



## مدل سازی و بهینه سازی چند هدفه فرایند اکستروژن پیچشی

مهدی کریمی<sup>۱\*</sup>، حامد بختیاری<sup>۲</sup>، امین کشاورز<sup>۳</sup>

۱- استادیار مهندسی مکانیک، دانشگاه بوعلی سینا، همدان

۲- دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی مکانیک، دانشگاه بوعلی سینا، همدان

۳- دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی مکانیک، دانشگاه آزاد اسلامی واحد قزوین، قزوین

\* همدان، صندوق پستی ۶۵۱۷۴۴۱۶۱، m\_karimi@basu.ac.ir

**چکیده-** در این مقاله بهینه سازی چند هدفه فرایند اکستروژن پیچشی برای یک قطعه آلومینیومی بررسی شده است. زاویه اکستروژن، ضریب اصطکاک و سرعت بارگذاری به عنوان متغیرهای طراحی و کرنش ایجاد شده، میزان همگنی کرنش و نیروی اکستروژن به عنوان توابع هدف در نظر گرفته شده اند. ابتدا چندین نمونه به وسیله روش المان محدود شبیه سازی شدند و با استفاده از نتایج شبیه سازی یک شبکه عصبی مصنوعی برای مدل سازی فرایند اکستروژن پیچشی با موفقیت آموزش داده شد. سپس بهینه سازی چند هدفه توسط روش الگوریتم ژنتیک و تلفیق آن با شبکه عصبی مصنوعی آموزش دیده شده انجام شد. نتایج نهایی به صورت نقاط غیرمغلوب پرتو استخراج شده و به کمک دیاگرام های سطح محدوده بهترین مقدار برای زاویه اکستروژن، ضریب اصطکاک و سرعت حرکت پانچ به ترتیب در حدود  $45^\circ$ ،  $0.7$  و  $7 \text{ mm/s}$  به دست آمد. در خاتمه با تشکیل و آنالیز سطوح پاسخ برای هر یک از توابع هدف، نشان داده شد که زاویه اکستروژن و ضریب اصطکاک مؤثرترین پارامترهای فرایند برای اکستروژن پیچشی در دمای اتاق هستند.

**کلیدواژگان:** اکستروژن پیچشی، بهینه سازی چند هدفه، شبکه عصبی مصنوعی، شبیه سازی عددی، الگوریتم ژنتیک.

## Modeling and multiobjective optimization of twist extrusion process

M. Karimi<sup>1\*</sup>, H. Bakhtiari<sup>2</sup>, A. Keshavarz<sup>3</sup>

1- Assis. Prof., Mech. Eng., BualiSina Univ., Hamedan, Iran

2- MSc. Student, Mech. Eng., BualiSina Univ., Hamedan, Ira.

3-MSc. Student, Mech. Eng., Islamic Azad Univ., Qazvin Branch, Qazvin, Iran

\* P. O. B. 651744161 Hamedan, Iran. m\_karimi@basu.ac.ir

**Abstract-** In this paper, the artificial neural network based multi-objective optimization of twist extrusion process is carried out. The target purpose functions are equivalent plastic strain, strain distribution and extrusion force. The design variables are twistangle, friction factor and loading rate. The FEM model of the process is first created and used to create training cases for the ANN, and the well-trained ANN is used as a quick and exact model of the process. Then the optimization of the design variables is conducted by an integrated genetic algorithm and ANN model to create a set of optimal solutions (Pareto front). Level diagrams are then used to select the best solution from the Pareto front. Finally the response surface methodology has been used to study the interaction between the design parameters. The obtained results show that the best range of twist angle is from 0.7 to 45 degree, friction factor from 0.65 to 0.7 and loading rate from 6.5 to 7 mm/s. Also variables with the largest effect on the process are twist angle and friction factor.

**Keywords:** Twist extrusion, Multiobjective optimization, Artificial neural network, FEM simulation, Genetic Algorithm.

## ۱- مقدمه

استفاده می‌شود که معمولاً پرهزینه و زمان‌بر است. استفاده از روش‌های نوین ترکیبی نظیر شبیه‌سازی عددی به همراه تکنیک‌های بهینه‌سازی و مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی، این امکان را فراهم می‌کند تا بدون ایجاد هزینه‌های گزاف بتوان بهترین طرح ممکن را ایجاد کرد.

در این مقاله با استفاده از ترکیب نتایج شبیه‌سازی المان محدود، شبکه عصبی مصنوعی<sup>۴</sup> و الگوریتم ژنتیک چند هدفه NSGA-II، بهینه‌سازی فرایند اکستروژن پیچشی مورد بررسی قرار گرفته است. از این رو شرایط هندسی قالب و شرایط بارگذاری اکستروژن به طور همزمان در نظر گرفته شده‌اند. هم‌چنین با مدل‌سازی و بررسی سطوح پاسخ، پارامترهای تأثیرگذار در فرایند اکستروژن پیچشی به ترتیب اولویت معرفی شده‌اند.

## ۲- شبیه‌سازی المان محدود فرایند اکستروژن

## پیچشی

تاکنون بررسی‌های عددی محدودی از فرایند اکستروژن پیچشی صورت گرفته است [۹،۵-۱۱]. در این مقاله شبیه‌سازی عددی اکستروژن پیچشی توسط نرم‌افزار المان محدود دی فرم سه‌بعدی<sup>۵</sup> انجام شده است. این نرم‌افزار به صورت ویژه به منظور مدل‌سازی فرایندهای شکل‌دهی فلز به کار می‌رود. شکل سطح مقطع بیلت به صورت مستطیل و با ابعاد  $28 \times 18 \text{ mm}^2$  و ارتفاع آن  $50 \text{ mm}$  در نظر گرفته شد. بیلت، پانچ و قالب اکستروژن در نرم‌افزار کتیا مدل‌سازی شد و با پسوند (STL) وارد محیط دی فرم شد. پانچ و قالب به صورت کاملاً صلب فرض می‌شود و بنابراین نیازی به تعیین خواص ماده و مش‌ریزی روی آنها نیست. شکل ۱ قالب مورد استفاده را نشان می‌دهد که در آن  $\beta$  زاویه بین راستای اکستروژن و مسیر مارپیچ قالب است و زاویه اکستروژن<sup>۶</sup> نام دارد. برای تعیین منحنی‌های تنش و کرنش نمونه آلومینیومی از مدل جانسون-کوک استفاده شده است.

امروزه استفاده از روش‌های تغییر شکل پلاستیک شدید<sup>۱</sup> به‌منظور ایجاد مواد نانو ساختار حجمی گسترش یافته است. اساس این روش‌ها بر مبنای انباشتگی کرنش و ایجاد ریزساختار در حدود و اندازه‌های نانو است [۱]. روش‌هایی نظیر اکستروژن در کانال‌های مشابه زاویه دار، فشار و اکستروژن متوالی، نورد تجمعی، فرج چند محوره و اکستروژن پیچشی<sup>۲</sup> از روش‌های تغییر شکل پلاستیک شدید هستند که تاکنون ابداع شده‌اند [۱-۳].

ثابت شده است که ایجاد تنش برشی ساده در ماده، مؤثرترین راه برای دستیابی به مواد ریزدانه است [۱] که حالت غالب در روش اکستروژن پیچشی و اکستروژن در کانال‌های مشابه زاویه دار است با این تفاوت که در روش اکستروژن پیچشی دو صفحه برشی وجود دارد که یکی عمود و دیگری موازی محور اکستروژن است [۴]. از دیگر مزایای روش اکستروژن پیچشی این است که این روش قابلیت اکستروژن قطعات توخالی و یا قطعات با سطح مقطع مستطیلی را دارد و علاوه بر آن با چرخش ۹۰ درجه‌ای قطعه در هر پاس می‌تواند کرنش‌های همگن‌تری در قطعه ایجاد کند که این موضوع در مورد مواد مغناطیسی و الکترونیکی بسیار حائز اهمیت است [۵].

تاکنون مطالعات محدودی روی فرایند اکستروژن پیچشی صورت گرفته است. بیگلزیمر و همکاران به بررسی اثر اکستروژن پیچشی روی میکروساختار بیلت<sup>۳</sup> آلومینیوم خالص پرداختند [۷،۶]. اورلاو و همکاران در سال ۲۰۰۹ به بررسی تغییر سختی و یکرز، مقاومت تسلیم و مقاومت نهایی کشش نمونه آلومینیومی خالص در طی فرایند اکستروژن پیچشی پرداختند [۸]. با این حال مطالعات تجربی و عددی انجام گرفته در زمینه اکستروژن پیچشی بیشتر برای بررسی روند تغییر شکل و خواص نهایی بیلت بوده و تاکنون مطالعه‌ای به منظور بهینه‌سازی و بررسی تأثیر پارامترهای دخیل در این فرایند صورت نگرفته است. در فرایندهای شکل‌دهی فلز، عموماً از تجربه و سعی و خطا برای طراحی فرایند

4. ANN

5. Deform-3D

6. Twist angle

1. Severe Plastic Deformation

2. Twist Extrusion

3. Billet

$$f = mk \quad (2)$$

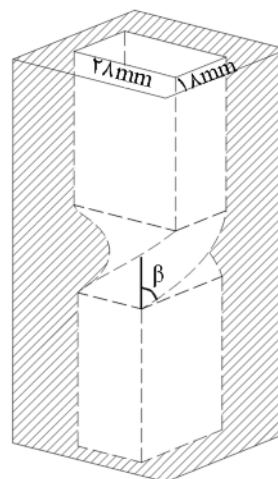
که در رابطه (۲)،  $m$  ضریب اصطکاک است و معمولاً بین صفر (حالت بدون اصطکاک) و یک (اصطکاک کامل) قرار دارد.  $k$  نیز تنش جریان برشی ماده تغییر شکل یافته است.

به منظور ارزیابی صحت مدل المان محدود، شبیه سازی برای یک بیلت آلومینیومی خالص با زاویه اکستروژن  $\beta = 52/58^\circ$  انجام شد. ضریب اصطکاک برای تمامی سطوح تماس برابر  $m = 0.1$  و سرعت حرکت پانچ  $3 \text{ mm/s}$  در نظر گرفته شد. قالب به صورت کامل مقید است و محدودیت جریان پلاستیک بیلت توسط سطح داخلی قالب و هم چنین فرض حجم ثابت در شبیه سازی اعمال شده است. در شکل ۲ روند تغییرات کرنش و ناهمگنی کرنش پلاستیک ایجاد شده در بیلت به وضوح دیده می شود. به طوری که بیشترین کرنش در گوشه های قطعه که در تماس با سطح داخلی قالب هستند ایجاد می شود و به تدریج با حرکت به سمت مرکز سطح مقطع نمونه از مقدار آن کاسته می شود. این ناهمگنی کرنش درون قطعه باعث ایجاد گرادیان خواص مکانیکی در قطعه می شود که در فرایندهای شکل دهی فلز نامطلوب است ولی می توان با تغییر قالب و شرایط آزمایش آن را به حداقل رساند. پس از پایان شبیه سازی، کرنش نقاط مختلفی که در شکل ۲ نشان داده شده است در سطح مقطع میانی به دست آمد. بر اساس مطالعات تجربی انجام شده [۱۴]، کرنش معادل پلاستیک حداقل (در مرکز سطح مقطع) و در نقاط مختلف با شعاع از مرکز را می توان با دقت بسیار خوبی طبق رابطه ۳ محاسبه کرد [۱۵].

$$\varepsilon_{\min} = 0.4 + 0.1 \tan(\beta)$$

$$\varepsilon_n = \frac{2r}{\sqrt{3}R} \tan(\beta) \quad (3)$$

در رابطه ۳،  $\varepsilon_{\min}$  کرنش در نقطه مرکز سطح مقطعی با شعاع گوشه  $R$  و  $\varepsilon_n$  کرنش نقطه ای به فاصله  $r$  از مرکز سطح مقطع است. شکل ۳ مقایسه ای بین نتایج شبیه سازی و مقادیر به دست آمده از روابط تئوری را ارائه می دهد. همان گونه که مشهود است نتایج با دقت بسیار خوبی به هم نزدیکند.



شکل ۱ قالب اکستروژن پیچش

معادله ساختاری جانسون کوک طبق رابطه (۱)

تعریف می شود.

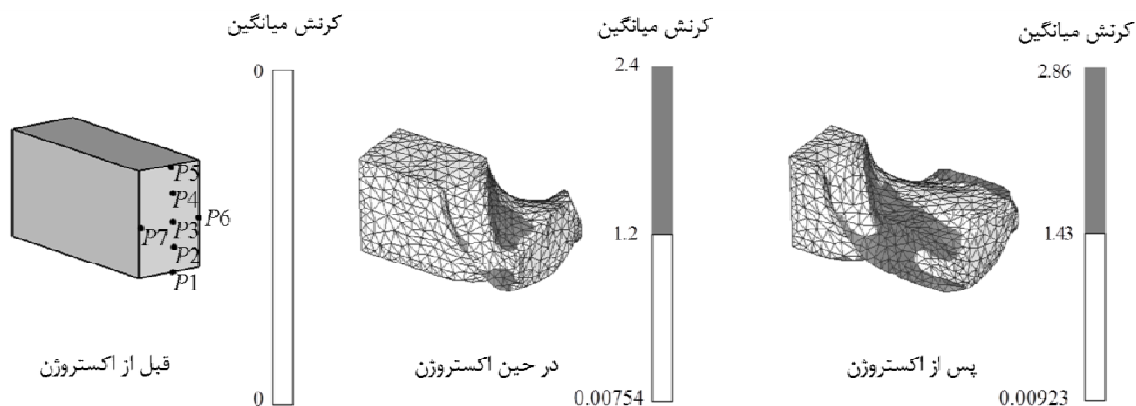
$$\bar{\sigma} = \left[ A + B(\bar{\varepsilon})^n \right] \left[ 1 + C \ln \left( \frac{\dot{\bar{\varepsilon}}}{\dot{\varepsilon}_0} \right) \right] \left[ 1 - \left( \frac{T - T_0}{T_m - T_0} \right)^m \right] \quad (1)$$

که در آن،  $\bar{\sigma}$  تنش تسلیم در نرخ کرنش غیرصفر،  $\bar{\varepsilon}$  کرنش معادل پلاستیک و  $\dot{\bar{\varepsilon}}$  نرخ کرنش معادل پلاستیک برای نرخ کرنش  $\dot{\varepsilon}_0 = 1 \text{ s}^{-1}$  است.  $A, B, C, n, m$  نیز ضرایب مادی هستند که از آزمایش به دست می آیند.  $T$  دمای کنونی و  $T_m$  نیز دمای ذوب است. ضرایب مدل جانسون کوک برای آلومینیوم خالص در جدول ۱ آورده شده است [۱۲]. برای مشخص بندی بیلت از ۱۵۶۰۸ المان ۴ وجهی استفاده شده است. برای مدل سازی تماس بین بیلت- آلومینیوم و پانچ- بیلت از مدل اصطکاک برشی استفاده شده است زیرا در شبیه سازی اکستروژن آلومینیوم این مدل بر مدل های دیگر ترجیح داده شده است [۱۳].

جدول ۱ ضرایب مدل جانسون-کوک برای آلومینیوم خالص

A (MPa)	B (MPa)	n	C	m	$T_m$ (K)
۸۰	۱۲۰	۰/۷۳	۰/۰۰۸	۱/۷	۹۹۳

در مدل اصطکاک برشی که گاهی مدل اصطکاک ترسکا نیز نامیده می شود، فرض می شود که تنش اصطکاک با تنش جریان برشی ماده متناسب است. این مدل را می توان به صورت رابطه (۲) نوشت:



شکل ۲ تغییرات کرنش و شکل بیلت در طی فرایند اکستروژن پیچشی

هندسه قالب و شرایط بارگذاری را مورد بررسی قرار داد. در جدول ۲ متغیرهای طراحی و بازه تغییرات آنها نشان داده شده است. این بازه‌ها به عنوان قیود مسأله نیز تلقی می‌شوند. میزان کرنش پلاستیک ایجاد شده در نمونه، مقدار همگنی کرنش و حداکثر نیروی پانچ نیز به عنوان توابع هدف در نظر گرفته شده‌اند. در این بین مقدار کرنش اعمال شده باید بیشینه شود، زیرا با افزایش آن، اندازه ذرات ریزتر شده و خواص مکانیکی محصول بهبود می‌یابد. هم چنین نیروی لازم برای اکستروژن (حداکثر نیروی پانچ) باید کمینه گردد. برای ایجاد ساختاری یکنواخت‌تر در قطعه، توزیع کرنش نیز باید تا حد امکان یکنواخت باشد. برای ارزیابی همگنی کرنش از رابطه (۵) که انحراف معیار کرنش را نشان می‌دهد، استفاده شده است.

$$S.D = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (\varepsilon_i - \varepsilon_{ave})^2}{N}} \quad \varepsilon_{ave} = \frac{\sum_{i=1}^N (\varepsilon_i)}{N} \quad (5)$$

جدول ۲ متغیرهای طراحی و بازه تغییرات آنها

بازه تغییرات	متغیرهای طراحی
[۲۵ , ۵۲/۵۸]	زاویه اکستروژن (درجه)
[۰/۲ , ۰/۸]	ضریب اصطکاک
[۲ , ۸]	سرعت حرکت پانچ (mm/s)

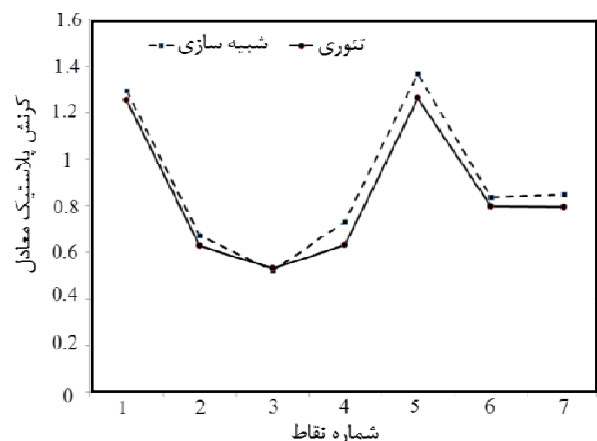
در رابطه (۵)،  $S.D$  انحراف معیار کرنش،  $N$  تعداد گره‌های موجود روی سطح مقطع المان بندی شده است و

### ۳- تعریف مسأله بهینه‌سازی چند هدفه

یک مسأله بهینه‌سازی چند هدفه به صورت رابطه (۴) بیان می‌شود.

$$\text{Minimize } f(x) = \{f_1(x), f_2(x), \dots, f_m(x)\}; x \in D \quad (4)$$

که در آن، بردار متغیرهای طراحی  $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$  و فضای طراحی ممکن است که توسط قیود مسأله تعیین می‌شود و  $f_i(x)$ ، توابع هدف را نشان می‌دهد.

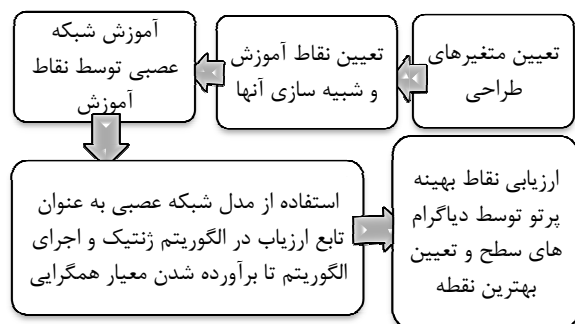


شکل ۳ مقایسه بین نتایج شبیه‌سازی و تئوری

در فرایند اکستروژن پیچشی، زاویه اکستروژن [۴]، ضریب اصطکاک [۱۱] و سرعت بارگذاری [۵] تأثیر زیادی روی مقدار کرنش و توزیع یکنواخت آن در نمونه دارد. لذا با در نظر گرفتن این سه کمیت به عنوان متغیرهای طراحی، می‌توان به طور هم زمان حالت بهینه

و آمار است، کارایی بیشتری نسبت به روش های مرسوم کلاسیک که بر پایه گرادیان توابع بنا نهاده شده اند دارد. زیرا روش های کلاسیک تنها برای توابع پیوسته و منظم کاربرد دارند و علاوه بر آن امکان محبوس شدن در مینیمم های محلی در این روش ها وجود دارد [۱۶]. الگوریتم ژنتیک یکی از روش های بهینه سازی تصادفی شناخته شده است که در سال ۱۹۷۵ میلادی توسط هولاند [۱۷] ابداع شد. الگوریتم ژنتیک با قابلیت جستجوی همزمان نواحی مختلف فضای طراحی، می تواند نقاط بهینه را برای مسائل پیچیده ای نظیر مسائل غیرمحدب و گسسته جستجو کند. دسته ای از الگوریتم های ژنتیک که بر پایه نقاط پرتو ایجاد شده است، الگوریتم تکاملی بهینه سازی چند هدفه نام دارد که قادر است تا هم زمان چند تابع هدف را بهینه کند. تاکنون الگوریتم های بسیار زیادی در این زمینه معرفی و مقایسه شده است [۱۸]. الگوریتم NSGA-II که توسط دب [۱۶] ابداع گردید، یکی از کارآمدترین این الگوریتم ها است که همگرایی و توزیع مناسب نقاط بهینه را تضمین می کند [۱۹].

روند بهینه سازی در شکل ۴ نشان داده شده است. به این صورت که در ابتدا نقاط آموزش به روش آرایه های متعامد برای شبیه سازی المان محدود انتخاب می شوند و پس از شبیه سازی برای آموزش شبکه عصبی به کار می روند. سپس شبکه آموزش دیده به عنوان تابع هزینه به الگوریتم ژنتیک معرفی می شود. الگوریتم NSGA-II تا برآورده شدن معیار همگرایی چرخه را ادامه می دهد. پس از پایان بهینه سازی، نقاط پرتو توسط دیاگرام های سطح بررسی شده و بهترین طرح معرفی می شود.



شکل ۴ روند نمای بهینه سازی چند هدفه الگوریتم ژنتیک با ترکیب شبکه عصبی مصنوعی

$\varepsilon_i$  بیان گر کرنش پلاستیک ایجاد شده در گره  $i$  ام است.  $\varepsilon_{ave}$  نیز میانگین کرنش ایجاد شده روی سطح مقطع است. مقدار  $S.D$  کمتر به معنی توزیع یکنواخت تر کرنش است. بنابراین این پارامتر نیز باید کمینه شود. لازم به ذکر است که برای ارزیابی جامع تری از ناهمگنی کرنش درون قطعه، انحراف معیار کرنش برای چهار سطح مقطع مختلف با فواصل مساوی  $5\text{ mm}$  از محل خروجی قالب به دست آمد و میانگین عددی آنها به عنوان انحراف معیار کرنش قطعه، محاسبه گردید. در جدول ۳ توابع هدف و حالت های بهینه آنها بیان شده است.

### ۳-۱- انتخاب روش بهینه سازی

در حل مسائل بهینه سازی چند هدفه، معمولاً توابع هدف در تعارض با یکدیگرند. به این معنی که با بهبود یک تابع دیگر دچار افت می شود، لذا نمی توان هم زمان تمامی توابع هدف را در بهترین حالت خود مشاهده کرد. برای بهینه سازی هم زمان تمام توابع هدف از مفهوم نقاط بهینه پرتو استفاده شده است. نقاط غیر مغلوب پرتو نقاطی هستند که هیچ نقطه دیگری بر آنها غالب نیست. به عبارتی دیگر  $x_1$  نسبت به  $x_2$  یک نقطه غالب است اگر و تنها اگر رابطه (۶) برقرار باشد.

$$f_i(x_1) \leq f_i(x_2), \quad \text{تمام } i \in \{1, 2, \dots, n\}$$

$$f_j(x_1) < f_j(x_2), \quad \text{برخی } j \in \{1, 2, \dots, n\} \quad (6)$$

در رابطه (۶)،  $n$  تعداد توابعی است که باید کمینه شوند. حال اگر هیچ نقطه ای در فضای طراحی وجود نداشته باشد که بتواند طبق رابطه (۶) بر  $x_1$  غلبه کند آنگاه  $x_1$  یک نقطه پرتو است. مجموعه نقاط پرتو یک پیشانی پرتو را در فضای توابع هدف ایجاد می کنند.

جدول ۳ توابع هدف و حالت بهینه آنها

تابع هدف	حالت بهینه
کرنش پلاستیک	بیشینه
انحراف معیار کرنش	کمینه
نیروی اکستروژن	کمینه

به منظور بهینه سازی مسائل غیرخطی پیچیده مانند فرایندهای شکل دهی فلزات، استفاده از روش های تصادفی که الگوریتم جست و جوی آنها بر مبنای احتمال

است. با توجه به تعداد زیاد حالت‌های ممکن برای انجام آزمایش و یا شبیه‌سازی، به منظور آموزش شبکه عصبی مصنوعی از بین تمام ترکیب‌های مختلف در فضای متغیرهای طراحی، تعدادی ترکیب مناسب با استفاده از روش آرایه‌های متعامد انتخاب شدند. آرایه‌های متعامد یک روش آماری برای شناسایی رفتار سیستم با انجام کمترین تعداد ممکن از آزمایش‌ها است که برای تعیین نقاط آموزش شبکه عصبی نیز به کار می‌رود [۲۳]. همان گونه که در جدول ۴ نشان داده شده است برای هر متغیر طراحی پنج سطح مختلف در نظر گرفته شده است که با ترکیب سطوح مختلف طبق روش آرایه‌های متعامد، ۲۵ ترکیب که توزیع مناسبی در فضای طراحی دارند، به عنوان داده‌های آموزش برای انجام شبیه‌سازی انتخاب شدند. علاوه بر داده‌های آموزش، ۶ ترکیب دیگر که نقاط ارزیابی نام دارند نیز به صورت تصادفی انتخاب و شبیه‌سازی شدند که از آنها برای بررسی اعتبار شبکه استفاده شده است. به غیر از پارامترهای طراحی، شرایط هندسی و قیود مسأله همانند بخش ۲ است. در جدول ۵ نقاط آموزش (شماره‌های ۱ تا ۵)، نقاط ارزیابی (که با پیشوند T مشخص شده‌اند) و نتایج شبیه‌سازی آنها آورده شده است. برای تعیین ساختار بهینه شبکه عصبی، شبکه‌های مختلفی با تعداد لایه و نرون‌های مختلف مورد ارزیابی قرار گرفتند. معمولاً با افزایش تعداد نرون‌های لایه پنهان از حد معینی، دقت آموزش شبکه افزایش می‌یابد، اما دقت آن در پاسخ به نقاط ارزیابی کاهش می‌یابد. بنابراین در اینجا شبکه‌ای که کمترین خطا را در پاسخگویی به نقاط ارزیابی داشت انتخاب شد. شبکه عصبی مورد استفاده در این مقاله از یک شبکه پیشخور<sup>۲</sup> با الگوریتم پس انتشار خطا<sup>۳</sup> و یک لایه پنهانی که شامل ۳ نرون است ساخته شده است.

جدول ۴ سطوح متغیرهای طراحی

سرعت حرکت پانچ (mm/s)	ضریب اصطکاک	زاویه اکستروژن (درجه)
۲	۰/۲	۲۵
۳	۰/۴	۳۰
۴	۰/۵	۳۵
۶	۰/۶	۴۰
۸	۰/۸	۵۲/۵۸

#### ۴- مدل‌سازی با شبکه عصبی مصنوعی

در هر بار اجرای الگوریتم ژنتیک، تعداد زیادی چرخه (گاهی تا چند هزار چرخه) برای رسیدن به حل بهینه تکرار می‌شود و در هر چرخه نقاط متعددی مورد ارزیابی قرار می‌گیرند. برای ارزیابی نقاط در هر تکرار چندین راه وجود دارد. اول استفاده از مدل‌های ریاضی ساده‌سازی شده است که به دلیل فرض‌های ساده‌کننده، برای حل مسائل پیچیده دقت بسیار کمی دارد. دوم استفاده از شبیه‌سازی‌های عددی برای ارزیابی نقاط است که این روش نیز به دلیل نیاز به تکرارهای فراوان در هر بار اجرای الگوریتم ژنتیک (خصوصاً برای مسائل پیچیده) بسیار زمان‌بر است.

استفاده از شبکه عصبی مصنوعی راه حل سومی است که برای ارزیابی نقاط در تکرارهای زیاد پیشنهاد می‌شود. شبکه عصبی مصنوعی، یکی از روش‌های هوشمندی است که بر پایه ساز و کار شبکه‌های عصبی مغز می‌تواند با چند تکرار و یادگیری سیستم‌های غیرخطی را با دقت و سرعت خوبی مدل‌سازی کند. در واقع شبکه عصبی یک نگاشت غیر خطی بین متغیرهای ورودی (متغیرهای مستقل) و متغیرهای خروجی (متغیرهای وابسته است) که در آن ضرایب نگاشت از طریق تعدادی داده آموزش تنظیم می‌شود.

مطالعات قبلی محققان نشان می‌دهد که شبکه عصبی به خوبی قادر است تا فرایندهای فرم‌دهی فلزات را مدل‌سازی کند [۲۰-۲۳]. به عنوان مثال چان و همکاران از ترکیب نتایج شبیه‌سازی المان محدود و شبکه عصبی برای مدل‌سازی فرایند شکل‌دهی فلز استفاده کردند. آنها تعدادی نقطه را طبق روش آرایه‌های متعامد برای شبیه‌سازی آماده کردند و از نتایج شبیه‌سازی برای آموزش شبکه عصبی مصنوعی استفاده کردند [۲۳]. آنها به این نتیجه رسیدند که ترکیب شبیه‌سازی المان محدود و شبکه عصبی مصنوعی علاوه بر کاهش چشمگیر زمان بهینه‌سازی می‌تواند به خوبی برای مدل‌سازی فرایندهای غیرخطی پیچیده نظیر فرایندهای شکل‌دهی فلزات به کار برده شود.

#### ۴-۱- آموزش و بررسی اعتبار شبکه عصبی مصنوعی

برای ساخت و آموزش شبکه از نرم‌افزار متلب<sup>۱</sup> استفاده شده

1. Matlab

2. Feed Forward  
3. Back Propagation Algorithm

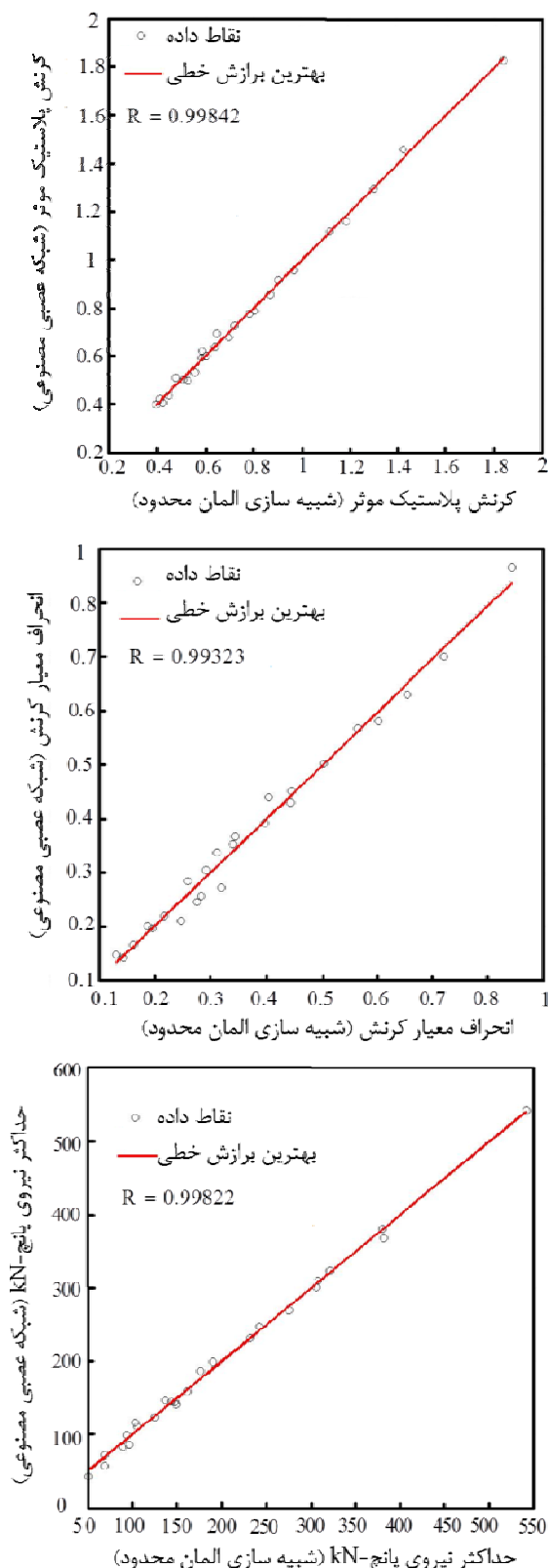
جدول ۵ نقاط آموزش، ارزیابی و نتایج شبیه‌سازی آنها

شماره آزمون	زاویه اکستروژن (درجه)	ضریب اصطکاک	سرعت بارگذاری (mm/s)	کرنش میانگین	انحراف معیار کرنش	حداکثر نیروی پانچ (kN)
۱	۲۵	۰/۲	۲	۰/۴۱	۰/۲۴	۵۰/۴۵۳
۲	۲۵	۰/۴	۳	۰/۴۰	۰/۲۳	۸۹/۵۰۴
۳	۲۵	۰/۵	۴	۰/۴۲	۰/۲۶	۱۰۵/۳۷۰
۴	۲۵	۰/۶	۶	۰/۴۵	۰/۲۹	۱۳۶/۵۸۴
۵	۲۵	۰/۸	۸	۰/۶۴	۰/۴۴	۲۷۵/۳۵۵
۶	۳۰	۰/۲	۳	۰/۴۸	۰/۲۹	۶۸/۸۲۳
۷	۳۰	۰/۴	۴	۰/۵۳	۰/۳۵	۹۳/۷۴۵
۸	۳۰	۰/۵	۶	۰/۵۱	۰/۳۲	۱۲۵/۱۲۴
۹	۳۰	۰/۶	۸	۰/۵۶	۰/۳۷	۱۶۱/۲۹۲
۱۰	۳۰	۰/۸	۲	۰/۷۸	۰/۵۵	۳۰۵/۹۹۵
۱۱	۳۵	۰/۲	۴	۰/۵۸	۰/۳۸	۶۹/۲۲۰
۱۲	۳۵	۰/۴	۶	۰/۶۰	۰/۴۲	۱۰۳/۲۶۱
۱۳	۳۵	۰/۵	۸	۰/۵۹	۰/۳۶	۱۴۳/۶۴۴
۱۴	۳۵	۰/۶	۲	۰/۶۵	۰/۴۴	۱۸۹/۵۹۹
۱۵	۳۵	۰/۸	۳	۰/۹۰	۰/۶۰	۳۲۱/۶۴۷
۱۶	۴۰	۰/۲	۶	۰/۷۰	۰/۳۹	۹۶/۳۴۰
۱۷	۴۰	۰/۴	۸	۰/۷۲	۰/۴۱	۱۴۸/۷۴۷
۱۸	۴۰	۰/۵	۲	۰/۸۰	۰/۵۰	۱۷۶/۰۸۴
۱۹	۴۰	۰/۶	۳	۰/۸۷	۰/۵۴	۲۳۱/۵۹۳
۲۰	۴۰	۰/۸	۴	۱/۱۲	۰/۷۰	۳۸۱/۳۷۸
۲۱	۵۲/۵۸	۰/۲	۸	۰/۹۷	۰/۵۰	۱۴۷/۶۳۶
۲۲	۵۲/۵۸	۰/۴	۲	۱/۱۸	۰/۶۶	۲۴۱/۷۸۳
۲۳	۵۲/۵۸	۰/۵	۳	۱/۳۰	۰/۷۶	۳۰۷/۵۸۳
۲۴	۵۲/۵۸	۰/۶	۴	۱/۴۲	۰/۸۲	۳۷۹/۸۳۳
۲۵	۵۲/۵۸	۰/۸	۶	۱/۸۴	۰/۹۴	۵۴۱/۶۰۲
T1	۲۷	۰/۳	۳	۰/۴۵	۰/۲۷	۶۴/۰۴۱
T2	۳۳	۰/۴	۵	۰/۶۶	۰/۳۲	۱۰۸/۶۰۷
T3	۳۷	۰/۷	۶	۱/۰۵	۰/۴۹	۲۷۷/۴۹۹
T4	۴۸	۰/۲	۵	۱/۰۳	۰/۴۳	۱۱۹/۳۷۰
T5	۵۰	۰/۵	۲	۱/۳۶	۰/۵۷	۲۶۷/۸۴۴
T6	۵۲/۵۸	۰/۸	۲	۱/۸۱	۰/۹۷	۵۰۹/۰۹۰

با توجه به پراکندگی خروجی شبکه، داده‌های آموزش نرمالیزه شدند تا همگی در یک محدوده قرار گیرند. در چرخه اول یادگیری، وزن‌های شبکه به صورت تصادفی مقداردهی می‌شوند و با تکرار چرخه‌ها وزن‌ها به گونه‌ای اصلاح می‌شوند تا خروجی شبکه با خطای ناچیزی منطبق بر نتایج داده‌های آموزش شود. خطای شبکه پس از ۵۰۰ تکرار به مقدار ۰۰۰/۳۵۴ رسید که نشان

تعداد نرون‌های لایه‌های ورودی و خروجی نیز به ترتیب برابر تعداد متغیرهای طراحی و توابع خروجی یعنی عدد سه است. شبکه به روش لونیگ-مارکورات<sup>۱</sup> آموزش داده شده است. توابع تانژانت سیگموئید<sup>۲</sup> و خطی به ترتیب توابع محرک لایه‌های پنهان و خروجی هستند.

1. Levenberg-Marquardt
2. Tangent Sigmoid



شکل ۵ رگرسیون خطی بین نتایج خروجی شبکه عصبی و نتایج شبیه‌سازی برای نقاط آموزش

می‌دهد شبکه همگرا شده است.

همان گونه که در شکل ۵ مشهود است، برای ارزیابی دقت آموزش شبکه، برای هر یک از پارامترهای خروجی، رگرسیون خطی بین نقاط شبیه‌سازی شده و خروجی شبکه انجام شده است. نتایج رگرسیون بیان می‌کند که ضریب همبستگی برای تمامی نمودارها بالاتر از  $R=0.99$  است که نشان می‌دهد شبکه به خوبی آموزش دیده است. هم چنین به منظور بررسی توانایی شبکه در مدل‌سازی نقاط خارج از محدوده آموزش، شش نقطه ارزیابی توسط شبکه عصبی مورد ارزیابی قرار گرفتند. جدول ۶ مقایسه‌ای بین نتایج شبیه‌سازی و خروجی شبکه عصبی برای این شش نمونه را ارائه می‌دهد. میانگین خطای شبکه برای کرنش پلاستیک، انحراف معیار کرنش و حداکثر نیروی پانچ در نقاط ارزیابی به ترتیب برابر  $11/46\%$ ،  $8/23\%$  و  $3/52\%$  است. خطای ارزیابی کرنش پلاستیک و انحراف معیار کرنش ممکن است به دلیل رابطه غیرخطی پیچیده آن با داده‌های خروجی و نا کافی بودن تعداد داده‌های آموزش، بالاتر از خطای ارزیابی نیروی اکستروژن باشد. با این حال طبق جدول ۶ نتایج رگرسیون برای هر یک از پارامترهای خروجی در این شش نمونه نشان می‌دهد که ضریب همبستگی برای آنها بالاتر از  $R=0.98$  است. بنابراین می‌توان نتیجه گرفت که شبکه عصبی به خوبی قادر است تا نقاط داخل فضای طراحی را با سرعت و دقت خوب ارزیابی کند.

پس از آموزش شبکه عصبی مصنوعی توسط نتایج شبیه‌سازی‌های عددی و بررسی دقت و اعتبار شبکه ایجاد شده، از آن به عنوان تابع هزینه در الگوریتم ژنتیک استفاده می‌شود. در هر چرخه نسل موجود توسط شبکه عصبی ارزیابی شده و در صورت نیاز نسل جدید بهبود می‌یابد و مجدداً برای ارزیابی به شبکه عصبی فرستاده می‌شود. این چرخه تا زمانی که معیار همگرایی الگوریتم برآورده شود، ادامه می‌یابد. در الگوریتم‌های بهینه‌سازی چند هدفه به جای یک نقطه بهینه، نقاط غالب پرتو معرفی شود که طراح با توجه به نیاز و ارزیابی خود می‌تواند طرح دلخواه را از بین نقاط پرتو انتخاب کند. در این مقاله از الگوریتم NSGA-II برای بهینه‌سازی استفاده شده است.



جدول ۶ نقاط ارزیابی و نتایج آنها

شماره آزمون	کرنش (FEM)	کرنش (ANN)	کرنش خطا (%)	S.D (FEM)	S.D (ANN)	S.D خطا (%)	حداکثر نیرو (kN)(FEM)	حداکثر نیرو (kN)(ANN)	حداکثر نیرو خطا (%)
T1	۰/۴۵	۰/۴۴	۱/۴۲	۰/۲۷	۰/۲۷	۰/۱۳	۶۴/۰۴	۶۶/۶۴	۴/۱۳
T2	۰/۶۶	۰/۵۶	۱۵/۴	۰/۳۲	۰/۳۵	۹/۳۲	۱۰۸/۶۱	۱۰۹/۵۵	۰/۵۰
T3	۱/۰۵	۰/۸۴	۱۹/۸	۰/۴۹	۰/۵۳	۷/۲۷	۲۷۷/۵۰	۲۶۱/۵۰	۵/۵۹
T4	۱/۰۳	۰/۸۴	۱۷/۸	۰/۴۳	۰/۵۰	۱۴/۰۷	۱۱۹/۳۷	۱۲۰/۶۷	۱/۴۰
T5	۱/۳۶	۱/۱۷	۱۴/۰	۰/۵۷	۰/۶۸	۱۷/۹۴	۲۶۷/۸۴	۲۷۷/۷۸	۳/۶۵
T6	۱/۸۱	۱/۸۱	۰/۱۸	۰/۹۷	۰/۹۸	۰/۶۹	۵۰۹/۰۹	۵۳۸/۹۹	۵/۸۹
همبستگی ضریب		خطای میانگین		ضریب همبستگی		خطای میانگین		خطای میانگین	
=۰/۹۸۱		=۱۱/۴۶%		=۰/۹۸۸		=۸/۲۳%		=۳/۵%	

دارد به عنوان طرح برتر معرفی می شود [۲۴]. این فاصله که اصطلاحاً نرم<sup>۲</sup> نامیده می شود، معیاری برای انتخاب بهترین نقطه است. نرم های مختلفی را می توان به این منظور انتخاب کرد که در اینجا از نرم بی نهایت (norm - ∞) استفاده شده است.

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

$$\left\{ \begin{aligned} \bar{f}_i(x) &= \frac{f_i(x) - f_i^{\min}}{f_i^{\max} - f_i^{\min}}, i = 1, \dots, m \\ \bar{f}_i(x) &= \frac{f_i^{\max} - f_i(x)}{f_i^{\max} - f_i^{\min}}, i = 1, \dots, n \\ 0 \leq \bar{f}_i(x) &\leq 1, i = 1, \dots, s \end{aligned} \right. \quad (7)$$

در رابطه (7)،  $m$  تعداد توابع هدفی است که باید کمینه شوند،  $n$  تعداد توابع هدفی است که باید بیشینه شوند و  $s = m + n$  تعداد کل توابع هدف است. پس از محاسبه نرم تمام نقاط پرتو، هر متغیر طراحی و تابع هدف به صورت جداگانه برحسب نرم نقاط رسم می شود به طوری که محور افقی محور مربوط به متغیر طراحی یا تابع هدف مورد نظر و محور عمودی مربوط به مقادیر نرم نقاط پرتو باشد.

شکل ۶ دیاگرام های سطح هر یک از متغیرهای طراحی و توابع هدف را نسبت به نرم بی نهایت نشان می دهد. با توجه به این نمودارها می توان مشاهده کرد که کرنش پلاستیک ایجاد شده در تعارض با یکنواختی توزیع کرنش (انحراف معیار کرنش) و حداکثر نیروی پانچ است. هم چنین نقطه ای که کمترین مقدار نرم را دارد نزدیک ترین نقطه به نقطه ایده آل است و بنابراین به عنوان برترین نقطه شناخته می شود.

به منظور ترکیب شبکه عصبی و الگوریتم بهینه سازی از کد نویسی در محیط متلب استفاده شده است. پارامترهای این الگوریتم در جدول ۷ نشان داده شده است. پس از همگرایی الگوریتم، ۱۸ طرح بهینه به عنوان نقاط پرتو به دست آمد. در جدول ۸ این نقاط به همراه مقادیر خروجی آنها آورده شده است.

جدول ۷ پارامترهای الگوریتم ژنتیک

اندازه	ضریب	ضریب	تعداد دفعات
جمعیت	کراس آور	مهاجرت	تولید نسل
۵۰۰	۰/۷	۰/۴	۲۵۰۰

## ۵- بهینه سازی چند هدفه و انتخاب بهترین طرح

تمامی نقاط پرتو به نوعی نقاط بهینه هستند. بدین معنی که هیچ یک از آنها بر دیگری برتری کامل ندارند ولی نسبت به نقاط دیگر برترند. اما در نهایت یکی از این نقاط باید برای ساخت و اجرا انتخاب شود. استفاده از نمودارهای گرافیکی یکی از آسان ترین و مفیدترین راهکارهایی است که به طراح در انتخاب خود کمک می کند. این نمودارها با ترسیم نقاط پرتو و پیشانی پرتو، نمایش بهتری از بهینه بودن هر یک از نقاط ارائه می دهد.

در این مقاله از دیاگرام های سطح<sup>۱</sup> برای انتخاب بهترین طرح ممکن از بین نقاط پرتو استفاده شده است. دیاگرام سطح که در سال ۲۰۰۸ برای مسائل بهینه سازی چند هدفه توسط بلاسکو و همکاران معرفی شد یکی از روش هایی است که در آن فاصله نقاط پرتو نسبت به نقطه ایده آل (بهترین طرح ممکن) طبق رابطه (7) ارزیابی شده و نقطه ای که کمترین فاصله را

جدول ۸ نقاط بهینه پرتو و مقادیر خروجی آنها

شماره نقطه	نقاط پارتو		پیشانی پارتو		زاویه اکستروژن (درجه)	ضریب اصطکاک	سرعت بارگذاری (mm/s)
	انحراف معیار کرنش	کرنش میانگین	انحراف معیار کرنش	حداکثر نیروی پانچ (kN)			
۱	۰/۸۰	۱/۸۴	۰/۴۰	۱۳۰/۴۹	۵۲/۵۸	۰/۸۰	۷/۹۳
۲	۰/۲۰	۰/۳۹	۰/۶۶	۳۱۷/۴۷	۲۵	۰/۲۰	۸
۳	۰/۸۰	۱/۸۱	۰/۲۱	۴۰/۴۶	۵۲/۵۸	۰/۸۰	۲/۰۱
۴	۰/۳۲	۰/۹۹	۰/۸۰	۴۰۱/۳۴	۴۹/۹۷	۰/۳۲	۷/۹۸
۵	۰/۲۷	۰/۳۸	۰/۲۲	۴۱/۰۸	۲۵	۰/۲۷	۸
۶	۰/۸۰	۱/۶۲	۰/۷۱	۳۷۷/۹۴	۴۹/۵	۰/۸۰	۲/۲۱
۷	۰/۷۶	۱/۳۸	۰/۳۷	۸۸/۰۶	۴۶/۴۳	۰/۷۶	۲/۵۹
۸	۰/۶۴	۱/۳۲	۰/۵۲	۲۷۳/۷۶	۴۸/۷۹	۰/۶۴	۷/۲۳
۹	۰/۴۱	۰/۶۵	۰/۳۰	۱۱۳/۵۶	۳۶/۳۳	۰/۴۱	۳/۷۶
۱۰	۰/۶۶	۱/۱۴	۰/۶۲	۳۰۹/۳۴	۴۴/۹۵	۰/۶۶	۶/۰۸
۱۱	۰/۲۷	۰/۳۸	۰/۴۰	۱۳۰/۴۹	۲۵	۰/۲۷	۸
۱۲	۰/۶۴	۱/۵۰	۰/۶۶	۳۱۷/۴۷	۵۱/۶۶	۰/۶۴	۷/۹۲
۱۳	۰/۲۶	۰/۳۹	۰/۲۱	۴۰/۴۶	۲۵/۶۱	۰/۲۶	۷/۷۶
۱۴	۰/۷۹	۱/۱۷	۰/۸۰	۴۰۱/۳۴	۴۱/۳۵	۰/۷۹	۲/۴۹
۱۵	۰/۲۸	۰/۶۱	۰/۲۲	۴۱/۰۸	۳۶/۵۵	۰/۲۸	۷/۷۸
۱۶	۰/۷۴	۰/۸۴	۰/۷۱	۳۷۷/۹۴	۳۵/۶۸	۰/۷۴	۷/۵۵
۱۷	۰/۴۸	۰/۴۸	۰/۳۷	۸۸/۰۶	۲۹/۴۳	۰/۴۸	۷/۱۹
۱۸	۰/۶۹	۱/۰۷	۰/۵۲	۲۷۳/۷۶	۴۲/۶۷	۰/۶۹	۶/۶۶

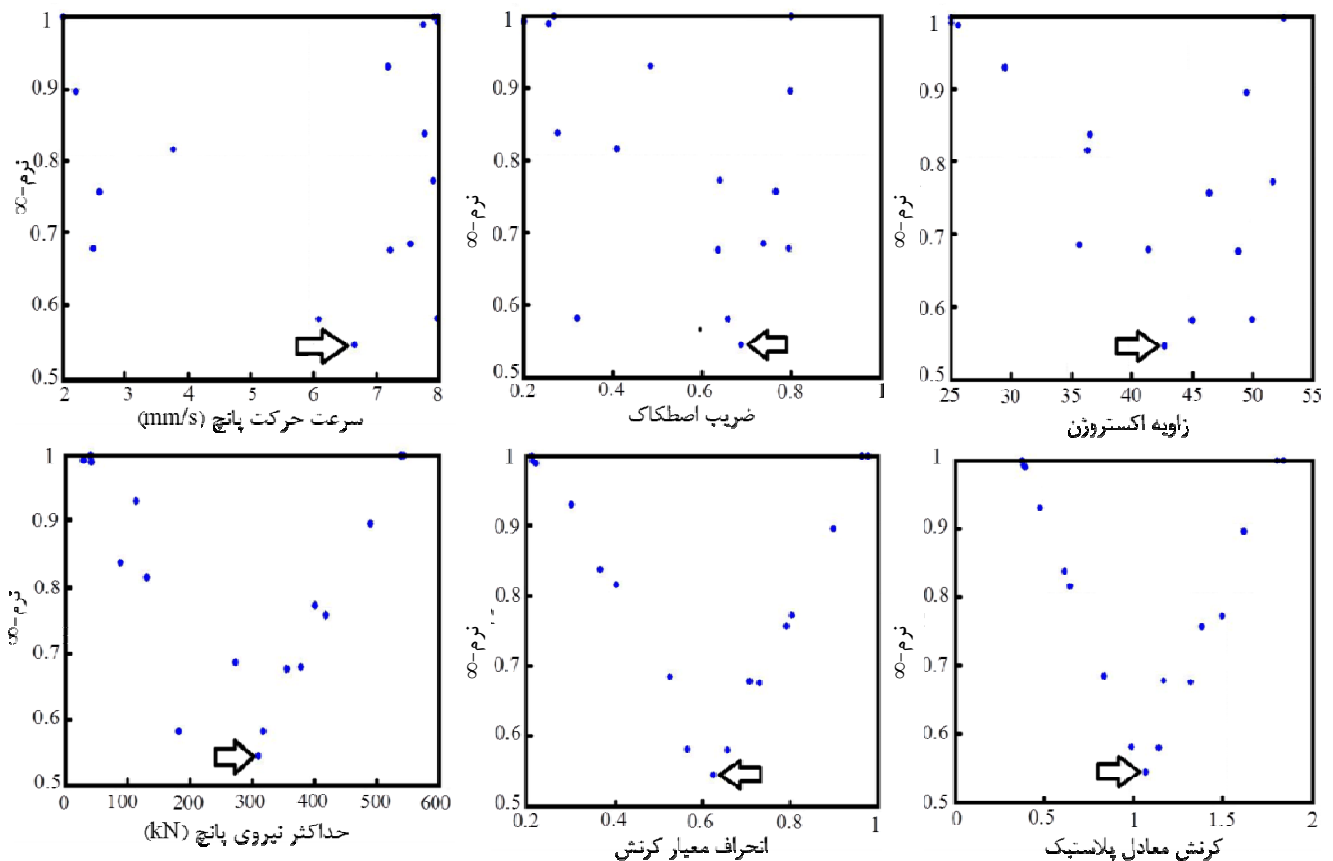
با توجه به نمودارهای شکل ۶، کمترین نرم در حدود ۰/۵۴ و متعلق به نقطه‌ای است که زاویه اکستروژن قالب، ضریب اصطکاک و سرعت حرکت پانچ برای این نقطه به ترتیب در محدوده  $[42^\circ, 45^\circ]$ ،  $[0.165, 0.17]$  و  $(6/5, 7)$  (mm/s) قرار دارد که در نتیجه کرنش پلاستیک مؤثر، انحراف معیار کرنش و حداکثر نیروی پانچ به ترتیب در محدوده  $[1, 1.12]$ ،  $[0.16, 0.163]$  و  $(30, 31)$  (kN) قرار می‌گیرند. هم‌چنین جهش ناگهانی نرم در کران‌های بالا و پایین متغیرهای طراحی نشان می‌دهد که انتخاب در این نواحی معقول نیست.

### ۶- بررسی اهمیت پارامترها به روش سطح پاسخ

شناخت اثر تغییر متغیرهای طراحی بر خروجی فرایند بسیار سودمند است زیرا به طراح کمک می‌کند تا در صورت نیاز با دیدی بهتر، متغیرهای طراحی را تغییر دهد و طرح مورد نظر را ایجاد کند. در این مقاله با استفاده از روش آماری سطح پاسخ سعی شده است تا

این دید را برای طراح مسأله ایجاد کند. روش سطح پاسخ یک روش ریاضی برای مدل‌سازی و بررسی تأثیر پارامترهای یک مسأله روی پاسخ آن مسأله است. در این مقاله با به کارگیری روش سطح پاسخ، میزان اهمیت پارامترهای طراحی و تأثیر واکنش بین پارامترهای طراحی روی توابع هدف بررسی شده است. در ابتدا برای طراحی آزمایش، با استفاده از روش طرح مرکب مرکزی با ترکیب متغیرهای طراحی تعداد ۱۶ آزمایش در نظر گرفته شد. سپس با استفاده از شبکه عصبی آموزش دیده، پاسخ مربوط به هر یک از این آزمایش‌ها به دست آمد. در خاتمه با برآزش یک چندجمله‌ای درجه دو بین تمامی نقاط آزمایش، معادله سطح مربوط به هر یک از توابع هدف را پیدا می‌کند. چند جمله‌ای درجه دو که معمولاً در روش سطح پاسخ به کار گرفته می‌شود به صورت رابطه (۸) نوشته می‌شود.

$$Y = \beta_0 + \sum_{i=1}^3 \beta_i X_i + \sum_{i=1}^3 \beta_{ii} X_i^2 + \sum_{i < j} \beta_{ij} X_i X_j \quad (8)$$



شکل ۶ دیگرام‌های سطح مربوط به پارامترهای طراحی و توابع هدف

به طور قابل ملاحظه‌ای تغییر می‌دهد، اما با تغییر سرعت حرکت پانچ، تغییر چندانی در پاسخ ایجاد نمی‌شود. یکی از دلایلی که ممکن است اثر سرعت حرکت پانچ را بی اهمیت جلوه دهد این است که تأثیر نرخ کرنش در دمای اتاق بر رفتار تسلیم فلزات کم است.

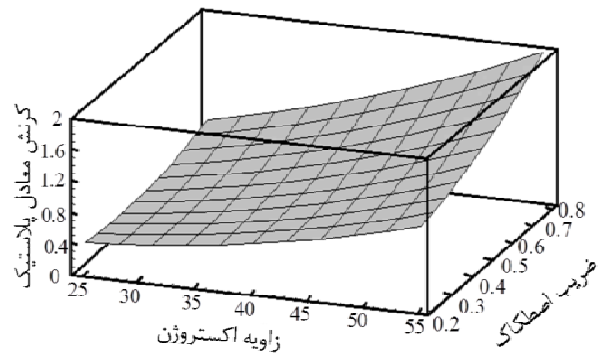
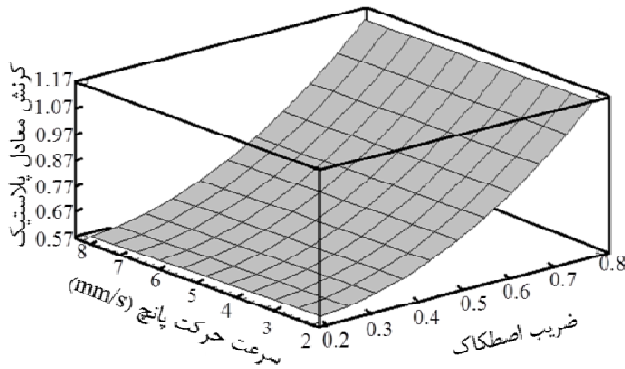
مطالعه موسوی و همکاران [۵] روی آلیاژ تیتانیوم نشان می‌دهد که در دمای کاری ۷۰۰-۹۰۰°C، افزایش سرعت پانچ باعث افزایش قابل توجه کرنش پلاستیک و نیروی اکستروژن می‌شود. علاوه بر این ساختار کریستالی فلزات نیز بر روی رفتار آنها بی تأثیر نیست. فلزاتی مانند آلومینیوم و مس که از گروه فلزات با ساختار کریستالی FCC هستند در مقابل فلزاتی با ساختار کریستالی BCC مانند آهن خالص و تانتالیوم، حساسیت کمتری نسبت به نرخ کرنش از خود نشان می‌دهند.

که در رابطه (۸)،  $\beta_{ij}, \beta_i, \beta_0, \beta_1$  ضرایب برآزش چندجمله‌ای است که از روش حداقل مربعات به دست می‌آید.  $X_i$  و  $X_j$  متغیرهای مستقل طراحی‌اند و  $Y$  متغیر پاسخ (در این جا تابع هدف) است.

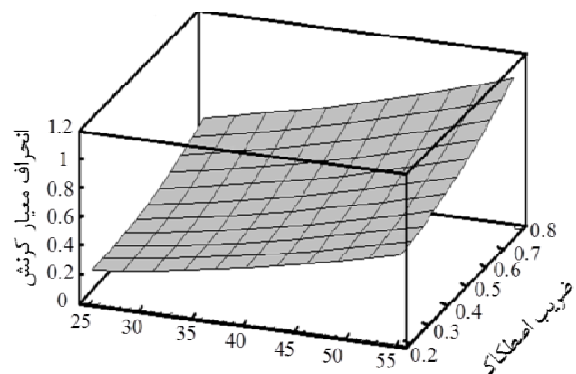
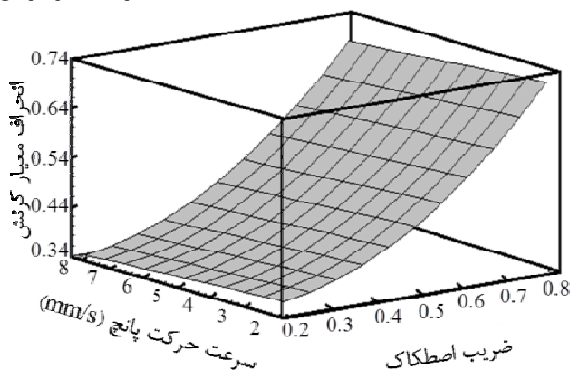
در شکل ۷ معادلات و سطوح پاسخ مربوط به هر یک از توابع هدف بر حسب متغیرهای طراحی نشان داده شده است. در هر یک از این سطوح، یکی از متغیرهای طراحی در مقدار میانگین خود به صورت ثابت باقی می‌ماند و دو متغیر دیگر در محدوده مجاز تعیین شده تغییر می‌یابند. به‌عنوان مثال برای رسم سطح کرنش میانگین بر حسب زاویه اکستروژن و ضریب اصطکاک، سرعت حرکت پانچ در مقدار میانگین خود یعنی ۵ (mm/s) ثابت باقی می‌ماند و زاویه اکستروژن و ضریب اصطکاک در محدوده خود تغییر می‌کنند.

با بررسی سطوح شکل ۷ مشاهده می‌شود که تغییر زاویه اکستروژن و ضریب اصطکاک، هر سه تابع هدف را

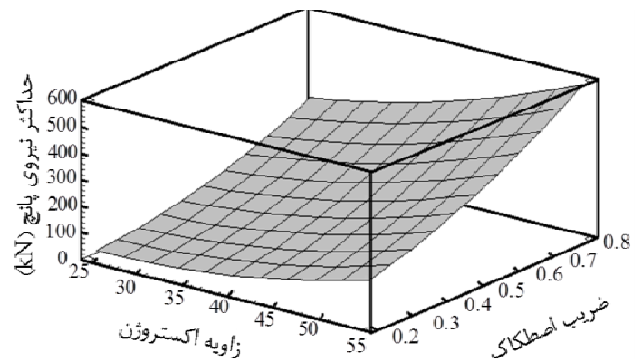
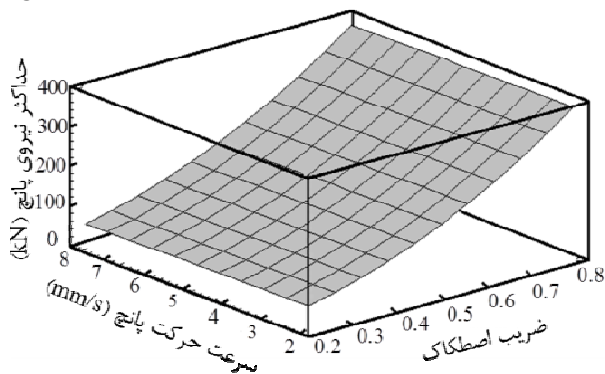
$$\text{کرنش معادل پلاستیک} = 0.9443 - 0.0285A - 1.861B - 0.0155C + 0.00052A^2 + 0.0368AB + 351489AC + 135463B^2 + 186257BC - 0.000121C^2$$



$$\text{انحراف معیار کرنش} = 0.2306 - 0.00249A - 0.5433B - 0.00904C + 0.000161A^2 + 0.00943AB + 0.000155AC + 0.775B^2 - 0.00289BC - 0.0000104C^2$$



$$\text{حداکثر نیروی پانچ} = 215.44 - 11.0656A - 324.696B - 5.488C + 0.1691A^2 + 9.10484AB + 0.112783AC + 504.609B^2 - 0.0250243BC - 0.03459C^2$$

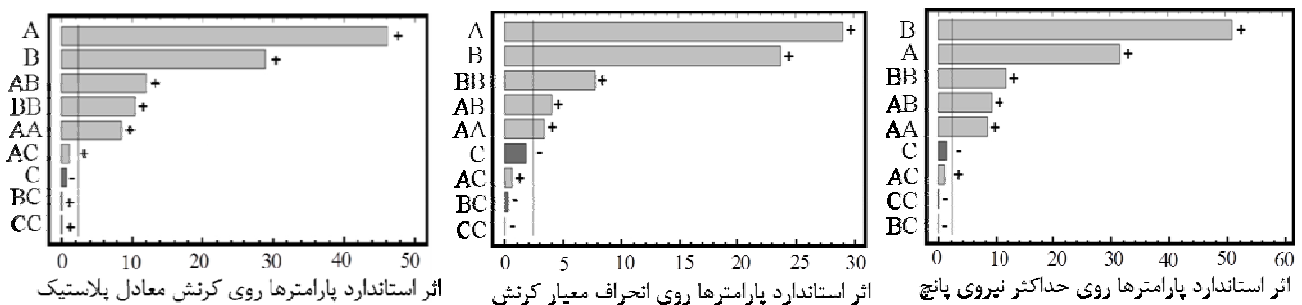


شکل ۷ سطوح پاسخ مربوط به متغیرهای طراحی (A: زاویه اکستروژن، B: ضریب اصطکاک و C: سرعت حرکت پانچ)

است. اگر نوار از خط میزان عمودی رسم شده عبور کند نشان می‌دهد که پارامتر مربوطه تأثیر قابل توجهی در پاسخ نهایی دارد. پارامترهایی که رابطه‌ای مستقیم با پاسخ مربوطه دارند با علامت مثبت و پارامترهایی که رابطه‌ای عکس با پاسخ دارند با علامت منفی در جلوی نوار مربوطه مشخص شده‌اند.

برای بررسی دقیق‌تر و تعیین اثر واکنش متقابل متغیرهای طراحی در پاسخ نهایی، دیاگرام پارتو برای هر یک از توابع هدف بوسیله نرم‌افزار آماری استات گرافیکس<sup>۱</sup> در شکل ۸ رسم شده است. طول هر یک از نوارها متناسب با میزان تأثیر آن پارامتر روی پاسخ نهایی

1. Statgraphics



شکل ۸ میزان تأثیر متغیرهای طراحی روی توابع هدف (A: زاویه اکستروژن، B: ضریب اصطکاک و C: سرعت حرکت پانچ)

بررسی دیاگرام‌های پارتو نشان می‌دهد که زاویه اکستروژن و ضریب اصطکاک به ترتیب بیشترین تأثیر را روی کرنش مؤثر میانگین و انحراف معیار کرنش دارند. تأثیر گذارترین پارامترها بر حداکثر نیروی اکستروژن نیز به ترتیب ضریب اصطکاک و زاویه اکستروژن می‌باشد. هم چنین مشهود است که اثر متقابل بین این دو پارامتر نیز بر هر سه تابع هدف قابل ملاحظه است. به عنوان مثال اثر متقابل بین زاویه اکستروژن و ضریب اصطکاک که با علامت AB در هر سه نمودار مشخص شده قابل ملاحظه است. در هر سه نمودار، نقش سرعت حرکت پانچ در پاسخ نهایی اندک است و رابطه‌ای معکوس با پاسخ دارد. بنابراین می‌توان گفت که سرعت حرکت پانچ در دمای محیط، نقش کمتری در نحوه ایجاد کرنش و نیروی اکستروژن دارد.

۳- کرنش پلاستیک مؤثر، میزان همگنی کرنش و حداکثر نیروی مورد نیاز برای پانچ، به طور مستقیم با زاویه اکستروژن قالب و ضریب اصطکاک و به طور معکوس با سرعت بارگذاری رابطه دارند.

۴- زاویه اکستروژن و ضریب اصطکاک به ترتیب بیشترین تأثیر را روی کرنش مؤثر میانگین و انحراف معیار کرنش دارند. تأثیر گذارترین پارامترها بر حداکثر نیروی مورد نیاز پانچ نیز به ترتیب ضریب اصطکاک و زاویه اکستروژن می‌باشد. سرعت بارگذاری نیز در دمای اتاق، کمترین تأثیر را در بین متغیرهای طراحی دارد.

۵- می‌توان انتظار داشت با افزایش دمای اکستروژن و تغییر جنس بیلت (به موادی که حساسیت بیشتری به نرخ کرنش داشته باشند)، سرعت اکستروژن تأثیر بیشتری بر خواص نهایی ماده اکستروژن شده داشته باشد.

## ۸- مراجع

- [1] Beygelzimer Y., "Grain Refinement Versus Voids Accumulation During Severe Plastic Deformations of Polycrystals: Mathematical Simulation", *Mechanics of Materials*, Vol. 37, No. 7, 2005, pp. 753-767.
- [2] Segal V.M., "Severe Plastic Deformation: Simple Shear Versus Pure Shear", *Materials Science and Engineering: A*, Vol. 338, No. 1, 2002, pp. 331-344.
- [3] Valiev R.Z. Aleksandrov I.V., "Nanostructured Materials Produced by Severe Plastic Deformation [in Russian], Moscow", *Logos*, 2000.
- [4] Beygelzimer, Y., Varyukhin, V., Synkov, S., Orlov, D., "Useful Properties of Twist Extrusion", *Materials Science and Engineering: A*, Vol. 503,

۷- خلاصه و نتیجه گیری

در این مقاله بهینه‌سازی چند هدفه فرایند اکستروژن پیشی با ترکیب شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم ژنتیک چندهدفه NSGA-II توضیح داده شد. هم چنین از آنالیز سطوح پاسخ، ارتباط بین متغیرهای طراحی و توابع خروجی و هم چنین اهمیت هریک از پارامترهای طراحی بررسی شد. مهم ترین نتایج این تحقیق که برای طراحی فرایند اکستروژن پیشی در دمای اتاق به دست آمده است عبارتند از:

- ۱- شبکه عصبی به خوبی قادر است تا فرایند اکستروژن پیشی را مدل سازی کند.
- ۲- بهترین محدوده انتخاب برای زاویه اکستروژن قالب، ضریب اصطکاک و سرعت بارگذاری در دمای اتاق به ترتیب در محدوده  $[42^\circ, 45^\circ]$ ،  $[0.165, 0.17]$  و

- [15] Beygelzimer, Yan, Dmitry Orlov, and Victor Varyukhin., "A New Severe Plastic Deformation Method: Twist Extrusion", *Ultrafine Grained Materials II(as held at the 2002 TMS Annual Meeting)*, pp. 297-304. 2002.
- [16] Deb, K., "Multi-Objective Optimization", *Multi-Objective Optimization using Evolutionary Algorithms*, 2001, pp. 13-46.
- [17] Holland, J. H., *Adaptation in Natural and Artificial Systems: An Introductory Analysis with Applications to Biology, Control, and Artificial Intelligence*, University of Michigan Press, 1975.
- [18] Konak, A., Coit, D.W., Smith, A.E., "Multi-Objective Optimization using Genetic Algorithms: A Tutorial", *Reliability Engineering & System Safety*, Vol.91, No. 9, 2006, pp. 992-1007.
- [19] Zitzler, E., Deb, K., Thiele, L., "Comparison of Multiobjective Evolutionary Algorithms: Empirical Results", *Evolutionary Computation*, Vol. 8, No. 2, 2000, pp. 173-195.
- [20] Hans Raj, K., Sharma, R.S., Srivastava, S., Patvardhan, C., "Modeling of Manufacturing Processes with ANNs for Intelligent Manufacturing", *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, Vol. 40, No. 6, 2000, pp. 851-868.
- [21] Di Lorenzo, R., Ingarao, G., Micari, F., "On the use of Artificial Intelligence Tools for Fracture Forecast in Cold Forming Operations", *Journal of Materials Processing Technology*, Vol. 177, No. 1, 2006, pp. 315-318.
- [22] Kim, D. J. Kim, B.M., "Application of Neural Network and FEM for Metal Forming Processes", *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, Vol. 40, No. 6, 2000, pp. 911-925.
- [23] Chan, W. L., Fu, M. W., Lu, J., "An Integrated FEM and ANN Methodology for Metal-Formed Product Design", *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Vol. 21, No. 8, 2008, pp. 1170-1181.
- [24] Blasco, X., Herrero, J. M., Sanchis, J., Martinez, M., "A New Graphical Visualization of N-Dimensional Pareto front for Decision-Making Inmultiobjective Optimization", *Information Sciences*, Vol. 178, No. 20, 2008, pp. 3908-3924.
- No. 1, 2009, pp. 14-17.
- [5] AkbariMousavi, S. A. A., Shahab, A. R., Mastoori, M., "Computational Study of Ti 6Al 4V Flow Behaviors During the Twist Extrusion Process", *Materials & Design*, Vol. 29, No. 7, 2008, pp. 1316-1329.
- [6] Orlov, D., Beygelzimer, Y., Synkov, S., Varyukhin, V., Horita, Z., "Evolution of Microstructure and Hardness in Pure Al by Twist Extrusion", *Materials Transactions*, Vol. 49, No. 1, 2008, pp. 2-6.
- [7] Orlov, D., Beygelzimer, Y., Synkov, S., Varyukhin, V., Tsuji, N., Horita, Z., "Microstructure Evolution in Pure Al Processed with Twist Extrusion", *Materials Transactions*, Vol. 50, No. 1, 2009, pp. 96.
- [8] Orlov, D., Beygelzimer, Y., Synkov, S., Varyukhin, V., Tsuji, N., Horita, Z., "Plastic Flow, Structure and Mechanical Properties in Pure Al Deformed by Twist Extrusion", *Materials Science and Engineering: A*, Vol. 519, No. 1, 2009, pp. 105-111.
- [9] Shahab A.R., Akbari Mousavi S.A.A., Mastoori M., Proceeding of International Symposium on Bulk Nano Structured Materials: from Fundamentals to Innovations BNM, Ufa, Russia, 2007, pp. 205-207.
- [10] Akbari Mousavi, S.A.A., Ranjbar Bahadori, S., Shahab, A.R., "Numerical and Experimental Studies of the Plastic Strains Distribution using Subsequent Direct Extrusion after Three Twist Extrusion Passes", *Materials Science and Engineering: A*, Vol. 527, No. 16, 2010, pp. 3967-3974.
- [11] Latypov, M. I., Alexandrov, I. V., Beygelzimer, Y. E., Lee, S., Kim, H.S., "Finite Element Analysis of Plastic Deformation in Twist Extrusion", *Computational Materials Science*, Vol. 60, 2012, pp. 194-200.
- [12] Skrotzki, W., Scheerbaum, N., Oertel, C.G., Brokmeier, H.G., Suwas, S., Toth, L.S., "Recrystallization of High-Purity Aluminium during Equal Channel Angular Pressing", *ActaMaterialia*, Vol. 55, No. 7, 2007, pp. 2211-2218.
- [13] WangL., Yang H., "Friction in Aluminium Extrusion-Part 2: A Review of Friction Models for Aluminium Extrusion", *Tribology International*, 2012.
- [14] Berta, Marco, Dmitry Orlov, and Philip B. Prangnell., "Grain Refinement Response during Twist Extrusion of an Al-0.13% Mg Alloy", *International Journal of Materials Research* Vol. 98, No. 3, 2007, pp. 200-204.