها بر اساس نتایج آزمایشگاهی به دست آمده، اقدام به ارائه مدل تجربی کرده و با استفاده از یک استراتژی هیبریدی معادلات پاسخ مدل تجربی را با مدل فازی ترکیب کرده و به این وسیله پارامترهای ورودی بهینه کننده این فرایند را به دست آوردند. در پژوهشی دیگر کاپداس و هسکالیک [۷] مقادیر زبری سطح را از آزمایش‌های طراحی شده به روش تاگوچی جمع‌آوری کردند.



شکل ۱ طرح‌واره فرایند برش کاری جت آب [۶]

آنها با استفاده از شبکه عصبی باز انتشار خطا و مدل

فناوری جت آب یکی از سریع‌ترین فرایندهای در حال توسعه محسوب می‌شود [۱]. این فناوری به محیط زیست آسیبی نمی‌رساند و اکثر مواد را با این روش می‌توان ماشین‌کاری کرد. با این روش فلزات با ضخامت‌های بیش از ۱۰۰ میلی‌متر را می‌توان برید. طیف وسیعی از صنایع، از صنایع اتومبیل‌سازی و صنایع هوا-فضا گرفته تا صنایع دارویی و غذایی این فرایند را مورد استفاده قرار می‌دهند. برای نمونه به برخی کاربردهای این فناوری از قبیل برش قطعات ماهی، برش منسوجات، برداشتن لایه پوششی قطعات موتور و بریدن قطعات کامپوزیتی سازه‌های هوا-فضایی، می‌توان اشاره کرد [۲]. اگرچه جت آب به تنهایی قادر به برش کاری می‌باشد، اما با افزودن ذرات ساینده نرخ براده‌برداری فرایند به نحو قابل توجهی افزایش پیدا می‌کند. از عوامل دیگری که به رشد و توسعه برش کاری جت آب کمک کرده است، انعطاف‌پذیری زیاد فرایند، کم بودن نیروهای براده‌برداری، عدم وجود تنش‌های حرارتی به دلیل سرد بودن فرایند و در نتیجه عدم اعوجاج قطعات حین برش، وجود نداشتن منطقه متأثر از حرارت، چند منظوره بودن، کیفیت سطح خوب و پلیسه کم، بوده است [۳].

سیستم برش کاری جت آب همراه با ذرات ساینده معمولاً شامل چندین جزء می‌باشد: یک پمپ ویژه با فشار بسیار بالا، سیستم دریافت آب، سیستم موقعیت دهی نازل، واحد اختلاط که از یک دهانه، محفظه مخلوط کردن و نازل متمرکزکننده تشکیل شده است. بیشتر ماشین‌های برش با جت آب مورد استفاده مجهز به جت آب ساینده هستند که در آن آب با فشار بسیار بالا با استفاده از سیستم تشدیدکننده فشار، پمپ می‌شود. در اثر عبور آب با فشار از اوریفیس<sup>۱</sup> جت آب با سرعت بالا تشکیل می‌شود. هنگامی که جت آب از درون محفظه اختلاط عبور می‌کند به دلیل خلاء ایجاد شده توسط جت آب، ذرات ساینده به داخل محفظه اختلاط مکیده می‌شوند. اغتشاش ایجاد شده در محفظه اختلاط باعث مخلوط شدن ذرات ساینده با آب شده و جت آب ساینده با قدرت زیاد شکل می‌گیرد. در نازل متمرکز کننده با انتقال مومنتم<sup>۲</sup> از آب به ذرات ساینده جریان مداومی از ذرات ساینده سرعت بالا در

3. Kerf

4. Taguchi

1. Orifice

2. Momentum

می‌شود. بر اساس مطالعه تجربی انجام گرفته توسط هماتانی و رامولو بر روی برش کاری کامپوزیت‌های نسوز مشخص شد که با افزایش سرعت جابجایی نازل، زبری سطح برش خورده افزایش می‌یابد. آنها نشان دادند که با افزایش سرعت جابجایی نازل، ماده هدف زمان کمتری برای در معرض جت مواد ساینده بودن در اختیار دارد و همین امر باعث افزایش زبری سطح برش خورده می‌شود [۱۰].

تحقیق هوچنگ و چانگ بر روی نرخ برداشت مواد در برش کاری سرامیک توسط جت آب همراه با ذرات ساینده نشان داد که افزایش نرخ ریزش ذرات ساینده باعث می‌شود تا سطح نهایی قطعه کار زبری کمتری داشته باشد. آنها دلیل این کاهش زبری سطح برش خورده را این‌گونه توضیح می‌دهند که افزایش نرخ ذرات ساینده باعث می‌شود تا ذرات ساینده بیشتری با سطح قطعه کار برخورد کنند و در نتیجه سطح برش کاری شده زبری کمتری داشته باشد [۱۱].

مطالعات ونگ و وونگ نشان داد که بین زبری سطح و فشار آب یک رابطه خطی وجود ندارد. آنها نشان دادند که در ابتدا با افزایش فشار جت آب زبری سطح نیز کاهش می‌یابد اما پس از آن با افزایش بیشتر فشار جت آب زبری سطح افزایش می‌یابد [۱۲]. کواچویک با مطالعه سطح برش خورده توسط جت آب همراه با ذرات ساینده، نتایج به‌دست آمده توسط ونگ و وونگ را تأیید می‌کند. او این نظریه را این‌گونه توضیح می‌دهد که این قضیه می‌تواند دو علت داشته باشد: اول، با افزایش فشار جت آب انرژی در دیواره بیرونی جت آب افزایش می‌یابد. دوم، افزایش جت آب باعث می‌شود تا ذرات ساینده در هنگام چرخش خورد شده و توانایی برش کاری خود را از دست بدهند [۱۳]. ونگ و وونگ با بررسی ورق‌های برش کاری ورق‌های فولادی دریافتند که با افزایش فاصله نازل تا سطح قطعه کار، زبری سطح افزایش می‌یابد. آنها دلیل این امر را واگرا شدن جت آب هنگامی که فاصله نازل تا سطح قطعه کار افزایش می‌یابد، می‌دانند [۱۲].

در این تحقیق نمونه‌ها از شیشه‌ای با خواص معرفی شده جدول ۱ و ابعاد  $10 \times 20 \times 150$  mm توسط فرایند برش کاری جت آب همراه با ذرات ساینده برش کاری شدند. دستگاه زبری‌سنج ماهر<sup>۳</sup> و معیار  $R_a$  برای اندازه‌گیری زبری سطوح برش خورده بکار گرفته شد.

رگرسون<sup>۱</sup> زبری سطح فرایند را پیش‌بینی کردند و با استفاده از آنالیز واریانس مؤثرترین پارامترهای تأثیرگذار بر زبری سطح را مشخص کردند. این بررسی‌های آماری نشان داد که فشار جت آب بیشترین تأثیر را بر روی زبری سطح خواهد گذاشت. همچنین سرینواسو و رامش [۸] با استفاده از نو-ژنتیک<sup>۲</sup> پارامترهای فرایند را به نحوی پیشنهاد دادند که عمق برش با تغییر قطر دهانه متمرکز کننده ثابت باقی بماند.

در این مقاله زبری سطح به عنوان یک پارامتر مؤثر در کیفیت برش مورد مطالعه قرار گرفته است. فشار آب خروجی، سرعت پیشروی، فاصله نازل تا سطح قطعه کار و نرخ ریزش ذرات ساینده؛ متغیرهای تأثیرگذار بر زبری سطح در نظر گرفته شده‌اند. برای طراحی آزمایش‌ها از روش تاگوچی استفاده شده و نتایج به‌دست آمده، برای آموزش شبکه عصبی مصنوعی و اعتبارسنجی آن مورد استفاده قرار گرفته است. در نهایت الگوریتم کرم شب‌تاب با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی حاصل، پارامترهای ورودی مناسب برای رسیدن به زبری سطح بهینه را پیشنهاد می‌نماید.

## ۲- آزمایش‌های تجربی

شیشه یکی از مواد پر مصرف صنایع مختلف به‌دلیل شفافیت، مقاومت در مقابل خوردگی و سختی بالا می‌باشد. در روش‌های سنتی برای برش شیشه با استفاده از ابزارهای تک لبه‌ای مانند الماس خراشی بر روی سطح شیشه ایجاد می‌نمایند و سپس با ایجاد تنش اقدام به شکستن شیشه از محل خراش می‌کنند که البته سطوح بوجود آمده عاری از عیب نبوده و نیاز به حذف لبه‌های تیز به کمک فرایندهای ثانویه می‌باشد که در عمل باعث افزایش هزینه برش کاری خواهد شد [۹]. شیشه به علت سختی و تردی بالا از موادی که برش کاری آنها سخت است، محسوب می‌شود. فرایند برش کاری جت آب همراه با ذرات ساینده به دلیل داشتن نیروهای برش کاری پایین و نداشتن تنش‌های حرارتی فرایند مناسبی برای برش کاری شیشه است.

پارامترهای تأثیرگذار بر زبری سطح، بر اساس مطالعات و آزمایش‌های پژوهشگران دیگر - که بر روی مواد دیگری آزمایش انجام داده بودند- انتخاب شد که در ادامه به برخی از پژوهش‌های انجام شده و تأثیر آنها بر زبری سطح اشاره

1. Regression
2. Neuro-genetic

متغیرهای آزمایش بر اساس نتایج گزارش شده در پژوهش عاشوری در جدول شماره ۲ نمایش داده شده‌اند [۱۵]. اگر با توجه به سطوح تعریف شده تمامی آزمایش‌ها بخواهد انجام شود، با توجه به وجود یک متغیر دو سطحی و سه متغیر چهار سطحی تمامی حالت‌های موجود ۱۲۸ آزمایش می‌شود برای کاهش هزینه و زمان برای انجام آزمایش‌ها از روش تاگوچی متعامد برای طراحی آزمایش استفاده شد. جدول ۳ چیدمان متعامد L-32 به دست آمده از نرم‌افزار مینی‌تب<sup>۱</sup> و زبری سطح برش خورده را نشان می‌دهد [۱۵].

### ۳- شبکه عصبی مصنوعی

در این پژوهش شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم پس انتشار خطا برای مدل‌سازی فرایند استفاده شد. یکی از مزیت‌های استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در این است که مدل شبکه به راحتی بر پایه داده‌های ورودی و خروجی ساخته و آموزش داده می‌شود و قادر است که با دقت مناسب خروجی فرایندهای دینامیک را پیش‌بینی کند. شبکه‌های عصبی قادرند یک فرایند دارای ورودی‌ها و خروجی‌های متعدد را با هر درجه از پیچیدگی، بر اساس دقت مورد نیاز طراح شبکه، تقریب بزنند و لذا می‌توان از شبکه‌های عصبی برای مدل‌سازی برش کاری جت آب همراه با ذرات ساینده استفاده کرد. همچنین بر اساس پژوهش‌های انجام شده روش پس انتشار، روشی موفق برای پیش‌بینی پارامترهای خروجی فرایندهای مختلف از جمله پیش‌بینی زبری سطح بوده است [۱۶-۱۸].

جدول ۲ بازه پارامترهای آزمایش [۱۵]

پارامترهای فرایند	سطح ۱	سطح ۲	سطح ۳	سطح ۴
فشار جت آب $P$ (bar)	۲۴۰۰	۳۶۰۰	-----	-----
سرعت پیشروی $V$ (mm/min)	۳۰۰	۴۵۰	۶۰۰	۷۵۰
نرخ ریزش ذرات ساینده $m$ (gr/min)	۱۰۰	۱۵۰	۲۰۰	۲۵۰
فاصله نازل تا سطح قطعه کار $d$ (mm)	۲	۳	۴	۵
طول نازل ۷۵ mm، طول مخزن مخلوط کردن ۵۵ mm				

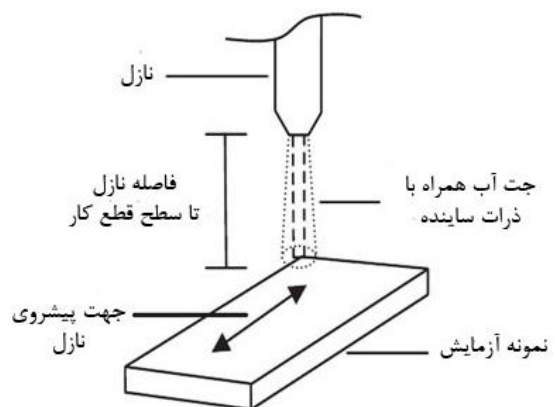
برای انجام آزمایش از دستگاه برش کاری جت آب به همراه ذرات ساینده KMT-SLV50 استفاده شد. شکل ۲ نحوه آماده‌سازی و متغیرهای آزمایش را نشان می‌دهد. به علت محدودیت پمپ به کار گرفته شده در آزمایش، فشار جت آب دارای دو سطح و سایر پارامترها دارای چهار سطح می‌باشند. ذرات ساینده مورد استفاده از نوع گارنت با مش ۸۰ بوده است. قطر دهانه متمرکزکننده و نازل به ترتیب ۰/۳۳ و ۰/۹ میلی‌متر می‌باشد. جریان جت آب عمود بر نمونه‌ها تنظیم شد.

جدول ۱ خواص شیشه برش کاری شده [۱۵]

ظرفیت حرارتی (J/kg)	تنش شکست (MN/m <sup>2</sup> )	دانسیته (kg/m <sup>3</sup> )	سختی (knoop)
۷۵۰	۷۰	۲۲۰۰	۶۰۰



(الف)



(ب)

شکل ۲ الف- آماده‌سازی آزمایش و ب- نمایش شماتیک متغیرهای آزمایش [۱۴]

جدول ۳ مقادیر داده‌های ورودی و نتایج آزمایش‌ها [۱۵]

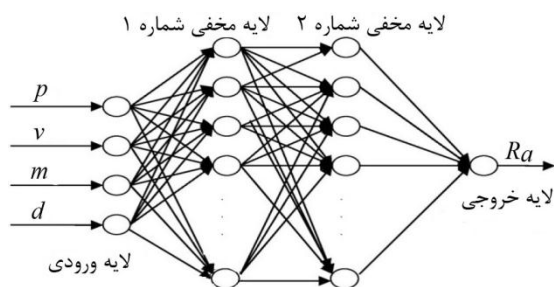
شماره آزمایش	چیدمان L-32			
	$P$ (bar)	$V$ (mm/min)	$m$ (gr/min)	$d$ (mm)
۱	۲۴۰۰	۳۰۰	۱۰۰	۲
۲	۲۴۰۰	۳۰۰	۱۵۰	۳
۳	۲۴۰۰	۳۰۰	۲۰۰	۴
۴	۲۴۰۰	۳۰۰	۲۵۰	۵
۵	۲۴۰۰	۴۵۰	۱۰۰	۲
۶	۲۴۰۰	۴۵۰	۱۵۰	۳
۷	۲۴۰۰	۴۵۰	۲۰۰	۴
۸	۲۴۰۰	۴۵۰	۲۵۰	۵
۹	۲۴۰۰	۶۰۰	۱۰۰	۳
۱۰	۲۴۰۰	۶۰۰	۱۵۰	۲
۱۱	۲۴۰۰	۶۰۰	۲۰۰	۵
۱۲	۲۴۰۰	۶۰۰	۲۵۰	۴
۱۳	۲۴۰۰	۷۵۰	۱۰۰	۳
۱۴	۲۴۰۰	۷۵۰	۱۵۰	۲
۱۵	۲۴۰۰	۷۵۰	۲۰۰	۵
۱۶	۲۴۰۰	۷۵۰	۲۵۰	۴
۱۷	۳۶۰۰	۳۰۰	۱۰۰	۵
۱۸	۳۶۰۰	۳۰۰	۱۵۰	۴
۱۹	۳۶۰۰	۳۰۰	۲۰۰	۳
۲۰	۳۶۰۰	۳۰۰	۲۵۰	۲
۲۱	۳۶۰۰	۴۵۰	۱۰۰	۵
۲۲	۳۶۰۰	۴۵۰	۱۵۰	۴
۲۳	۳۶۰۰	۴۵۰	۲۰۰	۳
۲۴	۳۶۰۰	۴۵۰	۲۵۰	۲
۲۵	۳۶۰۰	۶۰۰	۱۰۰	۴
۲۶	۳۶۰۰	۶۰۰	۱۵۰	۵
۲۷	۳۶۰۰	۶۰۰	۲۰۰	۲
۲۸	۳۶۰۰	۶۰۰	۲۵۰	۳
۲۹	۳۶۰۰	۷۵۰	۱۰۰	۴
۳۰	۳۶۰۰	۷۵۰	۱۵۰	۵
۳۱	۳۶۰۰	۷۵۰	۲۰۰	۲
۳۲	۳۶۰۰	۷۵۰	۲۵۰	۳

از ۱ تا ۳۰ عدد در هر لایه تغییر داده شد، تا کمترین مقدار خطا در پیش‌بینی زبری سطح به‌دست آید. در نهایت برای لایه پنهانی اول ۸ نرون و برای لایه پنهانی دوم ۸ نرون انتخاب شد. از تابع انتقال تانژانت هیپربولیک سیگموئید برای ورودی لایه‌های مخفی و تابع انتقال خطی در لایه خروجی استفاده شد. تابع انتقال تانژانت هیپربولیک سیگموئید مقادیر ورودی در بازه  $-\infty$  تا  $+\infty$  را در بازه  $-1$  تا  $1$  فشرده می‌سازد و تابع انتقال خطی همان مقدار ورودی به تابع را به عنوان خروجی بر می‌گرداند. چهار پارامتر ورودی که به عنوان ورودی‌های شبکه عصبی به کار رفته‌اند عبارتند از: فشار جت آب، سرعت پیشروی، نرخ ریزش ذرات ساینده و فاصله نازل تا سطح قطعه کار. زبری سطح به عنوان پارامترهای خروجی این شبکه در نظر گرفته شده است.

از آنجا که محدوده داده‌های ورودی و خروجی فرایند با یکدیگر تفاوت دارند، داده‌ها در فاصله  $[-1, 1]$  نرمال شده‌اند. در برخی پژوهش‌ها داده‌ها نرمال شده و سپس اقدام به مدل‌سازی فرایند می‌شود [۱۹]. در پژوهشی مشابه که بر روی فرایند جت آب انجام شده، بابو و همکاران، به منظور افزایش سرعت آموزش و کاهش خطا در شبکه عصبی، نسبت به نرمال کردن داده‌ها اقدام کردند [۸].

الگوریتم پس انتشار خطا از روش جستجوی گرادیان برای کمینه کردن میانگین خطای مربعات ( $AMSE$ ) خروجی شبکه استفاده می‌کند. نحوه محاسبه میانگین خطای مربعات بر اساس رابطه (۱) است [۲۰].

$$AMSE = \frac{1}{2N} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^m (T_{ij} - O_{ij})^2 \quad (1)$$



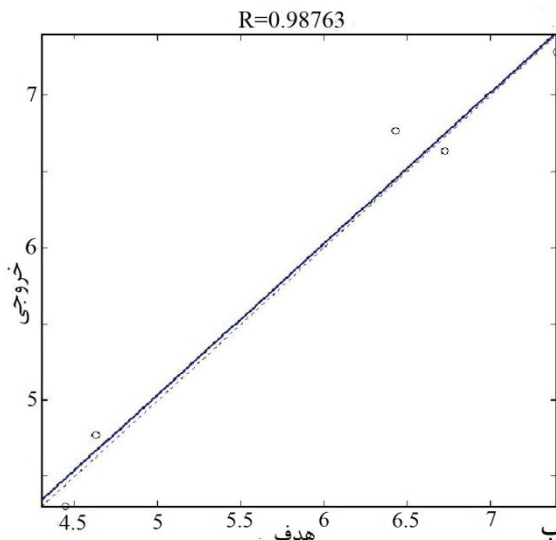
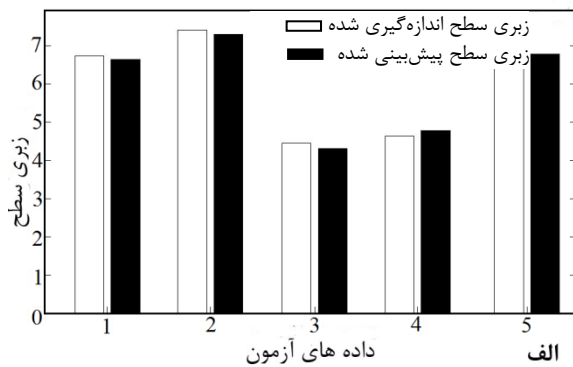
شکل ۳ معماری بکار رفته در مدل شبکه عصبی برش کاری جت آب با ذرات ساینده

معماری شبکه عصبی که در این مقاله مورد استفاده قرار گرفته است متشکل از یک لایه ورودی، دو لایه مخفی و یک لایه خروجی است. همان گونه که در شکل ۳ نشان داده شده است شبکه دارای ۴ ورودی و ۱ خروجی می‌باشد. انتخاب تعداد نرون‌ها در لایه‌های مخفی به صورت سعی و خطا انجام شد. در این تحقیق، تعداد نرون‌ها در لایه‌های مخفی به صورت تجربی

نتایج پیش‌بینی صورت پذیرفته توسط شبکه عصبی مورد استفاده برای داده‌های آزمون، خطای شبکه در پیش‌بینی نتایج ۵/۶ درصد به‌دست آمد.

#### ۴- الگوریتم کرم شب‌تاب<sup>۱</sup>

اغلب مسائل بهینه‌سازی در مهندسی علاوه بر غیرخطی بودن دارای محدودیت‌های زیادی هستند. بنابراین برای یافتن حل‌های بهینه برای اینگونه مسائل غیرخطی به الگوریتم‌های بهینه‌سازی مؤثر و کارا نیاز می‌باشد. بسیاری از الگوریتم‌های فرا ابتکاری<sup>۲</sup> مدرن بر مبنای هوش جمعی و الهام گرفتن از طبیعت گسترش یافته‌اند. الگوریتم‌های فرا ابتکاری پیشرفته با توجه به قدرت و کارایی‌شان در کاربردهای مختلف توسعه یافته‌اند.



شکل ۴ الف- مقایسه زبری سطح به‌دست آمده از آزمایش با مقادیر پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی ب- نمودار همبستگی داده‌های آزمون

که در این رابطه  $m$  تعداد نرونهای خروجی شبکه عصبی،  $N$  تعداد داده‌های مورد استفاده برای آموزش شبکه،  $T$  داده‌های هدف برای هر نرون خروجی و  $O$  مقادیر پیش‌بینی شده در هر نرون خروجی است.

الگوریتم پس انتشار خطا یک روش متداول برای آموزش شبکه‌های عصبی چند لایه می‌باشد. این الگوریتم دارای دو مسیر مختلف رفت و برگشت است. به مسیر رفت پیش‌خور و به مسیر برگشت پس‌خور نیز گفته می‌شود. در مسیر رفت بردار ورودی به لایه ورودی فرستاده شده و یک بردار خروجی بر اساس وزن‌های موجود ایجاد می‌شود. مقدار خروجی پیش‌بینی شده با مقدار واقعی آن مقایسه شده و مقدار خطای حاصله از رابطه (۱) با استفاده از رابطه (۲) روی وزن‌ها در مسیر برگشت توزیع خواهد شد [۱۷].

$$\Delta W_{ij} = -\frac{\partial E}{\partial W_{ij}} \alpha \quad (2)$$

که در رابطه بالا  $0 < \alpha < 1$  است.

ضریب  $\alpha$  پارامتری است که نرخ همگرایی الگوریتم را کنترل می‌کند. مسیرهای رفت و برگشت آنقدر تکرار می‌شوند تا مقدار خطا به مقدار خطای از پیش تعیین شده همگرا شود. در حقیقت شبکه، با توزیع خطای به‌دست آمده در هر مرحله روی وزن‌های قبلی و تکرار این عملیات، آموزش می‌بیند [۲۱].

داده‌های ۲۷ آزمایش از میان داده‌های ارائه شده در جدول ۲ برای آموزش شبکه عصبی و داده‌های ۵ آزمایش نیز برای آزمون شبکه بکار برده شد. داده‌های مذکور برای مراحل آموزش و آزمون به شکل تصادفی انتخاب شدند. برای بهبود دقت پیش‌بینی شبکه عصبی، بایستی همواره در نظر داشت که بیشتر روش‌هایی که برای مدل کردن فرایندها و توابع بکار می‌روند در میان‌بایی قوی‌تر از برون‌بایی عمل می‌کنند [۲۲]. لذا قبل از اینکه داده‌ها بخواهند به دو قسمت آموزش و آزمون تقسیم شوند داده‌هایی که دارای حدود بالا و پایین هر پارامتر هستند به عنوان داده‌های آموزش در نظر گرفته شدند، تا با دادن مرزهای داده‌های آزمایشی شبکه عصبی صرفاً کار میان‌بایی بین داده‌های مورد استفاده برای آموزش را به انجام رساند و مقدار خطا کاهش یابد.

نتایج پیش‌بینی شبکه برای زبری سطح برای داده‌های آزمون در شکل ۴- الف نشان داده شده است و در شکل ۴- ب همبستگی داده‌های آزمون نشان داده شده است. بر اساس

1. Firefly Algorithm (FA)  
2. Meta-Heuristic

پردازش شده است و به کمک این الگوریتم زمان ساخت قطعه کمینه شده است. نهایتاً آنها نتایج به‌دست آمده را با نتایج به‌دست آمده از الگوریتم کلونی مورچگان<sup>۳</sup> مقایسه کردند که نتایج حاکی از برتری الگوریتم کرم شب‌تاب در این مسأله داشت [۲۸].

آرون آناملای و همکاران برای بهینه‌سازی زاویه پایداری موتور از الگوریتم‌های جستجوی گرانشی<sup>۴</sup> و کرم شب‌تاب استفاده کردند و نتایج نشان داد که الگوریتم کرم شب‌تاب توانایی تنظیم پارامترهای بهینه‌تری برای این مسأله را دارا می‌باشد [۲۹]. کوئلهو و ماریانی ضمن بهبود الگوریتم کرم شب‌تاب، از این الگوریتم در تنظیم پارامترهای PID کنترلر استفاده کردند و همچنین برای آزمون الگوریتم آنرا با نتایج بهینه‌سازی به‌دست آمده از الگوریتم‌های اجتماع ذرات و ژنتیک مقایسه کردند که نتایج این مقایسه نشان از قابلیت‌های بیشتر الگوریتم کرم شب‌تاب در تنظیم بهینه پارامترها داشت [۳۰]. کاظم و همکاران از شکل هیبریدی، که از ترکیب الگوریتم کرم شب‌تاب و رگرسیون برداری به‌دست آمده بود، برای پیش‌بینی قیمت‌ها استفاده کردند [۳۱].

#### ۴-۱- بررسی الگوریتم کرم شب‌تاب

عمده‌ترین کاربرد الگوریتم کرم شب‌تاب در بهینه‌سازی مسائلی می‌باشد، که هدف نهایی بیشینه کردن تابع هدف است. در این الگوریتم تابع هدف به سادگی می‌تواند با مقدار روشنایی کرم‌های شب‌تاب متناسب شود. از طرف دیگر روشنایی کرم‌های شب‌تاب می‌تواند توسط یک راه ساده با قابلیت کارایی در الگوریتم‌های ژنتیک یا الگوریتم BFA<sup>۵</sup> تعریف شود. فرایند بهینه‌سازی این الگوریتم از تغییرات شدت نور و جذابیت استفاده می‌نماید.

جذابیت یک کرم شب‌تاب براساس درخشندگی یا شدت نوری تعیین می‌شود که از تابع هدف به‌دست آمده است. در ساده‌ترین حالت برای مسائل بهینه‌سازی که در آن مقدار بیشینه تابع هدف به‌دست می‌آید، بیشینه روشنایی، "I" یک کرم شب‌تاب در مکان منحصر به فرد  $X$  می‌تواند مقدار روشنایی با تابع هدف متناسب شود ( $I(x) \propto f(x)$ ). با این

الگوریتم کرم شب‌تاب برای نخستین بار توسط یانگ در سال ۲۰۰۸ ارائه شد [۲۳]. الگوریتم کرم شب‌تاب یک الگوریتم فرا ابتکاری است که با الهام از رفتار ساطع کردن نور کرم‌های شب‌تاب به‌دست آمده است. هدف اولیه کرم شب‌تاب از ساطع کردن نور به مانند یک سیستم علامت‌دهی برای جذب کرم‌های شب‌تاب دیگر است.

یانگ الگوریتم کرم شب‌تاب را براساس فرضیه‌های زیر فرموله کرده است:

الف- کرم‌های شب‌تاب فاقد جنسیت می‌باشند، بنابراین یک کرم شب‌تاب می‌تواند توسط تمامی کرم‌های شب‌تاب دیگر جذب شود.

ب- جذابیت متناسب با نور کرم است و برای هر دو کرم شب‌تاب، کرم با نور کمتر جذب کرم با نور بیشتر می‌شود (به سمت آن حرکت می‌کند)، با افزایش مسافت کاهش نور کرم شب‌تاب نیز در نظر گرفته می‌شود.

ج- اگر هیچ کرم شب‌تاب نورانی‌تری نباشد، کرم شب‌تاب به صورت تصادفی حرکت خواهد کرد.

د- روشنایی باید با تابع هدف در ارتباط باشد.

در سال ۲۰۰۹ مقایسه این الگوریتم با الگوریتم‌های پرواز پرندگان<sup>۱</sup> و الگوریتم ژنتیک مشخص کرد که این الگوریتم برای پیدا کردن نقطه بهینه عمومی<sup>۲</sup> در برخی کاربردهای مورد آزمون قرار گرفته، از کارایی بهتری برخوردار است [۲۴]. پدیدآورنده الگوریتم کرم شب‌تاب سال ۲۰۱۰ نتایج آزمون‌های انجام پذیرفته دیگری بر روی این الگوریتم را منتشر و علاوه بر اعتبار بخشیدن به این الگوریتم سرعت رسیدن به جواب آنرا نیز مورد بررسی قرار داد [۲۵] که در آزمون‌های انجام شده سرعت الگوریتم بالاتر از سایر الگوریتم‌ها ارزیابی شد و یک مسأله عملی نیز در مورد فشار در لوله‌ها که قبلاً توسط سایر الگوریتم‌ها حل شده بود، مجدداً توسط این الگوریتم حل شد و جواب‌های مناسبی به‌دست آمد. اپوستولوپوس [۲۶] از این الگوریتم برای ایجاد یک سیستم حمل و نقل اقتصادی استفاده کرد و به نوعی بر توانمندی این الگوریتم در بهینه‌سازی مسائل پیچیده صحنه گذاشت. ژانگ این الگوریتم را برای حل مشکلات شهری و ترافیک توصیه می‌نماید [۲۷]. در پژوهش انجام شده توسط آقای صیادی و همکاران، به بهینه‌سازی جریان مواد

3. Ant Colony Algorithm

4. Gravitational Search Algorithm (Gsa)

5. Bacterial Foraging Algorithm

1. Particle Swarm Optimization (Pso)

2. Global Optimum

حال جذابیت، " $\beta$ " کاملاً نسبی است و باید در چشمان ناظر

دیده شود و یا توسط کرم‌های شب‌تاب دیگر قضاوت شود. بنابراین، جذابیت با مسافت  $r_{ij}$  بین کرم شب‌تاب  $i$  و کرم شب‌تاب  $j$  تغییر می‌کند. شدت نور با افزایش فاصله از منبع اش کاهش می‌یابد و نور در محیط نیز جذب می‌شود، بنابراین باید اجازه داده شود جذابیت با درجه جذب تغییر کند.

در ساده‌ترین حالت شدت نور  $I(r)$  با مسافت  $r$  به طور پیوسته و نمایی تغییر می‌کند. بیان ریاضی تغییرات شدت نور در رابطه (۳) آمده است [۲۵].

$$I = I_0 e^{-\gamma r} \quad (3)$$

$I_0$  شدت نور اولیه و  $\gamma$  ضریب جذب نور می‌باشد.

میزان جذب کرم شب‌تاب با شدت نوری که از کرم‌های شب‌تاب اطراف ساطع می‌شود، متناسب است. اکنون می‌توان مقدار جذابیت یک کرم شب‌تاب  $\beta$  را طبق رابطه (۴) تعریف کرد [۲۵].

$$\beta = \beta_0 e^{-\gamma r^2} \quad (4)$$

$\beta_0$  مقدار جذابیت در مسافت صفر است.

شبه کد الگوریتم کرم شب‌تاب، در شکل (۵) نمایش داده شده است.

#### Firefly Algorithm

```
Objective function  $f(x)$ ,  $x=(x_1, \dots, x_d)^T$ 
Initialize a population of fireflies  $x_i$  ( $i=1,2, \dots, n$ )
Define light absorption coefficient  $\gamma$ 
while ( $t < \text{Maxgeneration}$ )
for  $i=1 : n$  all  $n$  fireflies
for  $j=1 : i$  all  $n$  fireflies
Light intensity  $I_j$  at  $x_j$  is determined by  $f(x_j)$ 
If ( $I_j > I_i$ )
Move firefly  $i$  toward  $j$  in all  $d$  dimensions
end if
Attractiveness varies with distance  $r$  via  $\exp[-\gamma r]$ 
Evaluate new solutions and update light intensity
end for  $j$ 
end for  $i$ 
Rank the fireflies and find the current best
end while
Postprocess results and visualization
```

شکل ۵ شبه کد الگوریتم کرم شب‌تاب [۲۰]

فاصله بین هر دو کرم شب‌تاب  $i$  و  $j$  در  $X_i$  و  $X_j$  را می‌توان از مختصات کارترین طبق رابطه (۵) به دست آورد.

$$r_{ij} = \|X_i - X_j\| = \sqrt{\sum_{k=1}^n (X_{i,k} - X_{j,k})^2} \quad (5)$$

جزء  $k$  از کرم شب‌تاب  $i$  است. در این الگوریتم کرم‌های شب‌تاب به سمت کرم‌های با جذابیت بیشتر حرکت می‌کنند. در هر مرحله میزان جابجایی کرم جذب شده  $i$  به سوی کرم شب‌تاب جذاب‌تر (روشن‌تر)  $j$  توسط رابطه (۶) تعیین می‌شود [۲۵].

$$x_i = x_i + \beta_0 e^{-\gamma r_{ij}^2} (x_j - x_i) + \alpha \varepsilon_i \quad (6)$$

قسمت دوم رابطه با جذب در ارتباط است، در حالی که قسمت سوم تصادفی است که با بردار تصادفی  $\varepsilon_i$  تغییر می‌کند که از توزیع نرمال تبعیت می‌کند. در بیشتر کاربردها می‌توان مقادیر  $\gamma=1$ ،  $\beta_0=1$  و  $\alpha \in [0,1]$  را در نظر گرفت. علاوه بر این، اگر تفاوت در مقادیر اندازه‌ها در ابعاد مختلف وجود داشته باشد، به عنوان مثال اگر تغییرات در یک بعد از  $10^{-5}$  تا  $10^5$  و در دیگر ابعاد از  $10^{-3}$  تا  $10^3$  باشد یک ایده مناسب جایگزینی  $\alpha$  با  $\alpha S_k$  است که  $S_k$  بردار مقیاس‌دهی برای اجزای پارامترهای ورودی به الگوریتم است. در مقاله حاضر نرمال کردن کلیه پارامترهای ورودی در بازه  $[-1,1]$  باعث شده تا علاوه بر افزایش سرعت آموزش و کاهش خطا در شبکه عصبی، همسان‌سازی داده به وجود آمده در اثر نرمال‌سازی، باعث شده تغییرات در ابعاد مختلف، همسان شود.

پارامتر  $\gamma$  تغییر جذابیت را مشخص می‌کند، و مقدار آن مشخص کننده تعیین سرعت همگرایی و چگونگی رفتار الگوریتم کرم شب‌تاب است. در تئوری  $\gamma \in [0, \infty)$  اما در عمل  $\gamma = 0$  یا  $\gamma = 1$  توسط سیستمی که باید بهینه شود تعیین می‌شود. در نهایت زمانی که  $\gamma = 0$ ، جذابیت ثابت است  $\beta = \beta_0$  در واقع مانند این است گفته شود که شدت نور در یک فضای ایده‌آل کاهش نمی‌یابد. بنابراین یک کرم شب‌تاب روشن می‌تواند در هر جایی از ناحیه دامنه دیده شود. بنابراین یک نقطه بهینه (معمولاً بهینه عمومی) می‌تواند به راحتی قابل دسترس شود که مطابق با یک حالت خاص الگوریتم پرواز پرندگان است [۲۴].

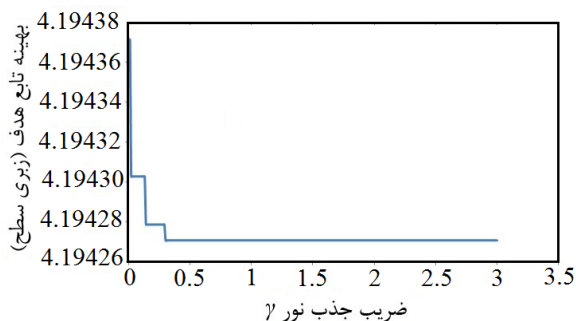
در حقیقت اگر حلقه درونی برای  $j$  برداشته شود و  $I_j$  با بهترین جواب کنونی  $g^*$  جایگزین شود، الگوریتم کرم شب‌تاب اصولاً به الگوریتم پرواز پرندگان استاندارد تبدیل می‌شود و در نتیجه راندمان این حالت خاص مشابه الگوریتم پرواز پرندگان می‌شود. از طرفی دیگر اگر  $\gamma \rightarrow \infty$  مقدار جذابیت رابطه (۴) به رابطه (۷) تبدیل می‌شود.

$$\beta(r) \rightarrow \delta(r) \quad (7)$$



است مناسب‌ترین مقادیر پارامترهای مرتبط با جذب نور محیط ( $\gamma$ ) و حرکت تصادفی کرم شب‌تاب ( $\alpha$ ) برای بهینه‌سازی توسط الگوریتم کرم شب‌تاب به دست آید. به این منظور در مرحله اول  $\alpha = 0.5$  در نظر گرفته شده و با تغییر ضریب جذب نور  $\gamma$  تأثیر آن در مقادیر بهینه بررسی و ضریب جذب نور مناسب انتخاب می‌شود. برای تنظیم مقدار  $\gamma$  در بازه  $[0.3, 0.4]$  مقادیر بهینه تابع هدف به دست آمد، که نتایج به دست آمده در شکل ۶ نشان داده شده است. همان گونه که در شکل مشخص است مقادیر بهینه در این مسأله چندان تحت تأثیر تغییرات  $\gamma$  قرار نمی‌گیرند، بنابراین ضریب جذب نور برابر یک، منظور شد ( $\gamma = 1$ ).

قسمت سوم رابطه (۶) باعث حرکت تصادفی کرم‌های شب‌تاب در فضا می‌شود. پارامتر  $\varepsilon_i$  بردار تصادفی ایجاد می‌کند که از توزیع نرمال تبعیت می‌کند و تأثیر این بردار در حرکت کرم شب‌تاب به کمک پارامتر  $\alpha$  تعیین می‌شود ( $\alpha \in [0, 1]$ ). در صورت صفر اختیار کردن این پارامتر قسمت تصادفی رابطه (۶) کاملاً حذف خواهد شد. مقدار تابع هدف بازماء مقادیر  $\alpha$  در جدول ۴ نشان داده شده است.



شکل ۶ تأثیر ضریب جذب نور بر روی تابع هدف

جدول ۴ نتایج بهینه‌سازی زبری سطح پس از ۲۰ تکرار

$\alpha$	کمینه	بیشینه	میانگین
۰	۴/۰۰۱	۴/۰۰۱	۴/۰۰۱
۰/۰۱	۳/۹۸۷	۳/۹۹۲	۳/۹۸۹
۰/۰۵	۳/۹۶۹	۳/۹۸۷	۳/۹۷۴
۰/۱	۳/۹۶۹	۴/۰۱۶	۳/۹۸۴
۰/۲	۳/۹۶۹	۳/۹۸۷	۳/۹۷۳
۰/۴	۳/۹۶۹	۳/۹۸۸	۳/۹۷۴
۰/۶	۴/۰۱۴	۴/۰۳۲	۴/۰۱۸
۰/۸	۴/۰۳۲	۴/۰۵۱	۴/۰۳۷

که معرف تابع ضربه یا تابع دلتای دیراک<sup>۱</sup> است. این به این معنی است که جذابیت در نظر دیگر کرم‌های شب‌تاب تقریباً صفر است یا کرم‌های شب‌تاب کم‌بینا هستند. این حالت این حکم را دارد که کرم‌های شب‌تاب در یک منطقه بسیار مه آلود و تیره هستند. کرم‌های شب‌تاب دیگر دیده نمی‌شوند و هر یک از کرم‌های شب‌تاب در یک راه کاملاً تصادفی حرکت می‌کنند؛ بنابراین، در این حالت با روش جستجوی کاملاً تصادفی مطابقت می‌کند. بنابراین  $\gamma$  چگونگی رفتار الگوریتم را کنترل می‌کند. همچنین این امکان وجود دارد که با تنظیم  $\gamma$  بتوان چندین نقطه بهینه مختلف را (در صورت وجود چندین نقطه بهینه) در طی تکرارهای مشابه پیدا کرد. در حقیقت با افزایش مقدار  $\gamma$  پارامتر جذابیت کم رنگ‌تر شده، لذا کرم‌ها در به سمت بهینه‌های محلی جذب نمی‌شوند. در صورت وجود چندین نقطه بهینه در فضایی که کرم‌ها را می‌شوند در صورتی که تعداد کرم‌ها به شکل قابل توجهی از نقاط بهینه بیشتر باشد هیچ نقطه بهینه‌ای از چشم کرم‌ها دور نخواهد ماند [۲۴].

## ۵- بحث و نتایج

به منظور بهینه‌سازی فرایند برش کاری جت آب همراه با ذرات ساینده زبری سطح به عنوان پارامتری کلیدی در تعیین کیفیت سطح برش در نظر گرفته می‌شود. در این پژوهش تلاش بر این خواهد بود که برای بهبود فرایند تا حد امکان زبری سطح به عنوان پارامتر هدف کاهش یابد. همان گونه که قبلاً ذکر شد، از این الگوریتم برای یافتن مقادیر بیشینه استفاده می‌شود، لذا برای یافتن کمترین مقدار زبری سطح، ابتدا زبری سطح در ۱- ضرب می‌شود و در نهایت جواب‌های به دست آمده از الگوریتم نیز در ۱- ضرب می‌شود تا مقادیر کمینه زبری سطح به دست آید. برای بهینه‌سازی زبری سطح توسط الگوریتم کرم شب‌تاب ابتدا از شبکه عصبی پیش‌خور با باز انتشار خطا برای مدل کردن فرایند استفاده شد و جمعیت اولیه برابر ۲۷ کرم شب‌تاب در فضای جواب منظور شد. داده‌های اولیه داده شده به الگوریتم کرم شب‌تاب در حقیقت داده‌های آموزش شبکه عصبی هستند. میزان روشنایی هر کرم شب‌تاب که مبین تابع هدف یا زبری سطح است توسط خروجی شبکه عصبی پیش‌بینی و به الگوریتم کرم شب‌تاب داده می‌شود. ابتدا لازم

1. Dirac delta function

تمامی جواب‌ها به یکدیگر نشان می‌دهد که در فضای جواب که کرم‌ها رها شده‌اند، فقط یک جواب بهینه وجود دارد. برای نشان دادن صحت پاسخ‌های به‌دست آمده از الگوریتم کرم شبتاب، فرایند جت آب همراه با ذرات ساینده مجدداً توسط الگوریتم پرواز پرندگان مورد بهینه‌سازی قرار گرفت. برای پیاده‌سازی الگوریتم پرواز پرندگان از روابط بکار رفته در پژوهش طاهری‌فر و همکاران [۳۲] استفاده شد. معیار به پایان رسیدن الگوریتم رسیدن به حداکثر تکرار ۲۰ در نظر گرفته شد. نتایج به‌دست آمده در جدول ۶ نشان داده شده است. نزدیکی جواب‌های بهینه به‌دست آمده از دو روش مختلف، نشان از درستی کارکرد الگوریتم کرم شبتاب دارد.

در الگوریتم کرم شبتاب، تمام کرم‌ها به سمت نقطه یا نقاط بهینه حرکت می‌کنند، بنابراین هرچه تعداد کرم‌ها بیشتر باشد احتمال دست یافتن به بهینه عمومی افزایش می‌یابد. همان گونه که قبلاً ذکر شد در این مسأله ۲۷ کرم شبتاب در فضای جواب قرار گرفتند و نتایج بهینه به‌دست آمده بعد از ۲۰ تکرار، برای  $\alpha=0/2$  و  $\gamma=1$  در جدول ۵ نشان داده شده است. از آنجا که ماشین بکار گرفته شده در این فرایند، دارای محدودیت تنظیم فشار در دو سطح می‌باشد، مقادیر فشار در الگوریتم بهینه‌سازی، به شکل گسسته لحاظ شد به گونه‌ای که جواب بهینه نهایی فقط یکی از این دو سطح را شامل شود. نتایج بهینه‌سازی به‌دست آمده برای زبری سطح و نزدیک بودن

جدول ۵ نتایج بهینه‌سازی زبری سطح توسط الگوریتم کرم شبتاب

ردیف	$d$ (mm)	$M$ (gr/min)	$V$ (mm/min)	$P$ (bar)	$R_a$ ( $\mu\text{m}$ )
۱	۲/۰۲	۲۴۹/۷	۴۱۰/۵	۳۶۰۰	۳/۹۸۷
۲	۲	۲۴۹/۸۹	۴۱۳/۹	۳۶۰۰	۳/۹۸۵
۳	۲/۰۱	۲۴۹/۶۴	۴۰۵/۵	۳۶۰۰	۳/۹۸۱
۴	۲/۰۰۱	۲۴۸/۷۱	۴۰۷/۲	۳۶۰۰	۳/۹۸۰
۵	۲/۰۲	۲۵۰	۴۰۷/۵	۳۶۰۰	۳/۹۷۹
۶	۲/۰۰۳	۲۵۰	۴۱۱/۴	۳۶۰۰	۳/۹۷۶
۷	۲/۰۱	۲۴۹/۱۶	۴۱۰/۰۵	۳۶۰۰	۳/۹۷۵
۸	۲	۲۴۹/۷۷	۴۱۰/۹	۳۶۰۰	۳/۹۷۵
۹	۲/۰۱	۲۴۸/۱۶	۴۱۱/۵	۳۶۰۰	۳/۹۷۳
۱۰	۲/۰۳	۲۴۸/۷۴	۴۱۳/۲	۳۶۰۰	۳/۹۷۳
۱۱	۲/۰۱	۲۴۸/۳۸	۴۱۴/۶	۳۶۰۰	۳/۹۷۲
۱۲	۲/۰۳	۲۴۹/۴۳	۴۰۹/۹	۳۶۰۰	۳/۹۷۲
۱۳	۲/۰۱	۲۵۰	۴۰۸/۵	۳۶۰۰	۳/۹۷۱
۱۴	۲/۰۳	۲۴۹/۷۸	۴۰۹/۲	۳۶۰۰	۳/۹۷۱
۱۵	۲/۰۱	۲۴۹/۵۵	۴۰۶/۵	۳۶۰۰	۳/۹۷۱
۱۶	۲/۰۰۳	۲۴۹/۶۶	۴۰۵/۳	۳۶۰۰	۳/۹۷۱
۱۷	۲	۲۴۸/۹۴	۴۱۵/۵	۳۶۰۰	۳/۹۷
۱۸	۲	۲۴۹/۱۶	۴۱۴/۹	۳۶۰۰	۳/۹۷
۱۹	۲	۲۴۹/۴۷	۴۱۵/۳	۳۶۰۰	۳/۹۷
۲۰	۲	۲۵۰	۴۱۴/۶	۳۶۰۰	۳/۹۶۹
۲۱	۲/۰۰۱	۲۴۹/۹۵	۴۰۷/۰۷	۳۶۰۰	۳/۹۶۹
۲۲	۲	۲۴۹/۹۷	۴۱۲/۶	۳۶۰۰	۳/۹۶۹
۲۳	۲	۲۵۰	۴۰۷/۹۹	۳۶۰۰	۳/۹۶۹
۲۴	۲	۲۵۰	۴۱۲/۰۲	۳۶۰۰	۳/۹۶۹
۲۵	۲	۲۵۰	۴۰۹/۲	۳۶۰۰	۳/۹۶۹
۲۶	۲	۲۵۰	۴۰۹/۹	۳۶۰۰	۳/۹۶۹
۲۷	۲	۲۵۰	۴۱۰/۳۴	۳۶۰۰	۳/۹۶۹

of Separation Techniques for Sheet Materials”, *Ann. CIRP*, Vol. 38, 1989, pp. 587-607.

- [4] Liu H., Wang J., Kelson N., Brown R.J., “A Study of Abrasive Waterjet Characteristics by CFD Simulation”, *Journal of Materials Processing Technology*, Vol. 153-154, 2004, pp. 488-493
- [5] Rozario Jegaraj, J., Ramesh Babu, N., “A Soft Computing Approach for Controlling the Quality of Cut with Abrasive Water jet Cutting System Experiencing Orifice and Focusing Tube Wear”, *Journal of Materials Processing Technology*, Vol. 185, 2007, pp. 217-227.
- [6] Kulekci M.K., “Processes and Apparatus Developments in Industrial Water Jet Applications”, *International Journal of Machine Tools & Manufacture*, Vol. 42, 2002, pp. 1297-1306.
- [7] Caydas, U., Hascal k, A., “A Study on Surface Roughness in Abrasive Water Jet Machining Process Using Artificial Neural Networks and Regression Analysis Method”, *Journal of Materials Processing Technology*, Vol. 202, 2008, pp. 574-582.
- [8] Srinivasu, D.S., Ramesh Babu, N., “A Neuro-genetic Approach for Selection of Process Parameters in Abrasive Water Jet Cutting Considering Variation in Diameter of Focusing Nozzle”, *Applied Soft Computing*, Vol. 8, 2008, pp. 809-819.
- [9] Prakash, E. S., Sadashivappa, K., Joseph, V., Singaperumal, M., “Nonconventional Cutting of Plate Glass Using Hot Air Jet Experimental Studies”, *Mechatronics*, Vol. 11, 2001, pp. 595-615.
- [10] Hamatani, G., Ramulu, M., Machinability of High Temperature Composites by Abrasive Water Jet, *Journal of Engineering Materials and Technology*, Vol. 112, 1990, pp. 381-386.
- [11] Hocheng, H., Chang, K. R., Material Removal Analysis in Abrasive Water Jet Cutting of Ceramic Plates, *Journal of Engineering for Industry*, Vol. 40, No. 3-4, 1994, pp. 287-304.
- [12] Wang, J., Wong, W. C., A Study of Abrasive Water Jet Cutting of Metallic Coated Sheet Steels, *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, Vol. 39, No. 6, 1999, pp. 855-870.
- [13] Kovacevic, R., Surface Texture in Abrasive Water Jet Cutting, *Journal of Manufacturing System*, Vol. 10, 1991, pp. 32-40.
- [14] Sadasivam, B., Hizal, A., Arola, D., “Abrasive Water Jet Peening with Elastic Prestress: A Parametric Evaluation”, *International Journal of Machine Tools & Manufacture*, Vol. 49, 2009, pp. 134-141.
- [15] J. Ashori, *study of water jet cutting process of Glass by abrasive particles*, Thesis of

جدول ۶ مقایسه نتایج بهینه‌سازی کرم شبتاب و پرواز پرندگان

الگوریتم	$d$ (mm)	$m$ (gr/min)	$V$ (mm/min)	$P$ (bar)	$R_a$ ( $\mu\text{m}$ )
کرم شبتاب	۲	۲۵۰	۴۱۰	۳۶۰۰	۳/۹۷
پرواز پرندگان	۲	۲۵۰	۴۲۸	۳۶۰۰	۴/۰۲

## ۶- نتیجه‌گیری

الگوریتم کرم شبتاب اخیراً به عنوان یک الگوریتم فرا-ابتکاری بسط یافته است و تاکنون برای حل مسائل مربوط به فرایندهای پیچیده علوم مختلف بکار نرفته است، در علم مکانیک برای ساخت قطعات از فرایندهای تولید متفاوتی، استفاده می‌شود که بیشتر روش‌ها چه با براده‌برداری و چه بدون براده‌برداری دارای طبیعتی پیچیده بوده و پارامترهای مختلفی بر روی نتایج آنها تأثیر می‌گذارد، به دلیل داشتن پارامترهای ورودی با ماهیت‌های متفاوت، عموماً پارامترهای خروجی غیرخطی و غیر قابل پیش‌بینی بوده و حتی در بازه‌های مختلف از پارامترهای ورودی نتایج کاملاً متفاوتی به‌دست می‌آید. در این پژوهش تلاش شد با این الگوریتم بهینه‌سازی یکی از این فرایندهای تولیدی مورد بررسی قرار گیرد و نتایج حاصله نشان از کاربردی بودن این الگوریتم در حل مسائل مربوط به فرایندهای تولیدی پیچیده دارد. نتایج تعداد قابل توجهی از آزمایش‌ها برای آموزش شبکه عصبی پیش‌خور با باز انتشار خطا مورد استفاده قرار گرفت و پس از آن الگوریتم کرم شبتاب برای بهینه کردن زبری سطح با توجه به پارامترهای ورودی فشار آب خروجی، سرعت پیش‌روی، فاصله نازل تا سطح قطعه کار و نرخ ریزش ذرات ساینده، بکار گرفته شد. نتایج بهینه‌سازی زبری سطح، حاکی از امکان کاهش زبری سطح تا ۳/۹۶۹ میکرومتر می‌باشد که نشان دهنده بهبود ۶/۳ درصدی نتایج الگوریتم به کار رفته در این مقاله نسبت به نتایج به‌دست آمده از آزمایش‌ها برای بهینه‌سازی فرایند برش‌کاری جت آب همراه با ذرات ساینده می‌باشد.

## ۷- مراجع

- [1] Summers D.A., *Waterjetting Technology*, E & FN Spon, London, England, 1995.
- [2] Hashish, M., “Abrasive-Waterjet Machining of Composites”, *WJTAJetNews*, Saint Louis, MO, USA, Vol. 128, 2008, pp. 1-18.
- [3] van Luttervelt C.A., “On the Selection of Manufacturing Methods illustrated by an Overview

- Foundations and Applications*, SAGA, Lecture Notes in Computer Sciences, Cambridge, UK, 5792, 2009, pp. 169-178.
- [25] Yang, X-S., "Firefly Algorithm, Stochastic Test Functions and Design Optimization", *International Journal of Bio-inspired Computation*, Vol. 2, No. 2, 2010, pp. 78-84.
- [26] Apostolopoulos, T., "Application of the Firefly Algorithm for Solving the Economic Emissions Load Dispatch Problem", *International Journal of Combinatorics*, Vol. 2, 2010, pp. 121-143.
- [27] Zang, H., Zhang, S., Hapeshi, K., "A Review of Nature-Inspired Algorithms", *Journal of Bionic Engineering*, Vol. 7, 2010, pp. 232-237.
- [28] Sayadi, M. K., Ramezani, R., Ghaffari-Nasab, N., "A Discrete Firefly Meta-Heuristic with Local Search for Makespan Minimization in Permutation Flow Shop Scheduling Problems", *International Journal of Industrial Engineering Computations*, Vol. 1, 2010, pp. 1-10.
- [29] Arun Annamalai, A., Chandrabos, B. M., Karthikeyan, K., Azeezur Rahman, A., "Comparison and Study of Minimizing Rotor Angle Instability Using GSA and FF Algorithm", *Procedia Engineering*, Vol. 38, 2012, pp. 2420-2432.
- [30] Coelho, L., Mariani, V., "Firefly Algorithm Approach Based on Chaotic Tinkerbell Map Applied to Multivariable PID Controller Tuning", *Computers and Mathematics with Applications*, Vol. 64, 2012, pp. 2371-2382.
- [31] Kazem, A., Sharifi, E., Hussain, F., Saberi, M., "Support Vector Regression with Chaos-Based Firefly Algorithm for Stock Market Price Forecasting", *Applied Soft Computing*, Vol. 13, 2013, pp. 947-958.
- [32] M. M. Shokrie, S. M. Mahdavi, Micromechanical model to evaluate the effects of dimensions and interphase region on the elastic modulus of CNT/polymer composites, *Journal of Modares Mechanical Engineering*, Vol.12, No.1, 2012, pp.50-65.(In Persian)
- M.Sc, Birjand University, 2011. (In Persian)
- [16] Azouzi, R., Guillot, M., "On-line Prediction of Surface Finish and Dimensional Deviations in Turning Using Neural Network Based Sensor Fusion", *Int. J. Mach. Tool Manufacture*, Vol. 37, 1999, pp. 1201-1217.
- [17] Tsai, H.Y., Chen, C., Lou, S. J., "In In-Process Surface Recognition System Based on Neural Networks in End Milling Cutting Operations", *Int. J. Mach. Tool Manufacture*, Vol. 39, 1999, pp. 583-605.
- [18] Zouaghi, N., Ichida, Y., Ben Fredj, N., Kimura, N., "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, 1996, pp. 342-347.
- [19] S. H. Hashemi, M. Rakhshkhorshid, ANN model for investigation the effect of chemical composition on hardness and impact energy in API X65 microalloyed steel, *Journal of Modares Mechanical Engineering*, Vol.12, No.4, 2012, pp.156-163.(In Persian)
- [20] Mandal, D., Pal, S. K., Saha, P., Modeling of Electrical Discharge Machining Process Using Back Propagation Neural Network and Multi-Objective Optimization Using Non-dominating Sorting Genetic Algorithm-II, *Journal of Materials Processing Technology*, Vol. 186, 2007, pp. 154-162.
- [21] H. Shahali, M. Soleimani yazdi, H. Zarepour firouzabadi, Prediction of surface roughness during machining of LM13 alloy using artificial neural network regression analysis, *9th Iranian Conference on Manufacturing Engineering*, Birjand, 2008. (In Persian)
- [22] Vanderplaats, G.N., *Numerical Optimization Techniques for Engineering Design*, Mc Graw-Hill N.Y., 1984.
- [23] Yang, X-S., *Nature-Inspired Metaheuristic Algorithm*, Luniver Press, 2008.
- [24] Yang, X-S., "Firefly Algorithms for Multimodal Optimization, in: Stochastic Algorithms",