



Optimizing AA3105-St12 Two-Layer Sheet in Incremental Sheet Forming Process Using Neural Network and Multi-Objective Genetic Algorithm

ARTICLE INFO

Article Type

Original Research

Authors

Deilami Azodi H.^{1*},
Rezaee¹ S.,
Badparva B.²,
Zeinolabedin Beygi A.²

How to cite this article

Deilami Azodi H, Rezaee S, Badparva B, Zeinolabedin Beygi A. Optimizing AA3105-St12 Two-Layer Sheet in Incremental Sheet Forming Process Using Neural Network and Multi-Objective Genetic Algorithm. Modares Mechanical Engineering, 2022;22(02):121-132.

¹ Department of Mechanical Engineering, Arak University of Technology, Arak, Iran.

² Department of Mechanical Engineering, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran.

*Correspondence

Address: Associate Professor, Department of Mechanical Engineering, Arak University of Technology, Arak, Iran.

hdazodi@arakut.ac.ir

Article History

Received: June 26, 2021

Accepted: September 14, 2021

Published: December 25, 2022

ABSTRACT

Incremental sheet forming is a flexible forming technology in which the sheet metal is gradually formed by the movement of tools in specified path. Due to the progressively localized deformation of the sheet and concentration of the forces on contact area of tool and sheet metal, the formability of the sheet increases compared with other common forming methods. In this study, numerical simulation of the incremental forming of AA3105-St12 two-layer sheet has been performed to calculate forming force and final thicknesses of the layers. The validity of the simulation results is evaluated by comparing them with those obtained from experiments. Numerical models for estimating the vertical force applied on the tool and the final thicknesses of the layers in terms of the process variables have been obtained using artificial neural network. Multi-objective optimization has been conducted to achieve the minimum force and the minimum thickness reduction of layers using obtained numerical models based on genetic algorithm method. Optimum thickness of the two-layer sheet and the thickness ratio the layers in different states of contact of the aluminum or the steel layers with the forming tool have been determined.

Keywords Metal Forming, Incremental Sheet Forming, Neural Network, Multi-Objective Optimization, Genetic Algorithm.

CITATION LINKS

[1] Comparison of alternative approaches of single point incremental forming processes. Journal of materials processing technology. [2] Improvement of formability for the incremental sheet metal forming process. [3] Wall thickness variations in single-point incremental forming. [4] Process window enhancement for single point incremental forming through multi-step toolpaths. [5] Single point incremental forming at high feed rates and rotational speeds. [6] Influence of thickness on formability in 6082-T6. [7] Strategies and limits in multi-stage single-point incremental forming. [8] Incremental forming path-generated method based on the intermediate models of bulging simulation. [9] Thickness improvement in single point incremental forming deduced by sequential limit analysis. [10] Numerical and Experimental Investigation of Incremental Sheet Metal Forming Parameters and Multi-objective Optimization Using Neural-genetic Algorithm [11] Numerical and experimental investigation of single point incremental forming of two layer sheet metals. [12] Optimization of hyperelastic model parameters of soft tissue based on genetic algorithm utilizing experimental mechanical dataset. [13] Investigation of Ultrasonic Assisted Incremental Sheet Metal Forming Process. [14] Comparison of 3D yield functions for finite element simulation of single point incremental forming (SPIF) of aluminum 7075. [15] Analytical modeling and experimental validation of the forming force in several typical incremental sheet forming processes. [16] Multi-point die electromagnetic incremental forming for large-sized sheet metals. [17] Investigation of factors affecting strain distribution in the process Round cross-section roll forming using experimental design method. [18] Corrosion performance of anodic films containing polyaniline and TiO₂ nanoparticles on AA3105 aluminium alloy. [19] Thickness distribution and mechanical property of sheet metal incremental forming based on numerical simulation.

تعیین ورق دولایه AA3105-St12 بهینه در فرایند شکل‌دهی نموی با استفاده از شبکه عصبی و الگوریتم ژنتیک چند هدفه

حامد دیلمی عضدی*

گروه ساخت و تولید، دانشکده مهندسی مکانیک، دانشگاه صنعتی اراک، اراک، ایران.

سعید رضایی

دانشکده مهندسی مکانیک، دانشگاه صنعتی اراک، اراک، ایران.

حسن بادپروا

گروه ساخت و تولید، دانشکده مهندسی مکانیک، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران.

علی زین‌العابدین بیگی

گروه ساخت و تولید، دانشکده مهندسی مکانیک، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران.

چکیده

شکل‌دهی نموی ورق، فرایند انعطاف‌پذیری است که در آن ورق فلزی به تدریج با حرکت ابزار در فضای آزاد شکل می‌گیرد. با توجه به این که ورق به صورت موضعی شکل‌دهی می‌شود و نیروها متمرکز بر منطقه تماس ابزار با ورق هستند، شکل‌پذیری ورق در این فرایند در مقایسه با سایر روش‌های معمول شکل‌دهی افزایش می‌یابد. در این مطالعه با شبیه‌سازی عددی فرایند شکل‌دهی نموی ورق دولایه AA3105-St12 با استفاده از روش اجزای محدود، نیروی عمودی وارد بر ابزار شکل‌دهی و ضخامت نهایی لایه‌ها در شرایط مختلف محاسبه شده است. اعتبار نتایج شبیه‌سازی با مقایسه آن‌ها با نتایج حاصل از آزمایش‌های تجربی ارزیابی شده است. با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی مدل‌هایی عددی برای تخمین نیروی عمودی وارد بر ابزار و ضخامت نهایی لایه‌ها بر حسب متغیرهای ورودی فرایند بدست آورده شده است. بهینه‌سازی چند هدفه برای دستیابی به حداقل نیروی عمودی و حداقل کاهش ضخامت لایه‌ها، بر مبنای مدل‌های بدست آمده و با کمک روش الگوریتم ژنتیک انجام شده است. در نتایج بدست آمده حالت‌های بهینه ضخامت کل ورق دولایه و نسبت ضخامت لایه‌ها در حالت‌های مختلف تماس لایه آلومینیومی و لایه فولادی با ابزار شکل‌دهی تعیین شده است.

کلیدواژه‌ها: شکل‌دادن فلزات، شکل‌دهی نموی ورق، شبکه عصبی، بهینه‌سازی چند هدفه، الگوریتم ژنتیک.

تاریخ دریافت: ۱۴۰۰/۰۴/۰۵

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۰/۰۶/۲۳

*نویسنده مسئول: hdazodi@araku.ac.ir

۱- مقدمه

شکل‌دهی نموی ورق، فرایندی انعطاف‌پذیر است که در آن ورق فلزی به تدریج با حرکت ابزار در فضای آزاد بدون حضور قالب شکل می‌گیرد؛ این مسئله باعث انعطاف‌پذیری فرایند برای تولید شکل‌هایی با هندسه پیچیده می‌شود. با توجه به این که ورق به صورت موضعی شکل‌دهی می‌شود و نیروها متمرکز بر منطقه تماس ابزار با ورق هستند، شکل‌پذیری ورق در این فرایند نموی می‌یابد و خود این پدیده دامنه انعطاف فرایند را افزایش

می‌دهد^[1]. مدل‌سازی الگوریتم ژنتیک یک تکنیک برنامه‌نویسی است که از تکامل ژنتیکی به عنوان یک الگوی حل مسئله استفاده می‌کند. مسئله‌ای که باید حل شود دارای ورودی‌هایی می‌باشد که طی یک فرایند الگوبرداری شده از تکامل ژنتیکی به راه‌حل‌ها تبدیل می‌شود؛ سپس راه‌حل‌ها به عنوان کاندیداها توسط تابع ارزیابی مورد ارزیابی قرار می‌گیرند و چنانچه شرط خروج مسئله فراهم شده باشد، الگوریتم خاتمه می‌یابد. بطور کلی یک الگوریتم، مبتنی بر تکرار است که اغلب بخش‌های آن به صورت فرایندهای تصادفی انتخاب می‌شوند که این الگوریتم‌ها از بخش‌های تابع برازش، نمایش، انتخاب می‌شوند و تغییر تشکیل می‌یابند.

در زمینه پارامترها و محصولات ساخته شده به کمک فرایند شکل‌دهی نموی و همچنین بهینه‌سازی به کمک الگوریتم ژنتیک در گذشته مطالعاتی صورت پذیرفته است. یانگ (yang) و همکاران^[2] بصورت ساده و با فرض تغییر شکل برشی در شکل‌دهی نموی تک نقطه‌ای (Single point incremental forming) و با استفاده از المان‌های مثلثی، توزیع ضخامت را برای اشکال غیرمتمقارن محوری محاسبه کردند؛ سپس یک فرایند دو مرحله‌ای را معرفی نمودند که در آن مناطقی که در مرحله دوم کمتر تغییر شکل پیدا می‌کنند در مرحله اول دچار تغییر شکل زیاد می‌شوند و بالعکس. آن‌ها نشان دادند که در فرایند دو مرحله‌ای در مقایسه با فرایند یک مرحله‌ای، توزیع ضخامت بهبود پیدا می‌کند و شکل‌پذیری ورق افزایش می‌یابد. یانگ (Young) و همکاران^[3] بصورت تجربی SPIF دو مرحله‌ای قطعه مخروطی را بررسی کردند. با انجام فرایند بصورت دو مرحله‌ای شکل‌پذیری با تاخیر انداختن شکل‌گیری مناطق با نازک‌شدگی بیش از حد افزایش پیدا کرد اما سبب کمتر شدن نازک‌شدگی نگردید و تنها محل نازک‌شدگی را در یک مخروط 70° تغییر داد. دافلو (Dufflou) و همکاران^[4] SPIF قطعه استوانه‌ای را با استفاده از پنج مرحله بصورت تجربی بررسی کردند. آن‌ها شکل‌های میانی را بصورت افزایش زاویه دیوار به میزان 10° در هر مرحله در نظر گرفتند و استفاده از چند مرحله شکل‌دادن در مقایسه با شکل‌دهی نموی یک مرحله‌ای را به‌عنوان راهکاری برای به تاخیر انداختن نازک‌شدگی زود هنگام معرفی کردند. یکی از عیوب این استراتژی برآمدگی کف ظرف می‌باشد. همپلتون (Hamilton) و همکاران^[5] SPFI یک بیضی را در نرخ-های پیشروی و سرعت‌های چرخشی بالا با کمک طراحی آزمایش بررسی کردند و تاثیر پارامترهای مذکور بر کیفیت سطح خارجی قطعه، توزیع ضخامت و میکروساختار را مورد مطالعه قرار دادند. آن‌ها دریافتند که توزیع ضخامت و ریز ساختار مشابه حالتی است که از سرعت‌های پایین استفاده می‌شود. مانکو (Manco) و همکاران^[6] با استفاده از طراحی آزمایش اثر قطر ابزار، گام عمودی، ضخامت ورق و زاویه دیوار را بر ضخامت کمینه در شکل‌دهی نموی یک مخروط از جنس AA6082 بررسی کردند. بر اساس رابطه ارائه شده منتج از تحلیل نتایج تجربی، قطر ابزار تاثیر چشم‌گیری بر

ایشان سه نوع معیار تسلیم از جمله وون میزز، هیل و بارلات در نظر گرفتند؛ در ادامه با نوشتن کد برنامه‌نویسی اجزای محدود آن دریافتند که با مقایسه توابع تسلیم در شبیه‌سازی اجزای محدود می‌توان اندازه بهینه مواردی مانند توزیع تنش- کرنش موثر، ضخامت قطعه، نیروهای ابزار، گشتاور و همچنین تانسورهای تنش و کرنش را پیش‌بینی کرد. چانگ (Chang) و همکاران^[15] با استفاده از مدل‌های تحلیلی به پیش‌بینی نیروهای موجود در سه فرایند شکل‌دهی نموی تک نقطه‌ای، چندگانه و سوراخ‌دار با محاسبه سطوح تماسی و تنش-های موجود در ضخامت دست یافتند. نتایج نشان داد که با یک مدل جدید می‌توان به محاسبه و پیش‌بینی نیروها در جهات محوری، چندضلعی و شعاعی در هر سه نوع فرایند دست یافت؛ همچنین نوسانات نیرویی نیز بررسی شد و بهبود یافت زیرا عامل آن برگشت الاستیکی توسط تغییر شکل ورق فلزی بود. فنگ (Feng) و همکاران^[16] به بررسی فرایند شکل‌دهی نموی الکترومغناطیسی در قالب‌های چندگانه بر روی ورق‌های بزرگ پرداختند. قالب‌های چندگانه شامل منحنی‌های مختلفی می‌باشند. نتایج نشان داد که ماکزیمم تنش با شعاع منحنی نسبت عکس دارد و کوچکترین شعاع منحنی سریع‌تر به تسلیم می‌رسد.

در مطالعه حاضر فرایند شکل‌دهی نموی ورق دولایه AA3105-St12 با استفاده از روش اجزای محدود شبیه‌سازی شده، نیروی عمودی وارد بر ابزار شکل‌دهی و ضخامت نهایی لایه‌ها در شکل‌دهی ورق‌های دولایه با ضخامت کل مختلف، نسبت‌های متفاوت ضخامت لایه‌ها و در چیدمان‌های مختلف لایه‌ها بدست می‌آید. با آماده‌سازی تجهیزات تجربی و انجام آزمایش‌ها، درستی شبیه‌سازی عددی با مقایسه نتایج تجربی و عددی ارزیابی می‌شود. با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی مدل‌هایی عددی برای تخمین نیروی عمودی وارد بر ابزار و ضخامت نهایی لایه‌ها بر حسب متغیرهای ورودی فرایند استخراج می‌شود. با هدف رسیدن به حداقل نیروی عمودی و حداقل کاهش ضخامت لایه‌ها، بهینه‌سازی چند هدفه مدل‌های بدست آمده با کمک روش الگوریتم ژنتیک انجام خواهد شد و شرایط بهینه برای ضخامت کل ورق دولایه و نسبت ضخامت لایه‌ها تعیین می‌شود.

۲- مطالعه تجربی

۲-۱- خواص مواد و هندسه قطعه

آزمایش‌های تجربی بر روی نمونه‌های ورق دولایه متشکل از لایه‌هایی از جنس فولاد St12 با ضخامت ۰/۵ میلی‌متر و آلیاژ آلومینیوم AA3105 با ضخامت ۰/۵ میلی‌متر انجام شده است. خواص مکانیکی لایه‌ها با استفاده از آزمون کشش تک‌محوری تعیین شده است. خواص مکانیکی و مشخصات کامل ورق‌های مورد استفاده در جدول ۱ نشان داده شده است. ترکیبات شیمیایی آن‌ها در جدول‌های ۲ و ۳ آورده شده است. برای اتصال لایه‌ها از

ضخامت کمینه ندارد. با افزایش گام عمودی ضخامت کمینه افزایش می‌یابد. اسکجودت (Skjoedt) و همکاران^[7] بصورت تجربی و عددی تاثیر جهت حرکت ابزار بین مراحل متوالی در شکل‌دهی نموی تک نقطه‌ای را بر توزیع کرنش و توزیع ضخامت محصول نهایی بررسی کردند. آن‌ها ساخت یک ظرف استوانه‌ای در پنج مرحله را مطالعه کردند و نتیجه گرفتند که جهت حرکت ابزار پارامتر تاثیرگذاری می‌باشد. ژانگ (Zhang) و همکاران^[8] براساس شبیه‌سازی عددی فرایند هیدرو بالچینگ یک نیم‌کره، یک استراتژی چند مرحله‌ای برای SPIF ارائه و توزیع ضخامت را مورد بررسی قرار دادند. در استراتژی بیان شده، شکل‌های میانی همان شکل‌های بدست آمده توسط فرایند هیدرو بالچینگ در زمان‌های متفاوت می‌باشد. میرنیا و همکاران^[9] با ارائه یک استراتژی تغییر شکل سه مرحله‌ای جدید برای SPIF یک مخروط آلومینیومی با زاویه دیوار ۷۰°، نازک شدگی را از مقدار ۷۴٪ در حالت تک مرحله‌ای به ۵۱٪ در حالت سه مرحله‌ای کاهش دادند که نسبت به استراتژی‌های قبلی مقایسه شده، کمترین مقدار نازک شدگی می‌باشد. نجف آبادی و همکاران^[10] به بررسی عددی و تجربی پارامترهای روش شکل‌دهی سرد و بهینه‌سازی چند هدفه توسط الگوریتم عصبی-ژنتیک پرداختند. ایشان با استفاده از الگوریتم ژنتیک چند هدفه به پارامترهای بهینه به منظور حداقل نیروی عمودی، حداقل برگشت فنی و حداقل کاهش ضخامت دست یافتند. زاهدی و همکاران^[11] شکل‌پذیری ورق‌های دولایه ساخته شده از آلومینیوم ۱۰۵۰ و فولاد کم‌کربن در فرایند شکل‌دهی نموی تک نقطه‌ای مورد بررسی عددی و تجربی قرار دادند. برای تعیین ارتفاع شکست ورق دو لایه، از منحنی نیروی حاصل از شبیه‌سازی-ها استفاده شد. نتایج حاصل نشان می‌داد که کرنش پلاستیک بیشتری به ورق بیرونی وارد می‌شود و از این رو ابتدا ورق لایه بیرونی دچار شکست می‌شود؛ همچنین نتایج حاصل نشان داد افزایش شعاع ابزار و اندازه گام عمودی، با این که باعث افزایش سرعت فرایند می‌شوند ولی تأثیر عکس بر روی زاویه حد شکل‌دهی دارند. اسماعیلی و همکاران^[12] به بهینه‌سازی ضرایب مدل هایپرپلاستیک بافت نرم با استفاده از داده‌های تجربی و الگوریتم ژنتیک پرداختند. پاک و همکاران^[13] به بررسی فرایند شکل‌دهی افزایشی ورق-های فلزی به کمک نوسانات مافوق صوت پرداختند. آن‌ها اثر اعمال نوسان آلتراسونیک به ابزار را بررسی کردند. نتایج نشان داد که تخمین مناسبی از تغییرات نیروی شکل‌دهی در فرایند شکل‌دهی افزایشی معمولی و با اعمال نوسانات آلتراسونیک می‌توان ارائه کرد. همچنین بر اساس نتایج آزمون‌های انجام شده نیروی شکل‌دهی با اعمال نوسانات آلتراسونیک در مقایسه با نیروی شکل‌دهی بدون آلتراسونیک بین ۳۳ تا ۶۳/۵ درصد بستگی به شرایط آزمون، کاهش یافته است. اسماعیل پور و همکاران^[14] به مقایسه تابع تسلیم سه بعدی برای شبیه‌سازی اجزای محدود شکل‌دهی نموی تک نقطه‌ای پرداختند.

چرخشی استفاده می‌گردد. سرعت پیشروی و گام ابزار در تمامی آزمایش‌ها به ترتیب ۰/۰۳ متر بر ثانیه و ۱ میلی‌متر بوده است. در شکل ۳ نمونه‌هایی از قطعات تولید شده توسط آزمایش‌های تجربی، آورده شده است.

۳- شبیه سازی اجزای محدود

شبیه‌سازی عددی فرایند شکل‌دهی نمودی ورق دولایه به روش اجزای محدود و با استفاده از نرم‌افزار آباکوس (ABAQUS) و بصورت دینامیکی صریح انجام شده است. مدل‌سازی ورق دولایه از جنس فولاد St12 آلیاژ آلومینیوم AA3105 با ویژگی‌های مکانیکی مشابه آزمایش‌های تجربی طبق جدول ۱ و به صورت جسم شکل‌پذیر سه بعدی انجام شده است. ابزار شکل‌دهی بصورت پوسته سه‌بعدی صلب (Discrete rigid) مدل شده است. گیره‌بندی کامل ورق توسط فیکسچر با بستن تمامی درجات آزادی لبه‌های ورق شبیه‌سازی انجام گردید. هندسه قطعه نهایی نیز مطابق

جدول ۱) خواص مکانیکی مواد

خواص	آلومینیوم AA3105	فولاد St12
ضخامت (میلی‌متر)	۰/۵	۰/۵
مدول یانگ (مگاپاسکال)	۷۰۰۰	۲۱۰۰۰۰
چگالی (کیلوگرم بر متر مکعب)	۲۷۰۰	۷۸۰۰
ضریب پواسون	۰/۳۳	۰/۳
تنش تسلیم (مگاپاسکال)	۶۲	۱۴۰
استحکام کششی (مگاپاسکال)	۳۰۲	۵۴۸
توان کرنش سختی	۰/۲۲۹	۰/۱۰۳

چسب پلی اورتان استفاده شده است. قطعه نهایی بصورت مخروط ناقص با قطر بزرگ ۴۰ میلی‌متر، ارتفاع ۲۳ میلی‌متر و زاویه دیواره ۳۵ درجه بوده است. شکل ۱ شماتیک قطعه نهایی را نشان می‌دهد.

۲-۲- تجهیزات و شرایط آزمایش

برای انجام شکل‌دهی نمودی ورق‌های دو لایه از ماشین فرز کنترل عددی مدل FP4MK ساخت شرکت ماشین‌سازی تبریز استفاده شده است. گیره‌بندی ورق با استفاده از یک فیکسچر با ورق‌گیر ثابت و ابعاد کارگیر ۱۷۰×۱۷۰×۱۲۵ میلی‌متر انجام شده است. در شکل ۲ مجموعه تجهیزات مورد استفاده برای انجام آزمایش‌ها و همچنین فیکسچر استفاده شده برای گیره‌بندی نمونه‌های آزمایش نشان داده شده است.

ابزار شکل‌دهی نمودی سرکروی ساخته شده از یک ساچمه از جنس آلیاژ فولاد کروم‌دار AISI 52100 سخت‌کاری شده به قطر ۱۰ میلی‌متر می‌باشد که به میله دنباله‌ای از جنس فولاد ابزار به قطر ۱۰ میلی‌متر متصل گردیده است و برای انجام آزمایش‌ها بصورت غیر چرخشی استفاده می‌گردد. سرعت پیشروی و گام ابزار در تمامی آزمایش‌ها به ترتیب ۰/۰۳ متر بر ثانیه و ۱ میلی‌متر بوده است.

ابزار شکل‌دهی نمودی سرکروی ساخته شده از یک ساچمه از جنس آلیاژ فولاد کروم‌دار AISI 52100 سخت‌کاری شده به قطر ۱۰ میلی‌متر می‌باشد که به میله دنباله‌ای از جنس فولاد ابزار به قطر ۱۰ میلی‌متر متصل گردیده است و برای انجام آزمایش‌ها بصورت غیر

جدول ۲) ترکیب شیمیایی ورق فولاد St12^[17]

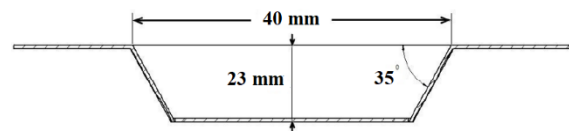
عنصر	Al	Ni	Cr	B	Nb	W	C	Mo	Mn	Cu	Fe	Si
درصد وزنی	۰/۰۳۶	۰/۰۲	۰/۰۴۶	۰/۰۴۸	۰/۰۴۳	۰/۰۲۴	۰/۲۴	۰/۰۰۵	۰/۶۶	۰/۰۵۳	۹۸/۴۶۰	۰/۲۷۰

جدول ۳) ترکیب شیمیایی ورق آلیاژ آلومینیوم AA3105^[18]

عنصر	Al	Ni	Cr	Ti	Zn	Mg	Mn	Cu	Fe	Si
درصد وزنی	۹۸/۱۶۰	۰/۰۱۳	۰/۰۲۲	۰/۰۱۸	۰/۰۲۵	۰/۳۵۰	۰/۴۳۷	۰/۰۴۴	۰/۶۲۹	۰/۲۹۸



شکل ۲) دستگاه فرز CNC



شکل ۱) شماتیک قطعه نهایی



شکل ۳) نمونه‌های تولید شده در آزمایش‌های تجربی

جدول ۴) طراحی آزمایش به روش فول فاکتوریل

شماره	ترتیب	ضخامت فولاد (mm)	ضخامت آلومینیوم (mm)	ضخامت کل (mm)	نسبت ضخامت
۱	SA	۲	۱	۳	۲
۲	AS	۱/۳۳۳۳۳۳	۰/۶۶۶۶۶۷	۲	۰/۵
۳	SA	۰/۶۶۶۶۶۷	۱/۳۳۳۳۳۳	۲	۰/۵
۴	AS	۲	۱	۳	۰/۵
۵	AS	۰/۶۶۶۶۶۷	۱/۳۳۳۳۳۳	۲	۰/۵
۶	AS	۰/۵	۰/۵	۱	۱
۷	AS	۰/۳۳۳۳۳۳	۰/۶۶۶۶۶۷	۱	۲
۸	SA	۱/۵	۱/۵	۳	۱
۹	AS	۱	۲	۳	۲
۱۰	AS	۰/۶۶۶۶۶۷	۰/۳۳۳۳۳۳	۱	۰/۵
۱۱	SA	۱/۳۳۳۳۳۳	۰/۶۶۶۶۶۷	۲	۲
۱۲	AS	۱/۵	۱/۵	۳	۱
۱۳	SA	۰/۶۶۶۶۶۷	۰/۳۳۳۳۳۳	۱	۲
۱۴	SA	۰/۳۳۳۳۳۳	۰/۶۶۶۶۶۷	۱	۰/۵
۱۵	SA	۱	۲	۳	۰/۵
۱۶	AS	۱	۱	۲	۱
۱۷	SA	۰/۵	۰/۵	۱	۱
۱۸	SA	۱	۱	۲	۱



شکل ۵) مسیر اندازه‌گیری ضخامت در نمونه برش خورده در حالت AS

در شکل ۸ مقایسه توزیع ضخامت در آزمایش‌های تجربی برای دو حالت AS و SA آورده شده است. مشخص می‌گردد که اختلاف کمی بین نتایج حاصل از آزمایش‌های تجربی بین دو حالت AS و SA وجود دارد که در جدول ۶ آورده شده است.

با استفاده از اطلاعات بدست آمده از نتایج شبیه‌سازی عددی که در جدول ۴ نشان داده شده است، بهینه‌سازی فرایند در حالت AS و SA انجام شد. هدف از این بهینه‌سازی‌ها، یافتن پارامترهای بهینه فرایند جهت به‌دست آوردن حداقل نیروی عمودی و حداقل کاهش ضخامت می‌باشد. در ادامه، ابتدا بهینه‌سازی فرایند در حالت AS انجام می‌گیرد و پارامترهای بهینه و مقدار بهینه آن‌ها بدست خواهد آمد. همین روند برای حالت SA نیز حاکم است.

۴-۱-۴-۱- بهینه‌سازی فرایند در حالت AS

۴-۱-۱-۱- محاسبه توابع مورد نیاز

از شبکه عصبی برای تخمین توابع مورد نیاز عملیات بهینه‌سازی استفاده شده است. از آنجا که تابع چند خروجی وجود ندارند لذا برای هر خروجی یک شبکه عصبی تعریف می‌شود؛ به عبارت دیگر سه شبکه عصبی برای تخمین مقادیر نیرو (F)، ضخامت

آزمایش‌های تجربی (شکل ۱) بوده است. شبکه‌بندی ورق با استفاده از المان S4R انجام شده است و برای ابزار صلب از المان R3D4 استفاده گردیده است. تماس میان سطوح ابزار شکل‌دهی و ورق به‌صورت سطح به سطح و با ضریب اصطکاک کولمب ۰/۱ تعریف شده است [19].

مسیر ابزار شکل‌دهی بصورت دایره‌ای با گام عمودی ثابت (مسیر پلکانی) با پارامترهای گام و سرعت پیشروی مشابه آزمایش‌های تجربی در نظر گرفته شده است. نمونه ورق شکل داده شده در شبیه‌سازی عددی در شکل ۴ نشان داده شده است.

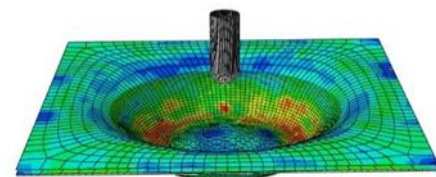
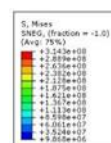
شبیه‌سازی شکل‌دهی نموی ورق دولایه AA3105-St12 با ضخامت‌های کل مختلف، همچنین نسبت‌های ضخامت متفاوت برای لایه‌های تشکیل‌دهنده و در حالت‌های تماس لایه آلومینیومی و یا لایه فولادی با ابزار شکل‌دهی انجام شده است. در شبیه‌سازی‌ها و آزمایش‌های تجربی، نسبت ضخامت از نسبت لایه بالایی (در حال تماس با ابزار) به لایه پایینی محاسبه می‌گردد. با در نظر گرفتن سطوح مختلف برای هر یک از پارامترها شامل ضخامت‌های کل ۱، ۲ و ۳ میلی‌متر، نسبت ضخامت ۰/۵، ۱ و ۲ برای لایه‌ها و وضعیت دوگانه تماس لایه‌های آلومینیوم یا فولاد با ابزار در مجموع ۱۸ حالت مختلف از فرایند، شبیه‌سازی شد. جدول ۴ مشخصات طراحی آزمایش به روش فول فاکتوریل را نشان می‌دهد. در این جدول حالت تماس لایه آلومینیوم با ابزار شکل‌دهی به اختصار به‌صورت AS و حالتی که لایه فولادی در تماس با ابزار است با SA نمایش داده شده است.

۴- نتایج و بحث

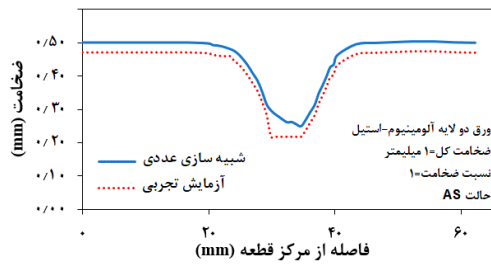
۴-۱- مقایسه نتایج عددی و تجربی

جهت ارزیابی نتایج شبیه‌سازی، در دو حالت مختلف (چیدمان مختلف لایه های فولاد و آلومینیوم) آزمایش‌های تجربی انجام شده و ضخامت لایه‌ها مورد بررسی قرار گرفته است. شکل ۵ مسیر اندازه‌گیری ضخامت در نمونه برش خورده در حالت AS را نشان می‌دهد. در شکل ۶ و ۷ مقایسه توزیع ضخامت به دست آمده از آزمایش‌های تجربی و شبیه‌سازی عددی به ترتیب در حالت AS و SA نشان داده شده است.

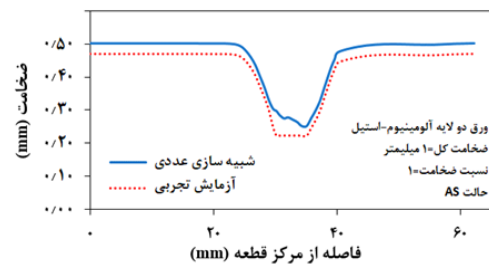
با توجه به مقایسه نتایج حاصل از آزمایش‌های تجربی و شبیه‌سازی عددی در حالت‌های AS و SA که در شکل‌های ۶ و ۷ مشاهده شد، می‌توان از دقت بالای نتایج اطمینان حاصل کرد که در جدول ۵ نتایج مقایسه، آورده شده است.



شکل ۴) ورق شکل داده شده در شبیه‌سازی اجزا محدود

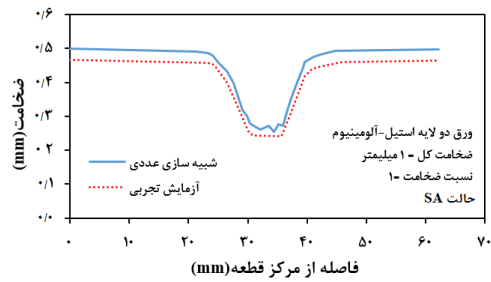


(ب)

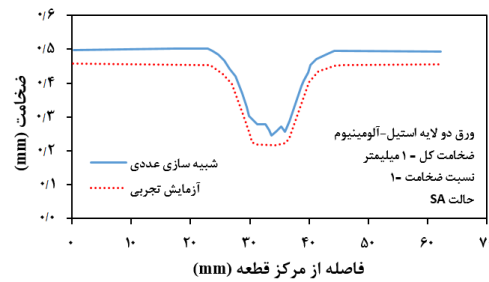


(الف)

شکل ۶) مقایسه توزیع ضخامت لایه‌ها به دست آمده از آزمایش تجربی و شبیه‌سازی اجزا محدود (حالت AS) (الف) توزیع ضخامت در لایه آلومینیوم (ب) توزیع ضخامت در لایه فولاد

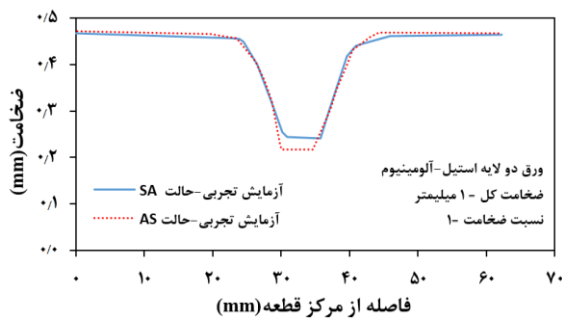


(ب)

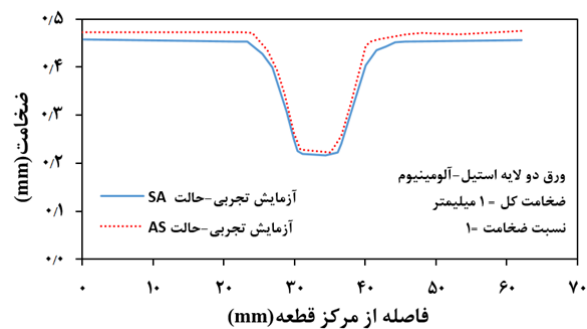


(الف)

شکل ۷) مقایسه توزیع ضخامت لایه‌ها به دست آمده از آزمایش تجربی و شبیه‌سازی اجزا محدود (حالت SA)، (الف) توزیع ضخامت در لایه آلومینیوم، (ب) توزیع ضخامت در لایه فولاد



(ب)



(الف)

شکل ۸) مقایسه توزیع ضخامت لایه‌ها به دست آمده از آزمایش‌های تجربی در حالت AS و SA، (الف) توزیع ضخامت در لایه آلومینیوم (ب) توزیع ضخامت در لایه فولاد

ساختار شبکه عصبی مورد استفاده، مطابق شکل ۹، دارای ۷ لایه پنهان یا میانی و یک طبقه در خروجی به منظور تعیین مقدار نهایی تابع است. توابع فعال‌ساز لایه‌های میانی از نوع سیگموئید به صورت رابطه ۱ است:

$$O = Sigmoid(X) = \frac{1}{1 + e^{-nx}} \quad (1)$$

که مقدار n در این تابع برابر با ۱ در نظر گرفته شده‌است. تابع فعال‌ساز خروجی به دلیل اینکه خروجی تابع پیوسته است از نوع تابع خطی با ضریب ۱ است؛ به عبارت دیگر تابع $y = x$ در نظر گرفته شده است.

در شبکه عصبی شکل ۹ مقادیر ضخامت کل ورق دولایه (T) و نسبت ضخامت لایه‌ها (TR) به عنوان ورودی به شبکه وارد شده و خروجی شبکه تابع تخمین نیروی وارد بر ابزار (F) می‌باشد. از

جدول ۵) اختلاف نتایج حاصل از آزمایش‌های تجربی و شبیه‌سازی عددی

اختلاف	حالت شبیه‌سازی عددی و آزمایش تجربی
۸٪	لایه آلومینیوم AS
۶/۵٪	لایه استیل AS
۷/۵٪	لایه آلومینیوم SA
۶٪	لایه استیل SA

جدول ۶) اختلاف نتایج آزمایش‌های تجربی بین دو حالت مختلف

اختلاف	حالت تجربی
۴٪	لایه آلومینیوم SA و AS
۷٪	لایه استیل SA و AS

لایه آلومینیومی (A) و ضخامت لایه فولادی (S) تعریف می‌گردد.

مقادیر ضرایب وزنی مربوط به بایاس‌ها در رابطه ۳ آورده شده است.

$$W_{bias} = [W_{1-b} \ W_{2-b} \ W_{3-b} \ W_{4-b} \ W_{5-b} \ W_{6-b} \ W_{7-b}] \quad (3)$$

$$= [-3068.97 \ -3995.88 \ 1759.82 \ 1409.68 \ 475.23 \ 2012.18 \ -3728.48]$$

همچنین ضرایب وزنی لایه خروجی مطابق رابطه ۴ است.

$$W_{out} = [W_{1-x} \ W_{2-x} \ W_{3-x} \ W_{4-x} \ W_{5-x} \ W_{6-x} \ W_{7-x}] \quad (4)$$

$$= [1821.76 \ 2102.92 \ -23.66 \ 107.41 \ 55.77 \ 75.51 \ 992.07]$$

مقدار بایاس طبقه خروجی برابر با ۷۹۶/۷۷ است.

برای تابع A نیز محاسبات مشابه روال بالا با استفاده از الگوریتم ژنتیک ارائه شده، انجام پذیرفته است. شکل ۱۱ نمودار حداقل شدن خطای خروجی بر حسب تعداد تکرار رسم شده است. مشاهده می‌شود که پس از ۵۰۰۰ تکرار، مقدار خطا تقریباً به صفر رسیده و مقادیر بهینه ضرایب وزنی برای تخمین تابع A به دست آمده است.

مقادیر نهایی مربوط به ماتریس ضرایب وزنی برای تخمین A در روابط ۵ تا ۷ نشان داده شده است.

$$W_{hidden} = [W_{1-1} \ W_{1-2} \ W_{1-3} \ W_{1-4} \ W_{1-5} \ W_{1-6} \ W_{1-7}] \quad (5)$$

$$= [W_{2-1} \ W_{2-2} \ W_{2-3} \ W_{2-4} \ W_{2-5} \ W_{2-6} \ W_{2-7}]$$

$$= [-0.42 \ 3.96 \ -6.21 \ -0.98 \ 2.16 \ 3.01 \ -4.29]$$

$$= [-9.06 \ -4.55 \ 0.64 \ 1.43 \ 2.32 \ -2.90 \ -6.92]$$

$$W_{bias} = [W_{1-b} \ W_{2-b} \ W_{3-b} \ W_{4-b} \ W_{5-b} \ W_{6-b} \ W_{7-b}] \quad (6)$$

$$= [8.29 \ 6.98 \ 0.51 \ 0.95 \ -9.18 \ -4.18 \ 7.47]$$

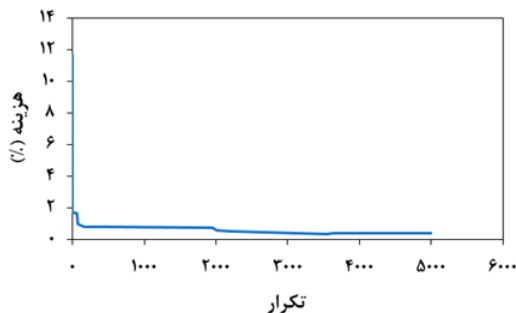
$$W_{out} = [W_{1-x} \ W_{2-x} \ W_{3-x} \ W_{4-x} \ W_{5-x} \ W_{6-x} \ W_{7-x}] \quad (7)$$

$$= [7.48 \ 0.026 \ 8.83 \ -3.92 \ -0.55 \ -9.74 \ -9.29]$$

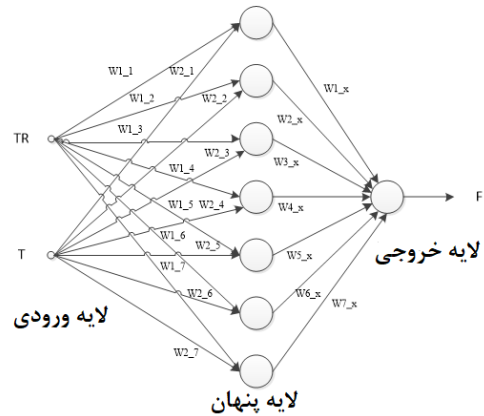
مقدار بایاس خروجی ۳/۳۸ می‌باشد.

برای خروجی تابع S نیز با روندی مشابه توابع A و F، نتایج مطابق شکل ۱۲ بدست آمده است.

مشاهده می‌شود که پس از ۱۵۰۰۰ تکرار الگوریتم ژنتیک، مقدار خطا به مقدار صفر رسیده است. مقادیر ماتریس ضرایب وزنی برای تخمین S در روابط ۸ تا ۱۰ نشان داده شده است.



شکل ۱۱) نمودار تابع هزینه و حداقل شدن آن برای محاسبه ضرایب وزنی شبکه عصبی تخمین زننده A



شکل ۹) شبکه عصبی تخمین زننده نیرو (F)

شبکه‌های عصبی با ساختارهای مشابه برای تخمین توابع ضخامت لایه‌های آلومینیوم (A) و فولاد (S) استفاده شده است. برای بدست آوردن ضرایب شبکه‌های عصبی تعریف شده از روش‌های مختلفی از قبیل الگوریتم پس‌انتشار، روش لونیگ-مارگارنت و غیره می‌توان استفاده نمود. در این پژوهش از روش الگوریتم ژنتیک برای بدست آوردن ضرایب شبکه‌های عصبی فوق استفاده شده است. در این الگوریتم تعداد کروموزوم‌ها ۵۰ عدد، تعداد ژن‌ها برابر با ۲۹ عدد (به تعداد جمع تمام ضرایب وزنی مورد نیاز برای شبکه عصبی)، تعداد فرزندان ۲۰ عدد، تعداد والد‌ها ۲۰ عدد و تعداد کروموزوم‌های تصادفی برابر با ۹ عدد بوده است. تابع هزینه برابر با جمع قدر مطلق خطای خروجی به ازای تمامی ورودی‌ها در نظر گرفته شده است. شکل ۱۰ فرایند حداقل شدن تابع هزینه در محاسبه ضرایب وزنی شبکه عصبی تخمین زننده نیرو را نشان می‌دهد که پس از ۱۴۰۰۰ تکرار در الگوریتم ژنتیک مقدار خطای خروجی تابع تخمین‌گر برای F از ۸۰۰۰ به نزدیک صفر رسیده است. مقادیر محاسبه شده برای ضرایب وزنی لایه میانی در رابطه ۲ نشان داده شده است.

$$W_{hidden} = [W_{1-1} \ W_{1-2} \ W_{1-3} \ W_{1-4} \ W_{1-5} \ W_{1-6} \ W_{1-7}] \quad (2)$$

$$= [W_{2-1} \ W_{2-2} \ W_{2-3} \ W_{2-4} \ W_{2-5} \ W_{2-6} \ W_{2-7}]$$

$$= [315.50 \ 620.83 \ -352.00 \ 2435.57 \ 1376.76 \ -468.98 \ -1480.51 \ -37.68 \ 4661.71 \ -4099.46 \ 23.03 \ -455.95 \ -3338.13 \ 2220.44]$$

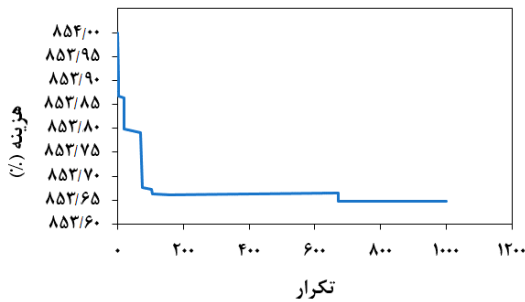


شکل ۱۰) نمودار تابع هزینه و حداقل شدن آن برای محاسبه ضرایب وزنی شبکه عصبی تخمین زننده F

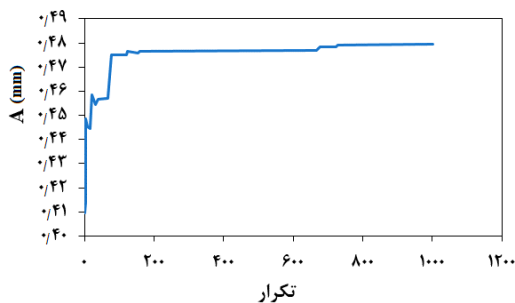
نمودارهای نتایج حاصل از بهینه‌سازی در شکل‌های ۱۳ تا ۱۸ آورده شده است.

۲-۴ بهینه‌سازی فرایند در حالت SA ۱-۲-۴ محاسبه توابع مورد نیاز

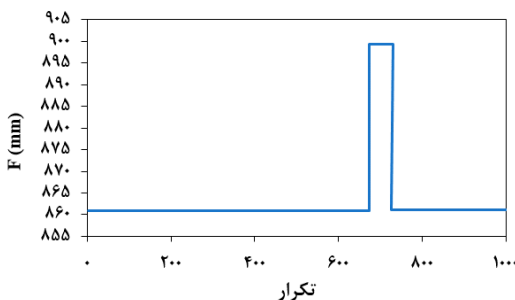
برای به‌دست آوردن توابع خروجی بر حسب متغیرهای ورودی در این بخش نیز مانند بخش ۴-۱ از روش شبکه عصبی استفاده شده است. در لایه میانی ۷ پرسپترون و در خروجی یک پرسپترون استفاده شده است. برای یادگیری شبکه عصبی و



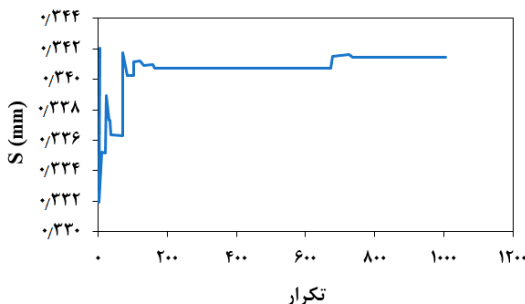
شکل ۱۳ نمودار تابع هزینه بهینه شده



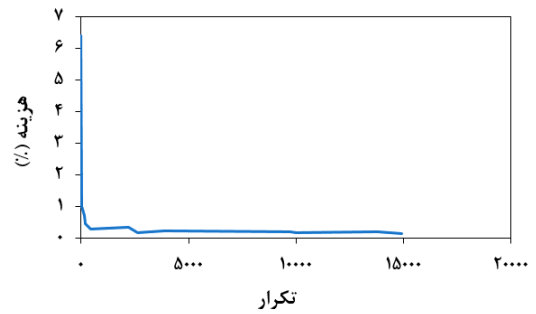
شکل ۱۴ نمودار تغییرات A به سمت بهینه شدن



شکل ۱۵ نمودار تغییرات F به سمت بهینه شدن



شکل ۱۶ نمودار تغییرات S به سمت بهینه شدن



شکل ۱۷ نمودار تابع هزینه و حداقل شدن آن برای محاسبه ضرایب وزنی شبکه عصبی تخمین زنده S

$$W_{hidden} = \begin{bmatrix} W_{1-1} & W_{1-2} & W_{1-3} & W_{1-4} & W_{1-5} & W_{1-6} & W_{1-7} \\ W_{2-1} & W_{2-2} & W_{2-3} & W_{2-4} & W_{2-5} & W_{2-6} & W_{2-7} \end{bmatrix} \quad (8)$$

$$= \begin{bmatrix} 3.60 & 5.94 & 7.39 & -0.16 & 6.73 & -1.97 & -3.08 \\ 2.08 & -5.82 & -1.25 & 1.00 & 1.08 & -8.50 & 4.68 \end{bmatrix}$$

$$W_{bias} = [W_{1-b} \quad W_{2-b} \quad W_{3-b} \quad W_{4-b} \quad W_{5-b} \quad W_{6-b} \quad W_{7-b}] \quad (9)$$

$$= [-1.74 \quad 5.19 \quad 1.13 \quad -4.16 \quad -3.85 \quad 9.05 \quad 2.71]$$

$$W_{bias} = [W_{1-b} \quad W_{2-b} \quad W_{3-b} \quad W_{4-b} \quad W_{5-b} \quad W_{6-b} \quad W_{7-b}] \quad (10)$$

$$= [-1.74 \quad 5.19 \quad 1.13 \quad -4.16 \quad -3.85 \quad 9.05 \quad 2.71]$$

مقدار بایاس خروجی ۳/۶۵ است.

۲-۴-۴ بهینه کردن توابع

بهینه کردن نیروی شکل‌دهی و ضخامت نهایی لایه‌های آلومینیوم و فولاد با استفاده از سه تابع به‌دست آمده از شبکه عصبی انجام می‌شود. بدین منظور برای اجرای بهینه‌سازی چند هدفه این توابع در تابع هزینه Cost تعریف می‌شوند.

هدف کمینه کردن تابع F، بیشینه کردن توابع A و S است، در نتیجه تابع هزینه به صورت رابطه ۱۱ تعریف می‌گردد:

$$Cost = |F| + \left| \frac{1}{S} \right| + \left| \frac{1}{A} \right| \quad (11)$$

اگر تابع هزینه فوق حداقل گردد، آنگاه شرایط بهینه شدن توابع A و S، فراهم می‌شود. برای حل مسئله از الگوریتم ژنتیک با ۱۰۰ کروموزم استفاده شده است. ژن‌های کروموزومها، مقادیر TR و T هستند. از تعداد ۱۰۰ کروموزوم، ۴۰ عدد والد، ۴۰ عدد فرزند و باقی به صورت تصادفی انتخاب می‌شوند.

حداکثر تکرار الگوریتم با توجه به همگرا شدن پارامترها حدوداً ۱۰۰۰ تکرار می‌باشد. برای اینکه دقت روش افزایش یابد، الگوریتم به تعداد ۵ بار اجرا شده و نتایج بدست آمده در جدول ۷ آورده شده است.

جدول ۷ روند بهینه سازی در ۵ بار اجرای فرایند در حالت AS

شماره تکرار	TR	T (mm)	F (N)	S (mm)	A (mm)
۱	۰/۹۷۵	۱/۱۳۰	۸۴۸/۶۲	۰/۳۴۰۲	۰/۴۷۵
۲	۰/۹۷۵	۱/۱۲۹	۸۴۸/۶۲	۰/۳۴۰۷	۰/۴۷۶
۳	۰/۹۷۳	۱/۱۲۵	۸۴۸/۶۴	۰/۳۴۰۹	۰/۴۷۷
۴	۰/۹۸۰	۱/۱۳	۸۴۸/۶۲	۰/۳۴۱	۰/۴۷۸
۵	۰/۹۷۹	۱/۱۲۷	۸۴۸/۶۲	۰/۳۳۹	۰/۴۷۴

نتایج حاصل از تخمین تابع برای خروجی F در شکل ۲۰ نشان داده شده است.

مشاهده می‌گردد که پس از ۱۰۰۰۰ تکرار، خطا به صفر همگرا شده است. ماتریس‌های ضرایب وزنی در روابط ۱۵ تا ۱۷ نشان داده شده است.

$$W_{hidden} = \begin{bmatrix} W_{1-1} & W_{1-2} & W_{1-3} & W_{1-4} & W_{1-5} & W_{1-6} & W_{1-7} \\ W_{2-1} & W_{2-2} & W_{2-3} & W_{2-4} & W_{2-5} & W_{2-6} & W_{2-7} \\ -6.51 & -0.23 & 1.13 & 9.54 & 7.23 & -9.99 & 0.26 \\ 1.17 & -3.82 & -0.61 & -2.80 & 5.48 & 0.42 & -0.96 \end{bmatrix} \quad (15)$$

$$W_{bias} = [W_{1-b} \ W_{2-b} \ W_{3-b} \ W_{4-b} \ W_{5-b} \ W_{6-b} \ W_{7-b}] \quad (16)$$

$$= [0.078 \ 3.03 \ -2.05 \ -2.92 \ -7.40 \ 2.43 \ 4.03]$$

$$W_{out} = [W_{1-x} \ W_{2-x} \ W_{3-x} \ W_{4-x} \ W_{5-x} \ W_{6-x} \ W_{7-x}] \quad (17)$$

$$= [-2.52 \ 5.28 \ 2.48 \ 0.20 \ -4.01 \ 8.05 \ 6.35]$$

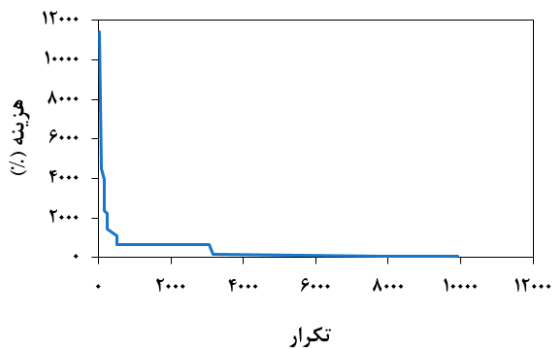
برای ضریب بایاس نیز خروجی ۲۶/۰۹۳ - به دست آمده است. برای تابع S نیز نتایج مطابق شکل ۲۱ محاسبه شده است.

پس از ۱۰۰۰۰ تکرار تابع هزینه حداقل شده است. ماتریس ضرایب وزنی در روابط ۱۸ تا ۲۰ نشان داده شده است.

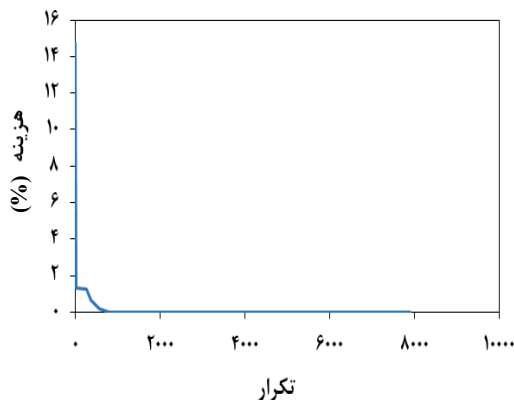
$$W_{hidden} = \begin{bmatrix} W_{1-1} & W_{1-2} & W_{1-3} & W_{1-4} & W_{1-5} & W_{1-6} & W_{1-7} \\ W_{2-1} & W_{2-2} & W_{2-3} & W_{2-4} & W_{2-5} & W_{2-6} & W_{2-7} \\ -4.41 & -0.03 & 6.00 & 0.08 & 6.73 & -0.82 & -2.46 \\ 8.58 & -0.37 & -3.77 & -3.44 & 0.41 & 0.55 & -2.89 \end{bmatrix} \quad (18)$$

$$W_{bias} = [W_{1-b} \ W_{2-b} \ W_{3-b} \ W_{4-b} \ W_{5-b} \ W_{6-b} \ W_{7-b}] \quad (19)$$

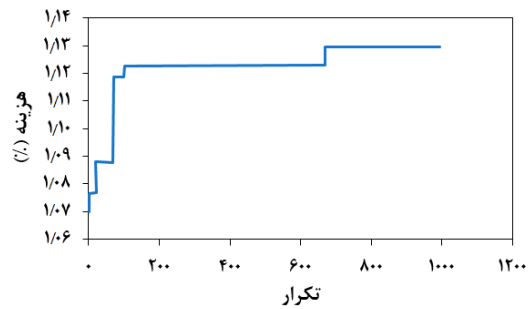
$$= [1.67 \ 3.33 \ -5.29 \ 7.89 \ -7.15 \ -1.91 \ 2.63]$$



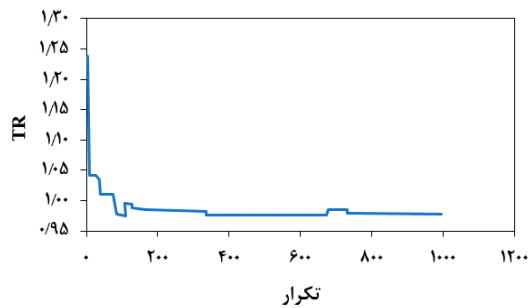
شکل ۲۰) نمودار تابع هزینه و حداقل شدن آن برای محاسبه ضرایب وزنی شبکه عصبی تخمین زننده A



شکل ۲۱) نمودار تابع هزینه و حداقل شدن آن برای محاسبه ضرایب وزنی شبکه عصبی تخمین زننده S



شکل ۱۷) نمودار تغییرات T به سمت بهینه شدن



شکل ۱۸) نمودار تغییرات TR به سمت بهینه شدن

به دست آوردن ماتریس‌های ضرایب وزنی از روش الگوریتم ژنتیک استفاده شده است. برای ضریب بایاس خروجی ۳/۰۴۴ - به دست آمده است. نتایج برای تابع F نیز به صورت شکل ۱۹ حاصل شده است.

پس از ۱۰۰۰۰ تکرار، خطا به صفر همگرا شده است. ماتریس‌های ضرایب وزنی در روابط ۱۲ تا ۱۴ نشان داده شده است.

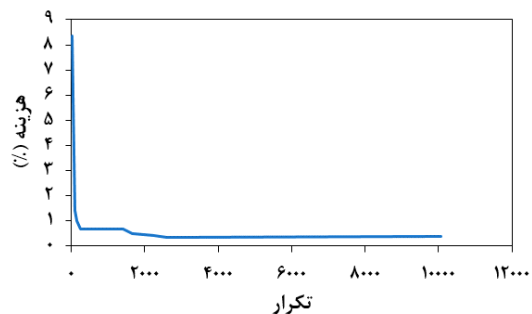
$$W_{hidden} = \begin{bmatrix} W_{1-1} & W_{1-2} & W_{1-3} & W_{1-4} & W_{1-5} & W_{1-6} & W_{1-7} \\ W_{2-1} & W_{2-2} & W_{2-3} & W_{2-4} & W_{2-5} & W_{2-6} & W_{2-7} \\ 1995.39 & -2577.54 & 130.18 & & & & \\ -1445.85 & 425.34 & 71.56 & & & & \\ & -333.81 & -1355.90 & -1537.10 & -443.11 & & \\ & 180.92 & 3215.82 & 2709.86 & -203.09 & & \end{bmatrix} \quad (12)$$

$$W_{bias} = [W_{1-b} \ W_{2-b} \ W_{3-b} \ W_{4-b} \ W_{5-b} \ W_{6-b} \ W_{7-b}] \quad (13)$$

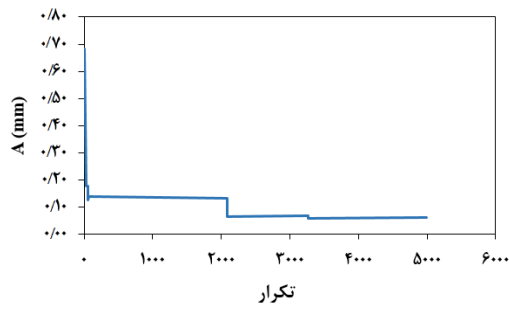
$$= [3659.31 \ 439.76 \ -473.86 \ -346.63] \quad -1710.29325261461 \ -4931.45 \ 1295.1$$

$$W_{out} = [W_{1-x} \ W_{2-x} \ W_{3-x} \ W_{4-x} \ W_{5-x} \ W_{6-x} \ W_{7-x}] \quad (14)$$

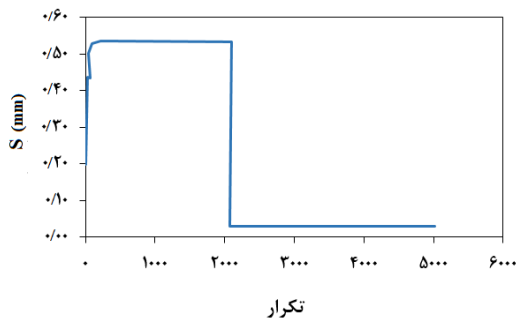
$$= [1743.72 \ 303.19 \ -24.64 \ -1848.41 \ -1597.45 \ -2304.13 \ 772.90]$$



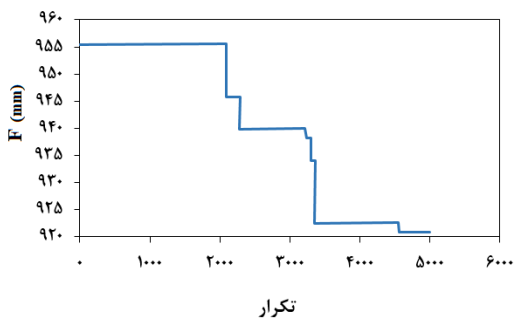
شکل ۱۹) نمودار تابع هزینه و حداقل شدن آن برای محاسبه ضرایب وزنی شبکه عصبی تخمین زننده F



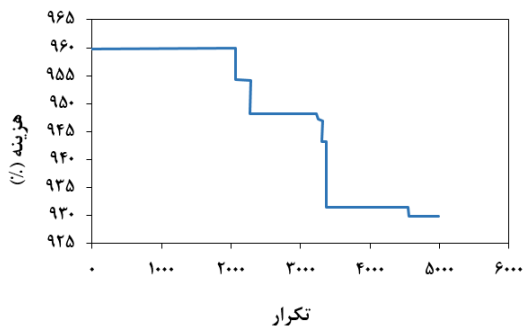
شکل ۲۴) نمودار تغییرات A به سمت بهینه شدن



شکل ۲۵) نمودار تغییرات S به سمت بهینه شدن



شکل ۲۶) نمودار تغییرات F به سمت بهینه شدن



شکل ۲۷) نمودار تغییرات تابع هزینه به سمت بهینه شدن

جدول ۹) مقایسه نتایج نسبت ضخامت (TR) در حالت بهینه سازی و شبیه سازی عددی

حالت	بهینه سازی	شبیه سازی	اختلاف
AS	۰/۹۷۶	۱/۱۲	۱۳٪
SA	۰/۵	۰/۵۸	۱۴٪

$$W_{bias} = [W_{1-b} \ W_{2-b} \ W_{3-b} \ W_{4-b} \ W_{5-b} \ W_{6-b} \ W_{7-b}] \quad (۱۹)$$

$$= [1.67 \ 3.33 \ -5.29 \ 7.89 \ -7.15 \ -1.91 \ 2.63]$$

$$W_{out} = [W_{1-x} \ W_{2-x} \ W_{3-x} \ W_{4-x} \ W_{5-x} \ W_{6-x} \ W_{7-x}] \quad (۲۰)$$

$$= [2.32 \ 5.35 \ -1.07 \ -0.32 \ 1.0 \ -5.34 \ 7.82]$$

برای ضریب بایاس خروجی ۷/۵۸- نتیجه شده است.

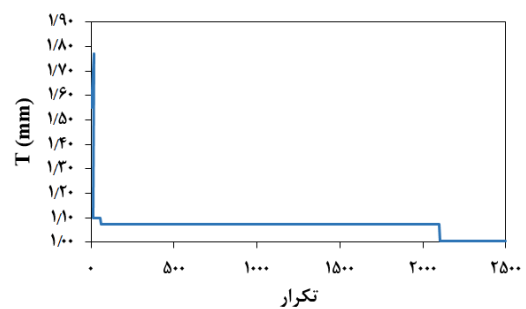
۵-۲-۲ بهینه کردن توابع

مشابه حالت قبل، در حالت تماس لایه فولاد با ابزار نیز از الگوریتم ژنتیک با تمامی شرایط بیان شده در بخش ۴-۲-۱، بهینه سازی بر روی تابع هزینه صورت گرفته است. جدول ۸ نتایج ۵ بار اجرای فرایند بهینه سازی را نمایش می دهد. نمودارهای نتایج حاصل از بهینه سازی در شکل های ۲۲ تا ۲۷ نشان داده شده است.

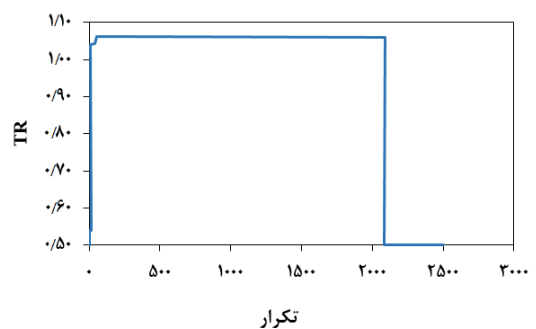
جهت ارزیابی دقت پیش بینی انجام شده در روند بهینه سازی، با انجام شبیه سازی عددی با استفاده از پارامترهای بهینه بدست آمده بر مبنای اطلاعات جدول های ۷ و ۸، نتایج حاصل از شبیه سازی با نتایج بهینه سازی مطابق جدول ۹ مقایسه شده اند. این مقایسه نشان می دهد بهینه سازی انجام شده از دقت مناسبی برخوردار است.

جدول ۸) روند بهینه سازی در ۵ بار اجرای فرایند در حالت SA

شماره تکرار	TR	T (mm)	F (N)	S (mm)	A (mm)
۱	۰/۵۰۰۰	۱/۰۰۰۱	۹۱۰/۸۵	۰/۱۶۸	۰/۳۲۸
۲	۰/۵۰۰۰	۱/۰۰۰۲	۹۰۶/۴۶	۰/۱۶۸	۰/۳۲۸
۳	۰/۵۰۰۰	۱/۰۰۰۷	۹۲۱/۶۶	۰/۱۶۹	۰/۳۳۱
۴	۰/۵۰۰۰	۱/۰۰۲۳	۹۴۱/۱۱	۰/۱۷۰	۰/۳۳۷
۵	۰/۵۰۰۰	۱/۰۰۰۶	۹۲۰/۶۳	۰/۱۶۹	۰/۳۳۰



شکل ۲۲) نمودار تغییرات T به سمت بهینه شدن



شکل ۲۳) نمودار تغییرات TR به سمت بهینه شدن

- Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture. 2004;218(11):1453-9.
- 4- Dufloy J, Verbert J, Belkassem B, Gu J, Sol H, Henrard C, et al. Process window enhancement for single point incremental forming through multi-step toolpaths. CIRP annals. 2008;57(1):253-6.
- 5-Hamilton K, Jeswiet J. Single point incremental forming at high feed rates and rotational speeds: Surface and structural consequences. CIRP annals. 2010;59(1):311-4.
- 6-Manco G, Ambrogio G. Influence of thickness on formability in 6082-T6. International Journal of Material Forming. 2010;3(1):983-6.
- 7-Skjoedt M, Silva MB, Martins P, Bay N. Strategies and limits in multi-stage single-point incremental forming. The Journal of Strain Analysis for Engineering Design. 2010;45(1):33-44.
- 8-Zhang C, Xiao HF. Incremental forming path-generated method based on the intermediate models of bulging simulation. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology. 2013;67(9-12):2837-44.
- 9-Mirnia M, Dariani BM, Vanhove H, Dufloy J. Thickness improvement in single point incremental forming deduced by sequential limit analysis. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology. 2014;70(9-12):2029-41.
- 10-Mohammadi Najafabadi H, Atae AA, Sharififar M. Numerical and Experimental Investigation of Incremental Sheet Metal Forming Parameters and Multi-objective Optimization Using Neural-genetic Algorithm. Modares Mechanical Engineering. 2014;14(2):167-74.
- 11-Zahedi A, Mollaei-Dariani B, Morovvati MR. Numerical and experimental investigation of single point incremental forming of two layer sheet metals. Modares Mechanical Engineering. 2015;14(14):1-8.
- 12-Esmaeili AR, Keshavarz M, Mojra A. Optimization of hyperelastic model parameters of soft tissue based on genetic algorithm utilizing experimental mechanical dataset. Modares Mechanical Engineering. 2015;15(9):134-40.
- 13- Pak A, Deilami Azodi H, Mahmoudi M. Investigation of Ultrasonic Assisted Incremental Sheet Metal Forming Process. Modares Mechanical Engineering. 2015; 14 (11) :106-114. (In Persian)
- 14-Esmaeilpour R, Kim H, Park T, Pourboghrat F, Mohammed B. Comparison of 3D yield functions for finite element simulation of single point incremental forming (SPIF) of aluminum 7075. International Journal of Mechanical Sciences. 2017; 133:544-54.
- 15-Chang Z, Li M, Chen J. Analytical modeling and experimental validation of the forming force in several typical incremental sheet forming processes. International Journal of Machine Tools and Manufacture. 2019; 140:62-76.
- 16-Feng F, Li J, Chen R, Huang L, Su H, Fan S. Multi-point die electromagnetic incremental forming for large-sized sheet metals. Journal of Manufacturing Processes. 2021; 62:458-70.
- 17-Mirzaloo A, Abdollahzadeh Gavvani M, Ahmadi S, Donyavi A. Investigation of factors affecting strain distribution in the process Round cross-section roll

۴- نتیجه‌گیری

در این مقاله با استفاده از بهینه‌سازی چند هدفه شکل‌دهی نموی ورق دولایه AA3105-St12 بر مبنای الگوریتم ژنتیک، شرایط بهینه برای ضخامت ورق دولایه و نسبت ضخامت لایه‌های تشکیل‌دهنده در حالت‌های مختلف تماس هر یک از لایه‌ها با ابزار شکل‌دهی برای دستیابی به حداقل نیروی عمودی وارد بر ابزار و حداقل کاهش ضخامت لایه‌ها بدست آورده شد. به این منظور در حالت‌های مختلف فرایند نیروی وارد بر ابزار و ضخامت نهایی لایه‌ها با کمک شبیه‌سازی اجزای محدود فرایند تعیین گردید و با کمک شبکه عصبی مصنوعی مدلی برای تخمین نیرو و ضخامت نهایی لایه‌ها بر حسب پارامترهای ورودی استخراج شد. همچنین آزمایش‌های تجربی شکل‌دهی نموی ورق دولایه AA3105-St12 با هدف ارزیابی درستی نتایج عددی انجام شد. در حالت‌های مختلف تماس لایه آلومینیومی یا لایه فولادی با ابزار شکل‌دهی، ضخامت بهینه ورق دولایه و نسبت بهینه ضخامت لایه‌ها تعیین گردید. مطابق نتایج در حالت تماس لایه آلومینیومی با ابزار مقدار خطا پس از ۱۵۰۰۰ تکرار الگوریتم ژنتیک به صفر رسید. ضخامت بهینه ورق دولایه ۲ میلی‌متر و نسبت بهینه ضخامت لایه‌ها ۰/۵ بدست آمد. در حالت تماس لایه فولادی با ابزار پس از ۱۰۰۰۰ تکرار خطا به صفر همگرا شد و ضخامت بهینه و نسبت بهینه ضخامت لایه‌ها به ترتیب ۳ میلی‌متر و ۰/۶ تعیین گردید.

تشکر و قدردانی: نویسندگان این مورد را بیان نکردند.

تأییدیه اخلاقی: این مقاله تاکنون در نشریه دیگری (به‌طور کامل یا بخشی از آن) به چاپ نرسیده و همچنین برای بررسی و چاپ به نشریه دیگری ارسال نشده است. محتوای علمی و ادبی مقاله حاضر مستخرج از فعالیت علمی نویسندگان می‌باشد. نویسندگان مقاله عهده دار صحت نتایج می‌باشند.

تعارض منافع: نویسندگان اعلام می‌کنند که این اثر حاصل پژوهشی مستقل بوده، هیچگونه تضاد منافی با اشخاص و یا سازمانهای دیگر ندارد.

سهم نویسندگان: نویسندگان این مورد را بیان نکردند.

منابع مالی: تامین هزینه‌ها با استفاده از اعتبارات دانشگاه صنعتی اراک صورت پذیرفته است.

منابع

- 1-Petek A, Jurisevic B, Kuzman K, Junkar M. Comparison of alternative approaches of single point incremental forming processes. Journal of materials processing technology. 2009;209(4):1810-5.
- 2-Kim T, Yang D-Y. Improvement of formability for the incremental sheet metal forming process. International Journal of Mechanical Sciences. 2000;42(7):1271-86.
- 3-Young D, Jeswiet J. Wall thickness variations in single-point incremental forming. Proceedings of the

forming using experimental design method. Journal of Mechanical Engineering Amirkabir. 2017; 49 (2): 413-22. (in persian)

18-Zubillaga O, Cano F, Azkarate I, Molchan I, Thompson G, Cabral A, et al. Corrosion performance of anodic films containing polyaniline and TiO₂ nanoparticles on AA3105 aluminium alloy. Surface and Coatings Technology. 2008; 202(24):5936-42.

19-LI J-c, Chong L, ZHOU T-g. Thickness distribution and mechanical property of sheet metal incremental forming based on numerical simulation. Transactions of Nonferrous Metals Society of China. 2012; 22: s54-s60.