

بررسی زاویه خمش در فرایند شکل دهی به کمک لیزر با استفاده از هوش مصنوعی

محسن حسنی، کارشناسی ارشد مهندسی مکانیک، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد نجف آباد
m.hasanee@smc.iaun.ac.ir

اعظم قاسمی، استادیار گروه مهندسی مکانیک، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد نجف آباد
a_ghassemi@pmc.iaun.ac.ir

محمود فرزین، استاد گروه مهندسی مکانیک، دانشگاه صنعتی اصفهان
farzin@cc.iut.ac.ir

چکیده

شکل دهی توسط لیزر از جمله روش های مدرن شکل دهی است که در اثر تنفس های حرارتی ایجاد شده توسط لیزر، تغییر شکل در ورق ایجاد می شود. از جمله مزایای این روش می توان به عدم نیاز به نیروی خارجی، افزایش انعطاف پذیری فرایند، عدم نیاز به ابزار جانبی و در نتیجه کاهش هزینه و افزایش دقت اشاره کرد. از طرفی فرایند شکل دهی با لیزر نیازمند هزینه های محاسباتی و تجهیزاتی بالاست. جهت کاهش هزینه محاسبات و پیش بینی زاویه استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی می توان از روشن های مبتنی بر هوش مصنوعی استفاده کرد. در این مقاله سعی شده است تا با استخراج شده که به کمک نتایج تحلیلی یانگ جون چی اعتبار سنجی شده است. مقایسه نتایج شبکه عصبی مصنوعی با نتایج روش های تحلیلی و عددی، صحت جواب های پیش بینی شده توسط شبکه عصبی مصنوعی و همچنین قدرت بالای این روش را نشان می دهد.

واژگان کلیدی: شکل دهی با لیزر، هوش مصنوعی، شبکه عصبی مصنوعی، زاویه خمش

مقدمه

انجمن جوشکاری ژاپن طراحی شد. در این برنامه تغییر شکل ناشی از حرارت، که در اثر تابش پرتو لیزر با توان مشخص روی سطح ورق به وجود آمده بود، بررسی

فرایند شکل دهی با لیزر در دهه ۸۰ میلادی در مؤسسه فناوری مساقچوستس در پاسخ به مسئله مطرح شده از سوی

تحلیل المان محدود

در این مقاله پارامترهای سرعت حرکت پرتو، توان لیزر، قطر پرتو لیزر و ضخامت ورق به عنوان پارامترهای ورودی و زاویه خم شناسی از تغییر شکل ایجاد شده در ورق به عنوان پارامتر خروجی فرایند انتخاب شده است. به منظور مطالعه پارامتری این فرایند، حداقل یکی از پارامترهای ورودی در هر آزمایش تغییر داده شده و مقادیر آن در جدول ۱ ارائه شده است. تعداد آزمایش‌های انجام شده ۱۵ مرحله است و از نرم‌افزار آباقوس جهت تحلیل عددی فرایند شکل دهنده با لیزر استفاده شده است. نوع مشبندی ورق مورد استفاده، همان‌طور که در شکل ۲ نشان داده شده است، در هر دو نوع آنالیز حرارتی و مکانیکی یکسان می‌باشد. چون آنالیز حرارتی مدل‌های سه‌بعدی وابستگی زیادی به نحوه مشبندی دارد، جهت کاهش زمان حل، محدوده حرکت پرتو لیزر دارای مشبندی ریزتری نسبت به نقاط دورتر از مسیر حرکت پرتو لیزر می‌باشد. همچنین چون در فرایند شکل دهنده با لیزر، گرادیان دمایی در راستای ضخامت ورق وجود دارد و توزیع حرارت در راستای ضخامت تأثیر بسیار زیادی در شکل نهایی ورق خواهد داشت، مشبندی در راستای ضخامت نیز با تراکم زیاد انتخاب شده است.

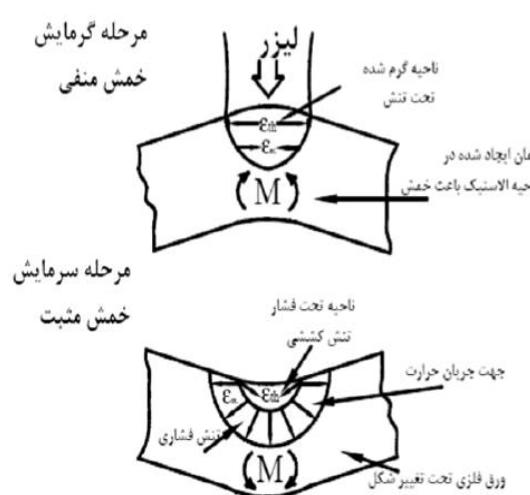
پروفیل اشعه لیزر با استفاده ازتابع توزیع نرمال گوسی مدلسازی شده است. فلاکس حرارتی (I) مورد نیاز در تحلیل المان محدود با استفاده از زیر برنامه Deflux در نرم‌افزار آباقوس به صورت تابعی از دما، مکان و زمان شبیه‌سازی شده و از فرمول ۱ محاسبه می‌شود [۱۲]:

$$I = \frac{2AP}{\pi R^2} \exp\left(-\frac{2r^2}{R^2}\right) \quad (1)$$

به طوری که در این رابطه A ضریب جذب، P توان لیزر و R شعاع اشعه لیزر است. خواص مکانیکی ماده و سایر پارامترهای مورد نیاز از مرجع [۲۶] استخراج شده است. ابعاد ورق 40×40 میلی‌متر می‌باشد و شرایط تکیه‌گاهی به صورت یک لبه گیردار در نظر گرفته شده است. پرتو لیزر

شد [۱]. پس از آن، این فرایند به صورت گستردۀ در شکل دهنده ورق‌های فلزی و غیرفلزی جهت استفاده در صنایع هوا فضا، کشتی‌سازی و خودروسازی مورد استفاده قرار گرفت [۷-۲]. همزمان روش‌های تحلیلی متعددی جهت محاسبه میزان تغییر شکل ورق بعد از انجام فرایند ارائه شد [۱۵-۱۹]. همچنین چنگ، زمین فو و باسیم یوسف با ارائه مدل‌هایی از شبکه عصبی مصنوعی همراه با الگوریتم‌های آموزشی متفاوت به پیش‌بینی پارامترهای خروجی فرایند شکل دهنده با لیزر پرداختند [۸-۱۰].

در این مقاله، ابتدا به تحلیل المان محدود فرایند شکل دهنده به کمک لیزر پرداخته شده است و جهت اعتبارسنجی حل عددی از نتایج تحلیلی مقاله [۱۱] استفاده شده است. سپس با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، الگوریتم پس انتشار خطأ و پرسپکترون چند لایه به پیش‌بینی میزان تغییر شکل ورق در فرایند شکل دهنده با لیزر پرداخته شده است. در شکل ۱ مبنای فرایند شکل دهنده با لیزر نمایش داده شده است. در اثر گرم شدن سطح ورق و انبساط حرارتی موضعی، خم ش منفی در ورق اتفاق می‌افتد. با ادامه گرمایش، تنش فشاری افزایش یافته و به دلیل گشتاور ایجاد شده در ناحیه الاستیک، کاهش تنش سیلان در ناحیه گرم شده خواهیم داشت و با سرد شدن ورق تنش مثبت به وجود می‌آید.



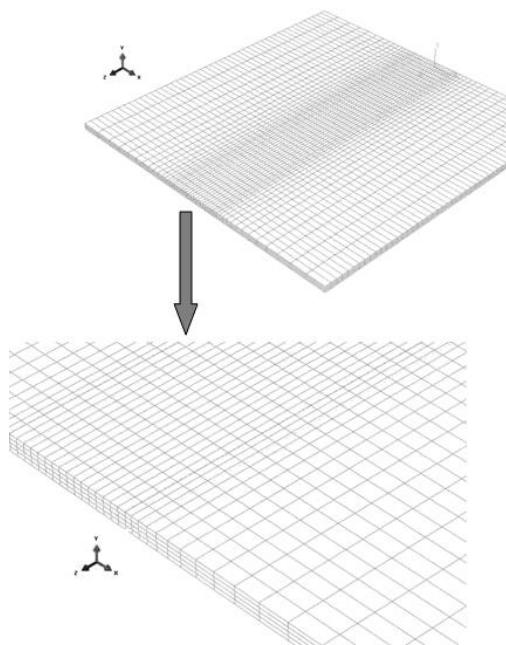
شکل ۱. نمایی شماتیک از فرایند شکل دهنده با لیزر

شبکه عصبی مصنوعی

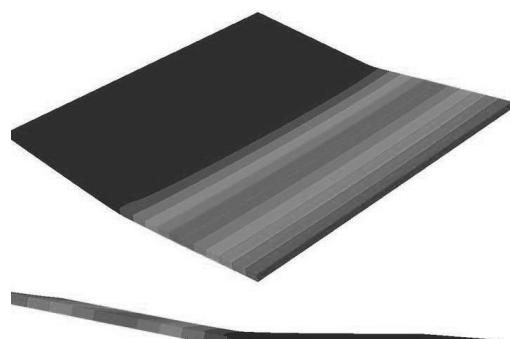
شبکه عصبی مصنوعی که در واقع مدل بسیار ساده‌ای از شبکه عصبی بدن انسان می‌باشد یکی از روش‌های هوش مصنوعی است که با استفاده از پردازش موازی اطلاعات و قابلیت یادگیری بالا، رابطه‌ای بین پارامترهای ورودی و خروجی ایجاد می‌کند و با ارائه یک مدل، امکان پیش‌بینی پارامتر خروجی را فراهم می‌سازد. از بین روش‌های هوش مصنوعی، شبکه عصبی مصنوعی قادرمندترین روش جهت برقراری ارتباط بین پارامترهایی است که ارتباط آنها کاملاً غیرخطی می‌باشد. لذا با توجه به ارتباط غیرخطی پارامترها در اکثر فرایندهای مکانیکی مانند شکل‌دهی فلزات، ماشینکاری و جز این‌ها از شبکه عصبی مصنوعی به‌طور گسترده استفاده شده است [۲۰-۲۵].

شبکه‌های عصبی مصنوعی بسیاری تاکنون به‌منظور مدلسازی ارائه شده‌اند، اما مهم‌ترین و پرکاربردترین آنها شبکه عصبی مصنوعی پیشرو مانند پرسپترون چندلایه می‌باشد [۱۳]. در این مقاله از شبکه عصبی مصنوعی پیشرو پس انتشار خطا و پرسپترون سه لایه استفاده شده است که شامل لایه ورودی، لایه پنهان و لایه خروجی می‌باشد. تعداد نرون‌های لایه ورودی و خروجی برابر با تعداد پارامترهای ورودی و خروجی و تعداد نرون‌های لایه پنهان با سعی و خط، بهترین حالت ممکن انتخاب شده است. در شکل ۴ و ۵ به‌ترتیب شماتیک شبکه عصبی مصنوعی استفاده شده در این مقاله و شماتیک پرسپترون سه لایه ارائه شده است. در این نوع شبکه خروجی هر نرون، به‌عنوان ورودی نرون لایه بعدی استفاده شده و با کاهش میزان خطای بین داده‌ای پیش‌بینی شده با داده‌های هدف از طریق اصلاح وزن‌ها، شبکه به شکل مطلوب آموزش می‌بیند. پس از آموزش صحیح، شبکه قادر خواهد بود تا داده‌های مورد نظر را با دقت بسیار بالا پیش‌بینی کند و دیگر نیازی به انجام آزمایش نباشد. رابطه ورودی - خروجی بین هر نرون لایه پنهان از طریق رابطه ۲ محاسبه می‌شود:

مسیر مستقیمی در ورق را طی می‌کند، همان‌طور که در شکل ۳ مشاهده می‌شود، ورق از یک طرف شروع به بلندشدن می‌کند و در انتهای یک خم در ورق حاصل می‌شود. با انجام ۱۵ اجرا و تغییر حداقل یکی از پارامترهای ورودی در هر نمونه و اندازه‌گیری زاویه خم ایجاد شده در هر مرحله، نتایج تحلیل المان محدود تهیه گردیده است. این نتایج با مقادیر تحلیلی یانگ جو چی [۱۱] مقایسه شده و با توجه به تطابق قابل قبول آنها، از نتایج تحلیل المان محدود به عنوان داده‌های ورودی شبکه عصبی مصنوعی استفاده شده است.



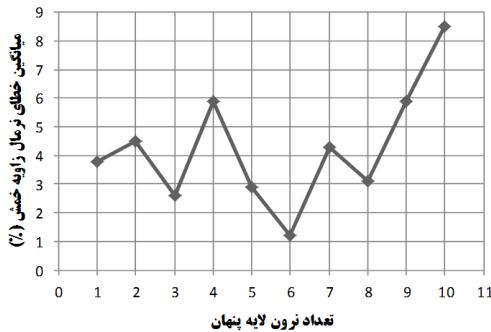
شکل ۲. نمایی شماتیک از مدل مش‌بندی شده در نرم‌افزار



شکل ۳. نمای ایزومتریک و جانبی ورق خم شده توسط لیزر

$$X_{norm} = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (4)$$

که در آن X_{min} کمترین مقدار پارامتر و X_{max} بیشترین مقدار پارامتر می‌باشد [۱۳]. بهمنظور تعیین تعداد نرون لایه پنهان، با سعی و خطا و مقایسه میانگین خطای شبکه‌های مختلف، تعداد شش نرون انتخاب شده است. شکل ۶ نشان‌دهنده میانگین خطای نرمال زاویه خم برحسب شبکه‌های مختلف با تعداد نرون‌های متفاوت در لایه پنهان می‌باشد. همان‌طور که مشاهده می‌شود، شبکه‌ای با شش نرون در لایه پنهان دارای کمترین میزان خطا می‌باشد. بهمنظور اعتبارسنجی شبکه آموزش دیده شده و صحت پیش‌بینی آن، تمامی نمونه‌های استفاده شده جهت آموزش شبکه به عنوان داده‌های تست شبکه استفاده شده است.



شکل ۶. میانگین خطای نرمال شبکه عصبی مصنوعی در شبکه‌های مختلف با تعداد نرون‌های متفاوت در لایه پنهان

خطای معرفی شده در شبکه مورد نظر، درصد خطای مطلق می‌باشد که توسط رابطه ۵ محاسبه می‌شود. در این رابطه N تعداد نمونه‌ها و t_i خروجی به دست آمده از آزمایش و O_i خروجی پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی است.

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|t_i - O_i|}{t_i} \times 100 \quad (5)$$

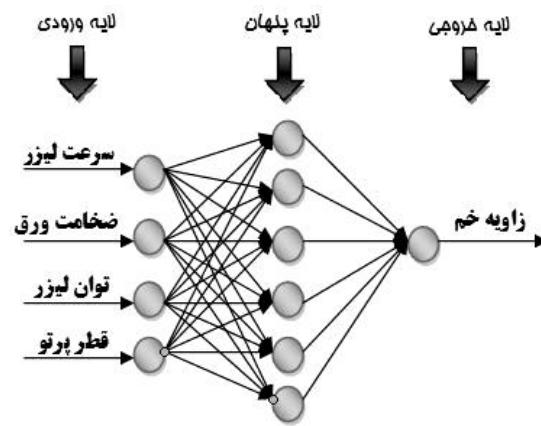
بررسی و تحلیل نتایج

نتایج حاصل از مدل تحلیلی، المان محدود و شبکه عصبی مصنوعی در جدول ۱ ارائه شده است. نزدیکبودن مقادیر

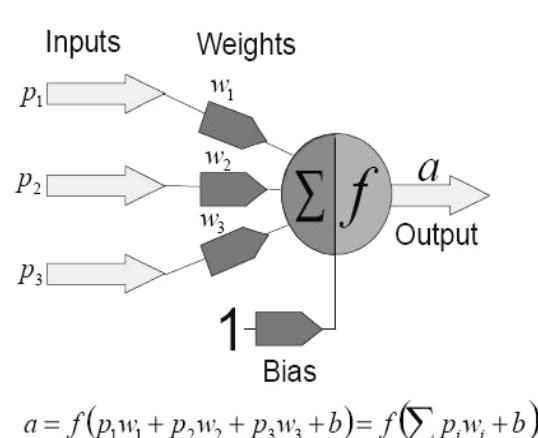
$$Y = f \left(\sum_j W_j \cdot X_i + b \right) \quad (2)$$

که در آن b بایاس، W_j وزن‌ها و X_i ورودی شبکه می‌باشند. همچنین F به عنوان تابع فعال‌سازی یا تابع انتقال معرفی می‌شود که در اینجا تابع غیرخطی Log-Sigmoid انتخاب شده است. معادله ۳ بیانگر تابع Log-Sigmoid است [۱۴].

$$f(z) = \frac{1}{1 + \exp(-z)} \quad (3)$$



شکل ۴. نمایی شماتیک از ساختار شبکه عصبی مصنوعی استفاده شده جهت آموزش و مدل‌سازی زاویه خمش



شکل ۵. نمایی شماتیک از شبکه عصبی پرسپترون سه‌لایه

جهت ورود داده‌ها به شبکه عصبی مصنوعی ابتدا باید از طریق معادله ۴ نرمالیزه شده و سپس از آنها استفاده شود.

تحلیلی، صحت شبیه‌سازی المان محدود را نشان می‌دهد.

زاویهٔ خمین به روش المان محدود با مقادیر حاصل از مدل

جدول ۱. نتایج مدل تحلیلی، المان محدود و شبکه عصبی مصنوعی زاویهٔ خمین

ردیف	توان لیزر (وات)	قطر پرتو (متر)	ضخامت ورق (متر)	سرعت پرتو (متر بر ثانیه)	زاویهٔ خمین (تحلیلی)	زاویهٔ خمین (المان محدود)	زاویهٔ خمین (شبکه عصبی)	خطای مطلق (درصد)
۱	۱۰۰۰	6×10^{-3}	4×10^{-3}	10×10^{-3}	۰/۱۹	۰/۱۸۹	۰/۱۸۷	۱/۵
۲	۱۰۰۰	6×10^{-3}	$۳/۸ \times 10^{-3}$	10×10^{-3}	۰/۲۰	۰/۱۹۹	۰/۲۰۳	۱/۵
۳	۱۰۰۰	6×10^{-3}	$۳/۶ \times 10^{-3}$	10×10^{-3}	۰/۲۱	۰/۲۱	۰/۲۱	۰
۴	۱۰۰۰	6×10^{-3}	$۳/۴ \times 10^{-3}$	10×10^{-3}	۰/۲۳	۰/۲۳۱	۰/۲۲۸	۰/۸۷
۵	۱۰۰۰	6×10^{-3}	$۳/۲ \times 10^{-3}$	10×10^{-3}	۰/۲۴	۰/۳۳۳	۰/۲۳۲	۳/۳
۶	۱۰۰۰	6×10^{-3}	۳×10^{-3}	10×10^{-3}	۰/۲۶	۰/۲۵۲	۰/۲۵۷	۱/۱۵
۷	۹۰۰	6×10^{-3}	$۳/۶ \times 10^{-3}$	10×10^{-3}	۰/۱۹	۰/۱۹۲	۰/۱۸۸	۱/۰۵
۸	۸۰۰	6×10^{-3}	$۳/۶ \times 10^{-3}$	10×10^{-3}	۰/۱۷	۰/۱۶۸	۰/۱۶۴	۳/۵
۹	۷۰۰	6×10^{-3}	$۳/۶ \times 10^{-3}$	10×10^{-3}	۰/۱۵	۰/۱۴۹	۰/۱۵۱	۰/۶۶
۱۰	۱۰۰۰	$۵/۸ \times 10^{-3}$	$۳/۶ \times 10^{-3}$	10×10^{-3}	۰/۲۱	۰/۲۱۱	۰/۲۰۹	۰/۴۷
۱۱	۱۰۰۰	$۵/۵ \times 10^{-3}$	$۳/۶ \times 10^{-3}$	10×10^{-3}	۰/۲۰	۰/۱۹۸	۰/۲۰۱	۰/۵
۱۲	۱۰۰۰	۵×10^{-3}	$۳/۶ \times 10^{-3}$	10×10^{-3}	۰/۱۹	۰/۱۹۳	۰/۱۸۷	۱/۵۷
۱۳	۱۰۰۰	6×10^{-3}	$۳/۶ \times 10^{-3}$	11×10^{-3}	۰/۲۰	۰/۲۰۳	۰/۲۰۵	۲/۵
۱۴	۱۰۰۰	6×10^{-3}	$۳/۶ \times 10^{-3}$	12×10^{-3}	۰/۱۹	۰/۱۸۷	۰/۱۹۲	۱/۰۵
۱۵	۱۰۰۰	6×10^{-3}	$۳/۶ \times 10^{-3}$	15×10^{-3}	۰/۱۷	۰/۱۷۲	۰/۱۶۸	۱/۱۷

مقادیر زاویهٔ خمین به دست آمده از سه روش یکسان است و در تعداد کمی از آزمایش‌ها مقدار ناچیزی اختلاف دارند که این میزان خطا نیز قابل اغماض است.

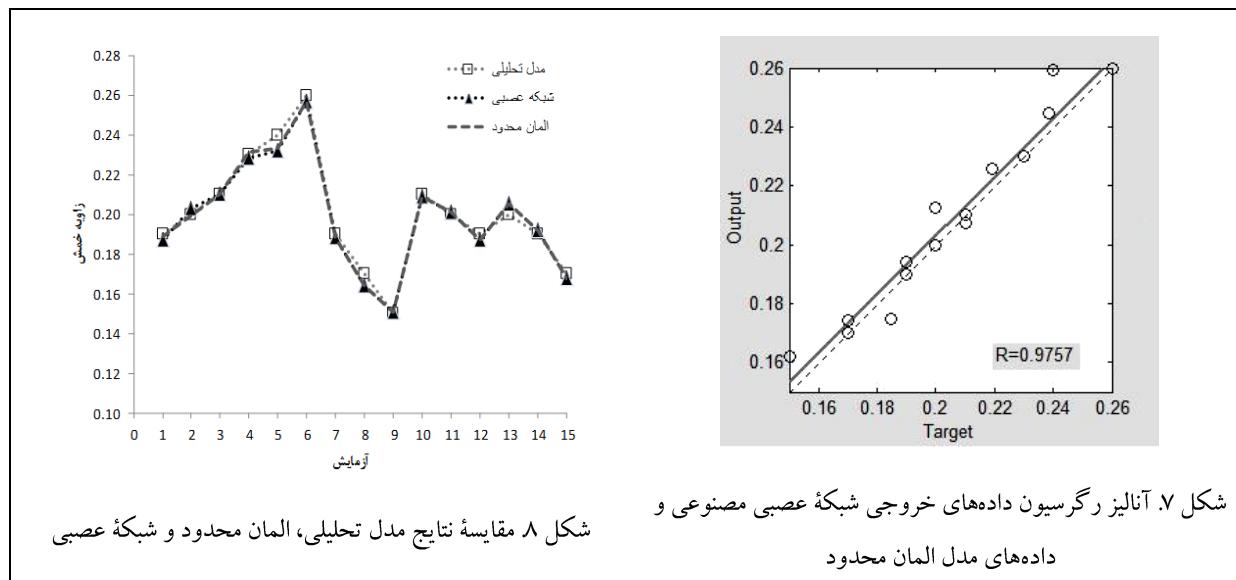
نتیجه‌گیری

در این مقاله مدل المان محدود و شبکه عصبی مصنوعی به منظور پیش‌بینی زاویهٔ خمین در فرایند شکل‌دهی با لیزر ارائه شده است. از مقایسه نتایج حاصل از شبکه عصبی مصنوعی با نتایج مدل تحلیلی و المان محدود می‌توان

همچنین مقادیر خطای مطلق داده‌های شبکه عصبی مصنوعی نشان می‌دهد شبکه عصبی مصنوعی به خوبی آموزش دیده و با دقت و صحت بالایی قادر به پیش‌بینی زاویهٔ خمین است. با استفاده از شکل ۷ نیز می‌توان صحت آموزش صحیح شبکه عصبی مصنوعی را نتیجه گرفت. در این نمودار منحنی رگرسیون تمامی داده‌ها رسم شده که با خطای قابل قبول مقادیر را پیش‌بینی می‌کند. شکل ۸ مقادیر زاویهٔ خمین در هر سه روش را نشان می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود، تقریباً در بیشتر آزمایش‌ها

پیش‌بینی کند و دیگر نیازی به انجام آزمایش و صرف وقت و هزینه نخواهد بود.

نتیجه گرفت که اگر شبکه عصبی مصنوعی به خوبی آموزش ببیند و وزن‌های صحیح استخراج گردد شبکه قادر خواهد بود با صحت و دقت بالایی مقادیر زاویه خمش را



شکل ۸ مقایسه نتایج مدل تحلیلی، المان محدود و شبکه عصبی

ماخذ

- beta titanium alloy sheets." *Journal of Materials Processing Technology* 108 (2001): 376-83.
- [8] Cheng, P. J., S. C. Lin. "Using neural networks to predict bending angle of sheet metal formed by laser." *International Journal of Machine Tools & Manufacture* 40 (2000): 1185-97.
- [9] Zemin, F., M. Jianhua, L. Chen, W. Chen. "Using genetic algorithm-back propagation neural network prediction and finite-element model simulation to optimize the process of multiple-step incremental air-bending forming of sheet metal." *Materials and Design* 31 (2010): 267-77.
- [10] Basem Yousef, F., G. K. Knopf, E. V. Bordatchev, S. K. Nikumb. "Neural network modeling and analysis of the material removal process during laser machining", *International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 22 (2003): 41–53.
- [1] Chen, D. J., S. C. Wu, M. Q. Li. "Studies on Laser Forming of Ti-6Al-4V Alloy Sheet." *Journal of Materials Processing Technology* 152 (2004): 62–65.
- [2] Dearden, G., S. P. Edwardson. "Pure and Applied Optics 5." *Journal of Optics And Laser* (2003):S8–S15.
- [3] Hong, Sh., F. Vollertsen. "Modelling of laser forming – An review." *Computational Materials Science* 46 (2009):834–40.
- [4] Masubuchi, K. "Applications of laser technologies to metal fabrication." Paper presented at the international conference on Laser Advanced Materials Processing, Nagaoka, Japan, 1992.
- [5] Scully, K., "Laser line heating." *Joumal of Ship Production* 3,4 (1987): 237 –46.
- [6]. Magee, J., "Laser Forming of Aerospace Alloys." Ph.D. diss., University of Liverpool, 1999.
- [7] Marya, M., G. R. Edwards. "A study on the laser forming of near-alpha and metastable

- Journal of Materials Processing Technology* 87 (1999): 281-90.
- [20] Kim, H. Y., J. H. Ahn. "Chip disposal state monitoring in drilling using neural network based spindle motor power sensing." *International Journal of Machine Tools & Manufacture* 42 (2002): 1113-19.
- [21] Jain, R. K., V. K. Jain. "Optimum selection of machining conditions in abrasive flow machining using neural network." *Journal of Materials Processing Technology* 108 (2000): 62-67.
- [22] Vrabel, M., I. Mankova, J. Beno, J. Tuharsky. "Surface roughness prediction using artificial neural networks when drilling Udiment 720." *Procedia Engineering* 48 (2012): 693 – 700.
- [23] Hayajneh, Mohammed T., Adel M. Hassan, Ahmad T. Mayyas. "Artificial neural network modeling of the drilling process of self-lubricated aluminum/alumina/graphite hybrid composites synthesized by powder metallurgy technique." *Journal of Alloys and Compounds* 478 (2009): 559–65.
- [24] Bagheripoor, Mahdi, Hosein Bisadi. "Application of artificial neural networks for the prediction of roll force and roll torque in hot strip rolling process." *Applied Mathematical Modelling* 37 (2013): 4593–07.
- [25] Downes, A., P. Hartley. "Using an artificial neural network to assist roll design in cold roll-forming processes." *Journal of Materials Processing Technology* 177 (2006): 319–22.
- [26].Papazoglou V., "Analytical techniques for determining temperatures thermal strains and residual stresses during welding." PhD diss., Massachusetts Institute of Technology, 1981.
- [11] Yongjun, Sh., H. Shen, Zh. Yao, J. Hu. "Temperature gradient mechanism in laser forming of thin plates." *Optics & Laser Technology* 39 (2007): 858–63.
- [12] Yongjun, Sh., Zh. Yao, H. Shen, J. Hu. "Research on the mechanisms of laser forming for the metal plate." *International Journal of Machine Tool & Manufacture* 46 (2006): 1689-97.
- [13] Dashtbayazi, M. R., A. Shokuhfar, A. Simchi. "Artificial neural network modeling of mechanical alloying process for synthesizing of metal matrix nanocomposite powders." *Materials Science and Engineering A* 466 (2007): 274–83.
- [14] Canakci, A., S. Ozsahin, T. Varol. "Modeling the influence of a process control agent on the properties of metal matrix composite powders using artificial neural networks." *Powder Technology* 228 (2012): 26–35.
- [15] Kittel, St., R. Kopp. "FEM-simulation der Blechumformung mittels induktiver Erwärmung." *BaÈnder Bleche Rohre* 10 (1990): 129-33.
- [16] Vollertsen, F., M. Geiger, W. M. Li. "FDM- and FEM-simulation of laser forming: a comparative study, in: Z.R. Wang, Y. He (Eds.)." *Advanced Technology of Plasticity* (1993): 1793-98.
- [17] Kopp, R., S. Kittel, Ch. Scholl. "Simulation des Laserstrahlumformens von Stahlblechen." *BaÈnder Bleche Rohre* 10 (1994): 34-38.
- [18] Kermanidis, Th. B., An. K. Kyrsanidi, Sp. G. Pantelakis. "Numerical simulation of the laser forming process in metallic plates." Paper presented at the third international conference on Surface Treatment, Oxford, UK, July 15-17, 1997.
- [19] Kyrsanidi, An. K., Th. B. Kermanidis, Sp. G. Pantelakis. "Numerical and experimental investigation of the laser forming process."