Downloaded from mme.modares.ac.ir at 9:27 IRST on Saturday January 8th 2022

ISSN: 2476-6909; Modares Mechanical Engineering. 2022;22(02):121-132

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*],
Rezaee[1] S.[1],
Badparva B.[2],
Zeinolabedin Beygi A.[2]

How to cite this article
Deilami Azodi H, Rezaee1 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
ePublished: 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.

Copyright© 2020, TMU Press. This open-access article is published under the terms of the Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License which permits Share (copy and redistribute the material in any medium or format) and Adapt (remix, transform, and build upon the material) under the Attribution-NonCommercial terms.

Downloaded from mme.modares.ac.ir at 9:27 IRST on Saturday January 8th 2022

تعیین ورق دولایه AA3105-St12 بهینه در فرایند شکل‌دهي 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 زین العابدین بیگی
گروه ساخت و تولید، دانشکده مهندسی مکانیک، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران.

چکیده
شکل‌دهی نموی ورق، فرایند انعطاف‌پذیري است که در آن ورق فلزي به تدریج با حرکت ابزار در فضاي آزاد شکل می‌گیرد. با توجه به این که ورق به صورت موضعی شکل‌دهی می‌شود و نیروها متمرکز بر منطقه تماس ابزار با ورق هستند، شکل‌پذیري ورق در این فرایند در مقایسه با سایر روش‌های معمول شکل‌دهی افزایش می‌یابد. در این مطالعه با شبیه سازی 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 شبیه سازی با مقایسه آن‌ها با نتایج حاصل از آزمایش‌های تجربی ارزیابی شده‌است. 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 شده‌است. 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 یا 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@arakut.ac.ir

۱- مقدمه
شکل‌دهی نموی ورق، فرایندی انعطاف پذیر است که در آن ورق فلزي به تدریج با حرکت ابزار در فضاي آزاد بدون حضور قالب شکل می‌گیرد؛ این مسئله باعث انعطاف‌پذیري فرایند براي 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، شکل‌پذیري 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 راه حل‌ها به عنوان کاندیداها توسط تابع ارزیاب 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 المان‌هاي مثلثی، توزیع ضخامت را براي اشکال غیرمتقارن محوري محاسبه کردند؛ سپس یک فرایند دو مرحله‌اي 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 مرحله‌اي در مقایسه با فرایند یک مرحله‌ای، توزیع ضخامت بهبود پیدا می‌کند و شکل پذیري ورق افزایش می‌یابد. یانگ (Young) و همکاران[3] بصورت تجربی SPIF دو مرحله‌اي قطعه مخروطی را بررسی کردند. با انجام فرایند بصورت دو مرحله‌اي شکل‌پذیري با تاخیر انداختن شکل‌گیري مناطق با نازك‌شدگی بیش از حد افزایش پیدا کرد اما سبب کمتر شدن نازك شدگی نگردید و تنها محل نازك‌شدگی را در یک مخروط °۷۰ تغییر داد. دافلو (Duflou) و همکاران[4] SPIF قطعه استوانه‌ای را با استفاده از پنج مرحله بصورت تجربی بررسی کردند. آن‌ها شکل‌هاي میانی را بصورت افزایش زاویهٔ دیوار به میزان °۱۰ در هر مرحله در نظر گرفتند و استفاده از چند مرحله شکل دادن در مقایسه با شکل‌دهی نموی یک مرحله‌اي را به‌عنوان راهکاري براي به تاخیر انداختن نازك‌شدگی زود هنگام معرفی کردند. یکی از عیوب این استراتژي برآمدگی کف ظرف می‌باشد. همیلتون (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 رابطهٔ ارائه شده منتج از تحلیل نتایج تجربی، قطر ابزار تاثیر چشم‌گیری بر

Downloaded from mme.modares.ac.ir at 9:27 IRST on Saturday January 8th 2022

ضخامت کمینه ندارد. با افزایش گام عمودی ضخامت کمینه افزایش می‌یابد. اسکجودت (Skjoedt) و همکاران[7] بصورت تجربی و عددي تاثیر جهت حرکت ابزار بین مراحل متوالی در شکل‌دهی نموی تک نقطه‌اي را بر توزیع کرنش و توزیع ضخامت محصول نهایی بررسی کردند. آن‌ها ساخت یک ظرف استوانه‌اي در پنج مرحله را مطالعه کردند و نتیجه گرفتند که جهت حرکت ابزار پارامتر تاثیرگذاري می‌باشد. ژانگ (Zhang) و همکاران[8] براساس شبیه‌سازي عددي فرایند هیدرو بالجینگ یک نیم‌کره، یک استراتژي چند مرحله‌اي براي SPIF ارائه و توزیع ضخامت را مورد بررسی قرار دادند. در استراتژي بیان شده، شکل‌هاي میانی همان شکل‌هاي بدست آمده توسط فرایند هیدروبالجینگ در زمان‌هاي متفاوت می‌باشد. میرنیا و همکاران[9] با ارائه یک استراتژي تغییر شکل سه مرحله‌اي جدید براي SPIF یک مخروط آلومینیومی با زاویه دیوار °۷۰، نازك شدگی را از مقدار ۷۴٪ در حالت تک مرحله‌اي به ۵۱٪ در حالت سه مرحله‌اي کاهش دادند که نسبت به استراتژي‌هاي قبلی مقایسه شده، کمترین مقدار نازك 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 فنری و حداقل کاهش ضخامت دست یافتند. زاهدی و همکاران[11] شکل‌پذیري ورق‌هاي دو لایه ساخته شده از آلومینیوم ۱۰۵۰ و فولاد کم‌کربن در فرایند شکل‌دهی نموی تک نقطه‌اي مورد بررسی عددي و تجربی قرار دادند. براي تعیین ارتفاع شکست ورق دو لایه، از منحنی نیروي حاصل از شبیه سازي-ها استفاده شد. نتایج حاصل نشان می‌داد که کرنش پلاستیک بیشتري 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 عمودي، با این که باعث افزایش سرعت فرایند می‌شوند ولی تأثیر عکس بر روي زاویه حد شکل‌دهی دارند. اسماعیلی و همکاران[12] به بهینه سازی 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 شکل‌دهی‌افزایشی 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 شبیه سازی اجزای محدود شکل‌دهی نموی تک نقطه‌ای پرداختند. 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 اندازهٔ 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 پیش بینی 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 تغییرشکل 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 مطالعهٔ 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- مطالعهٔ 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 شده‌است. خواص مکانیکی و مشخصات کامل ورق‌های مورد استفاده در جدول ۱ نشان داده شده‌است. ترکیبات شیمیایی آن‌ها در جدول‌های ۲ و ۳ آورده شده‌است. برای اتصال لایه‌ها از

Downloaded from mme.modares.ac.ir at 9:27 IRST on Saturday January 8th 2022

چسب پلی اورتان استفاده شده‌است. 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 نموی 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 ۱۲۵×۱۷۰×۱۷۰ 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 نموی سرکروی ساخته شده از یک ساچمه از جنس آلیاژ فولاد کروم‌دار AISA 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 نموی سرکروی ساخته شده از یک ساچمه از جنس آلیاژ فولاد کروم‌دار AISA 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.

در شکل ۳ نمونه‌هایی از قطعات تولید شده توسط آزمایش‌های تجربی، آورده شده است.

۳- شبیه سازی اجزای محدود

شبیه‌سازی عددی فرایند شکل‌دهی نموی 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 بعدي انجام شده‌است. ابزار شکل‌دهی بصورت پوسته سه‌بعدی صلب (Discrete rigid) مدل شده‌است. 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

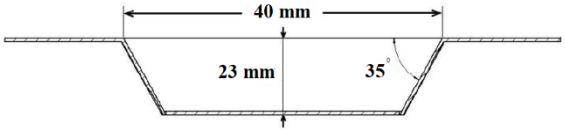
خواص	آلومینیوم AA3105	فولاد St12
ضخامت (میلیمتر)	۰/۵	۰/۵
مدول یانگ (مگاپاسکال)	۷۰۰۰۰	۲۱۰۰۰۰
چگالی(کیلوگرم بر متر مکعب)	۲۷۰۰	۷۸۰۰
ضریب پواسون	۰/۳۳	۰/۳
تنش تسلیم (مگاپاسکال)	۶۲	۱۴۰
استحکام کششی (مگاپاسکال)	۳۰۲	۵۴۸
توان کرنش سختی	۰/۲۲۹	۰/۱۰۳

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

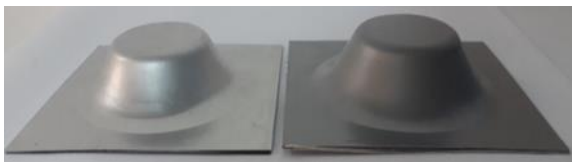
جدول ۳) ترکیب شیمیایی ورق آلیاژ آلومینیوم AA3105 [18]

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 ۱) شماتیک قطعه نهایی

شکل ۲) دستگاه فرز CNC



شکل ۳) نمونه‌های تولید شده در آزمایش‌های تجربی

Downloaded from mme.modares.ac.ir at 9:27 IRST on Saturday January 8th 2022

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 شده‌است[19].

مسیر ابزار شکل‌دهی بصورت دایره‌اي با گام عمودي ثابت (مسیر پلکانی) با پارامترهای گام و سرعت پیشروی مشابه آزمایش‌های تجربی در نظر گرفته شده است. نمونه ورق شکل داده‌شده در شبیه‌سازی عددی در شکل ٤ نشان داده شده است.

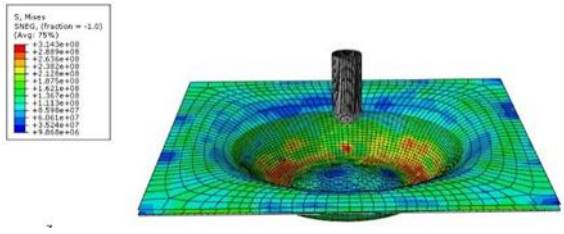
شبیه‌سازی شکل‌دهی نموی ورق دولایه AA3105- St12 با ضخامت‌های کل مختلف، همچنین نسبت‌های ضخامت متفاوت برای لایه‌های تشکیل‌دهنده و در حالت‌های تماس لایه آلومینیومی و یا لایه فولادی با ابزار شکل‌دهی انجام شده است. در شبیه‌سازی‌ها و آزمایش‌های تجربی، نسبت ضخامت از نسبت لایه بالایی (در حال تماس با ابزار) به 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 شده‌است.

۴- نتایج و بحث

۴-۱ مقایسه نتایج عددی و تجربی

جهت ارزیابی نتایج شبیه سازی، 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 ٦ 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.

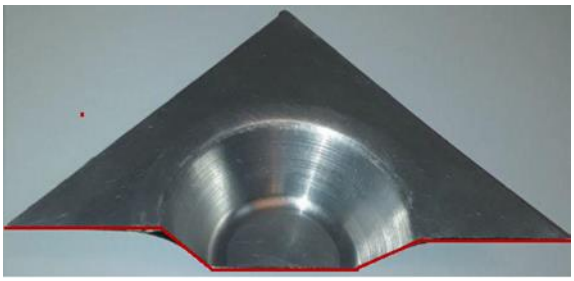
با توجه به مقایسه نتایج حاصل از آزمایش‌های تجربی و شبیه‌سازی عددی در حالت‌های AS و SA که در شکل‌های ۶ و ۷ مشاهده شد، می‌توان از دقت بالای نتایج اطمینان حاصل کرد که در جدول ۵ نتایج مقایسه، آورده شده است.



شکل ۴) ورق شکل داده شده در شبیه‌سازی اجزا محدود

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	۰/۶۶۶۶۶۶۷	۲	۰/۵
۳	SA	۰/۶۶۶۶۶۶۷	۱/۳۳۳۳۳۳	۲	۰/۵
۴	AS	۲	۱	۳	۰/۵
۵	AS	۰/۶۶۶۶۶۶۷	۱/۳۳۳۳۳۳	۲	۲
۶	AS	۰/۵	۰/۵	۱	۱
۷	AS	۰/۳۳۳۳۳۳	۰/۶۶۶۶۶۶۷	۱	۲
۸	SA	۱/۵	۱/۵	۳	۱
۹	AS	۱	۲	۳	۲
۱۰	AS	۰/۶۶۶۶۶۶۷	۰/۳۳۳۳۳۳	۱	۰/۵
۱۱	SA	۱/۳۳۳۳۳۳	۰/۶۶۶۶۶۶۷	۲	۲
۱۲	AS	۱/۵	۱/۵	۳	۱
۱۳	SA	۰/۶۶۶۶۶۶۷	۰/۳۳۳۳۳۳	۱	۲
۱۴	SA	۰/۳۳۳۳۳۳	۰/۶۶۶۶۶۶۷	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 نمونهٔ 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 ازآزمایش‌های تجربی بین دو حالت AS و SA وجود دارد که در جدول ٦ آورده شده است.

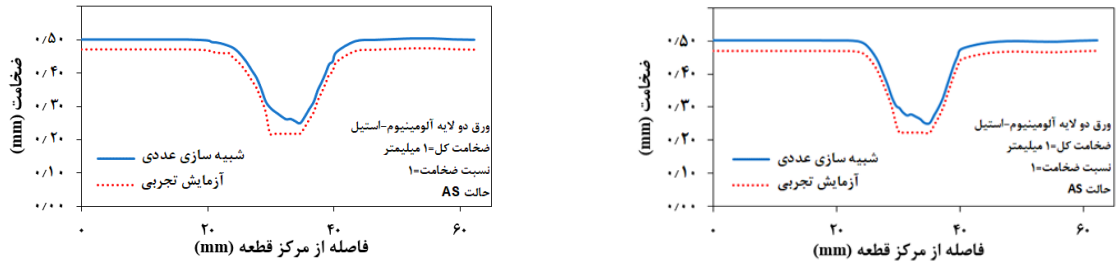
با استفاده از اطلاعات بدست آمده از نتایج شبیه‌سازی عددی که در جدول ٤ نشان داده شده است، بهینه-سازی فرایند در حالتAS و SA انجام شد. هدف از این بهینه‌سازی‌ها، یافتن پارامترهای بهینهٔ فرایند جهت به‌دست آوردن حداقل نیروی عمودی و حداقل کاهش ضخامت می‌باشد. در ادامه، ابتدا بهینه‌سازی فرایند در حالت AS انجام می‌گیرد و پارامترهای بهینه و مقدار بهینهٔ آن‌ها بدست خواهد آمد. همین روند برای حالت SA نیز حاکم است.

۴-۱- بهینه سازی فرایند در حالت AS

۴-۱-۱- 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 شبکهٔ عصبی تعریف می‌شود؛ به عبارت دیگر سه شبکه عصبی برای تخمین مقادیر نیرو (F)، ضخامت

Downloaded from mme.modares.ac.ir at 9:27 IRST on Saturday January 8th 2022

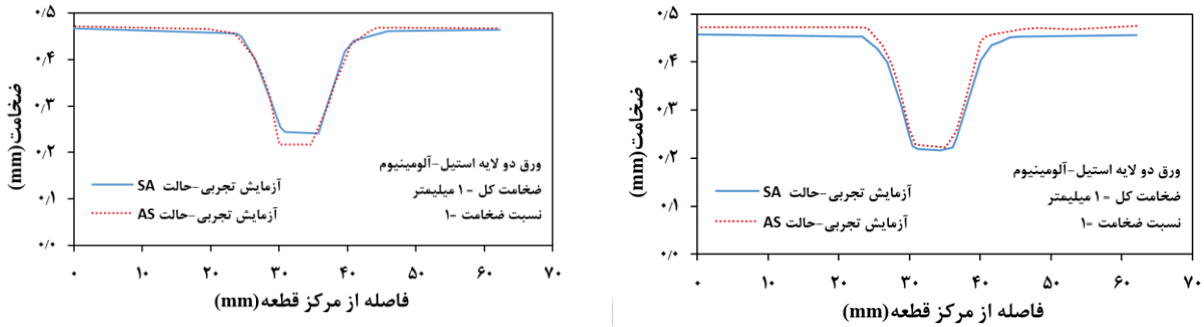


(ب) (الف)

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



(ب) (الف)

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

جدول ۵) اختلاف نتایج حاصل از آزمایش‌های تجربی و شبیه سازی عددی

حالت شبیه سازی عددی و آزمایش تجربی	اختلاف
لایه آلومینیوم AS	% ۸
لایه استیل AS	% ۶/۵
لایه آلومینیوم SA	% ۷/۵
لایه استیل SA	% ۶

جدول ۶) اختلاف نتایج آزمایش های تجربی بین دو حالت مختلف

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

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

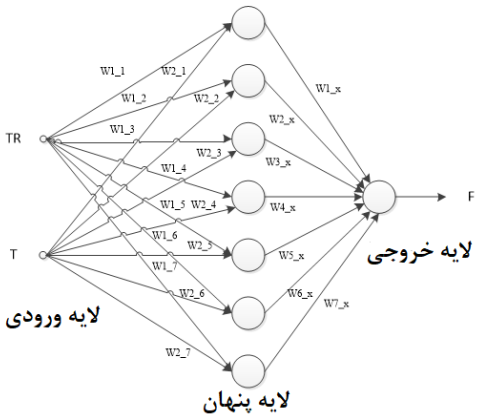
ساختار شبکه عصبی مورد استفاده، مطابق شکل ۹، دارای ۷ لایه پنهان یا میانی و یک طبقه در خروجی به منظور تعیین مقدار نهایی تابع است. توابع فعال‌ساز لایه‌های میانی از نوع سیگموید به صورت رابطه ۱ است:

$$O = Sigmoid(X) = \frac{1}{1+e^{-nx}} \quad (۱)$$

که مقدار n در این تابع برابر با ۱ درنظر 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

Downloaded from mme.modares.ac.ir at 9:27 IRST on Saturday January 8th 2022

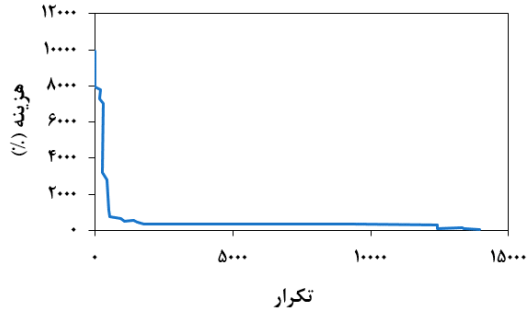


شکل ۹) شبکه عصبی تخمین زننده نیرو (F)

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 لونبرگ- مارگارنت و غیره می‌توان استفاده نمود. در این پژوهش از روش الگوریتم ژنتیک برای به‌دست 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 درنظر 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 الگورتیم 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.

$$W_{hidden} = \begin{bmatrix} W_{1-1} & W_{1-2} & W_{1-3} & W_{1-4} & W_{1-5} & W_{1-6} & W_{1-7} \\ W_{2-1} & W_{2-2} & W_{2-3} & W_{2-4} & W_{2-5} & W_{2-6} & W_{2-7} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 315.50 & 620.83 & -352.00 & -1480.51 & -37.68 & 4661.71 & -4099.46 \\ 2435.57 & 1376.76 & -468.98 & 23.03 & -455.95 & -3338.13 & 2220.44 \end{bmatrix} \quad (۲)$$



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

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

$$W_{bias} = [W_{1-b} \quad W_{2-b} \quad W_{3-b} \quad W_{4-b} \quad W_{5-b} \quad W_{6-b} \quad W_{7-b}] = [-3068.97 \quad -3995.88 \quad 1759.82 \quad 1409.68 \quad 475.23 \quad 2012.18 \quad -3728.48] \quad (۳)$$

همچنین ضرایب وزنی لایه خروجی مطابق رابطه ۴ است.

$$W_{out} = [W_{1-x} \quad W_{2-x} \quad W_{3-x} \quad W_{4-x} \quad W_{5-x} \quad W_{6-x} \quad W_{7-x}] = [1821.76 \quad 2102.92 \quad -23.66 \quad 107.41 \quad 55.77 \quad 75.51 \quad 992.07] \quad (۴)$$

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 به‌دست آمده است.

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

$$W_{hidden} = \begin{bmatrix} W_{1-1} & W_{1-2} & W_{1-3} & W_{1-4} & W_{1-5} & W_{1-6} & W_{1-7} \\ W_{2-1} & W_{2-2} & W_{2-3} & W_{2-4} & W_{2-5} & W_{2-6} & W_{2-7} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0.42 & 3.96 & -6.21 & -0.98 & 2.16 & 3.01 & -4.29 \\ -9.06 & -4.55 & 0.64 & 1.43 & 2.32 & -2.90 & -6.92 \end{bmatrix} \quad (۵)$$

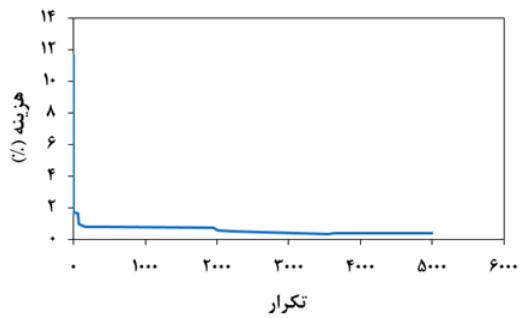
$$W_{bias} = [W_{1-b} \quad W_{2-b} \quad W_{3-b} \quad W_{4-b} \quad W_{5-b} \quad W_{6-b} \quad W_{7-b}] = [8.29 \quad 6.98 \quad 0.51 \quad 0.95 \quad -9.18 \quad -4.18 \quad 7.47] \quad (۶)$$

$$W_{out} = [W_{1-x} \quad W_{2-x} \quad W_{3-x} \quad W_{4-x} \quad W_{5-x} \quad W_{6-x} \quad W_{7-x}] = [7.48 \quad 0.026 \quad 8.83 \quad -3.92 \quad -0.55 \quad -9.74 \quad -9.29] \quad (۷)$$

مقدار بایاس خروجی ۳/۳۸ می‌باشد.

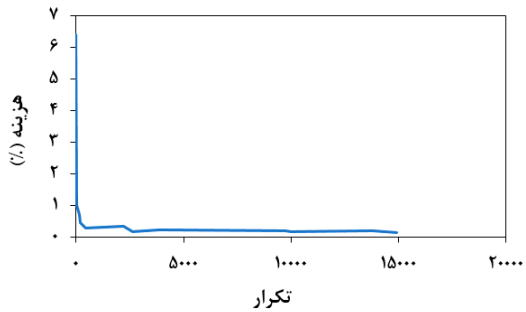
برای خروجی تابع S نیز با روندی مشابه توابع F و A، نتایج مطابق شکل ۱۲ بدست آمده است.

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

Downloaded from mme.modares.ac.ir at 9:27 IRST on Saturday January 8th 2022



شکل ۱۲) نمودار تابع هزینه و حداقل شدن آن برای محاسبه ضرایب وزنی شبکه عصبی تخمین زننده S

$$W_{hidden} = \begin{bmatrix} W_{1-1} & W_{1-2} & W_{1-3} & W_{1-4} & W_{1-5} & W_{1-6} & W_{1-7} \\ W_{2-1} & W_{2-2} & W_{2-3} & W_{2-4} & W_{2-5} & W_{2-6} & W_{2-7} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 3.60 & 5.94 & 7.39 & -0.16 & 6.73 & -1.97 & -3.08 \\ 2.08 & -5.82 & -1.25 & 1.00 & 1.08 & -8.50 & 4.68 \end{bmatrix} \quad (۸)$$

$$W_{bias} = [W_{1-b} \quad W_{2-b} \quad W_{3-b} \quad W_{4-b} \quad W_{5-b} \quad W_{6-b} \quad W_{7-b}] = [-1.74 \quad 5.19 \quad 1.13 \quad -4.16 \quad -3.85 \quad 9.05 \quad 2.71\ ] \quad (۹)$$

$$W_{bias} = [W_{1-b} \quad W_{2-b} \quad W_{3-b} \quad W_{4-b} \quad W_{5-b} \quad W_{6-b} \quad W_{7-b}] = [-1.74 \quad 5.19 \quad 1.13 \quad -4.16 \quad -3.85 \quad 9.05 \quad 2.71\ ] \quad (۱۰)$$

مقدار بایاس خروجی ۳/۶۵ است.

۴-۱-۲ 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 S وA است، در نتیجه تابع هزینه به صورت رابطه ۱۱ تعریف می‌گردد:

$$Cost = |F| + \left|\frac{1}{S}\right| + \left|\frac{1}{A}\right| \quad (۱۱)$$

اگر تابع هزینه فوق حداقل گردد، آنگاه شرایط بهینه شدن توابع F، S و A فراهم می‌شود. برای حل مسئله از الگوریتم ژنتیک با ۱۰۰ کروموزم استفاده شده‌است. 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

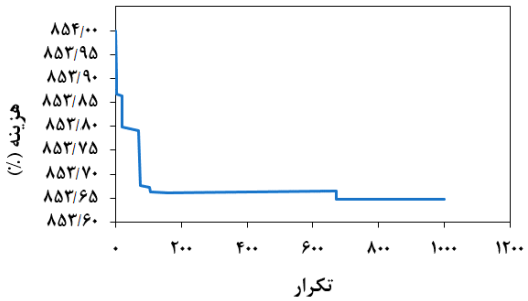
شماره تکرار	TR	T (mm)	F (N)	S (mm)	A (mm)
۱	۰/۹۷۵	۱/۱۳۰	۸۴۸/۶۲	۰/۳۴۰۲	۰/۴۷۵
۲	۰/۹۷۵	۱/۱۲۹	۸۴۸/۶۲	۰/۳۴۰۷	۰/۴۷۶
۳	۰/۹۷۳	۱/۱۲۵	۸۴۸/۶۴	۰/۳۴۰۹	۰/۴۷۷
۴	۰/۹۸۰	۱/۱۳	۸۴۸/۶۲	۰/۳۴۱	۰/۴۷۸
۵	۰/۹۷۹	۱/۱۲۷	۸۴۸/۶۲	۰/۳۳۹	۰/۴۷۴

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

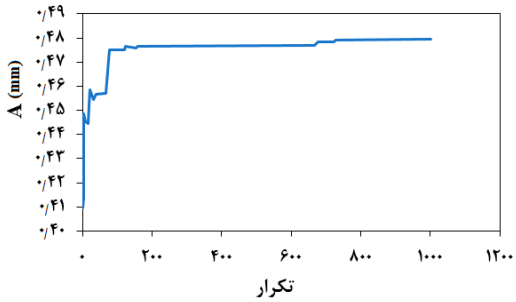
۴-۲ بهینه‌سازی فرایند در حالت SA

۴-۲-۱ محاسبه توابع مورد نیاز

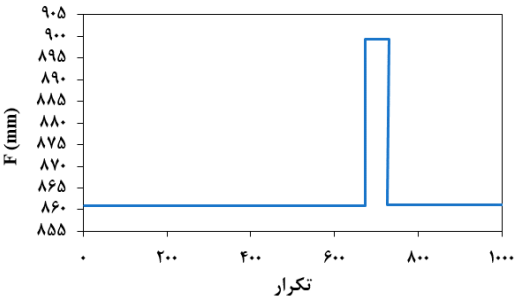
برای به‌دست آوردن توابع خروجی بر حسب متغیرهای ورودی در این بخش نیز مانند بخش ۴-۱ از روش شبکه عصبی استفاده شده است. در لایه میانی ۷ پرسپترون و در خروجی یک پرسپترون استفاده شده -است. برای یادگیری شبکه عصبی و



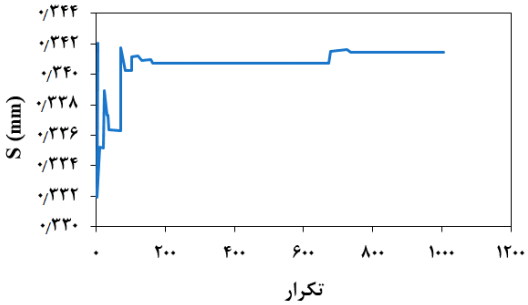
شکل ۱۳) نمودار تابع هزینهٔ بهینه شده



شکل ۱۴) نمودار تغییرات A به سمت بهینه شدن

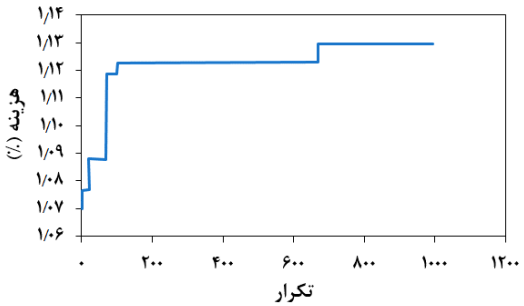


شکل ۱۵) نمودار تغییرات F به سمت بهینه شدن

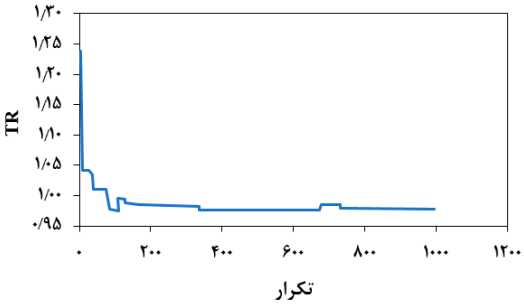


شکل ۱۶) نمودار تغییرات S به سمت بهینه شدن

Downloaded from mme.modares.ac.ir at 9:27 IRST on Saturday January 8th 2022



شکل ۱۷) نمودار تغییرات T به سمت بهینه شدن



شکل ۱۸) نمودار تغییرات TR به سمت بهینه شدن

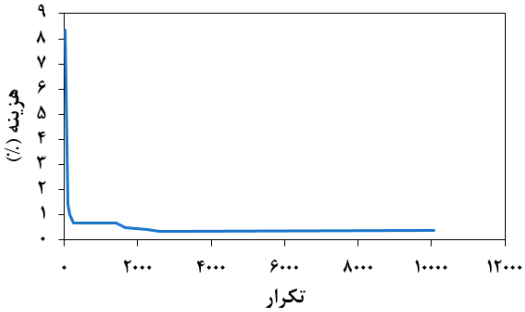
به‌دست آوردن ماتریس‌های ضرایب وزنی از روش الگوریتم ژنتیک استفاده شده است. برای ضریب بایاس خروجی ۳/۰۴۴ – به‌دست آمده است. نتایج برای تابع F نیز به صورت شکل ۱۹ حاصل شده است.

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

$$W_{hidden} = \begin{bmatrix} W_{1-1} & W_{1-2} & W_{1-3} & W_{1-4} & W_{1-5} & W_{1-6} & W_{1-7} \\ W_{2-1} & W_{2-2} & W_{2-3} & W_{2-4} & W_{2-5} & W_{2-6} & W_{2-7} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1995.39 & -2577.54 & 130.18 & -333.81 & -1355.90 & -1537.10 & -443.11 \\ -1445.85 & 425.34 & 71.56 & 180.92 & 3215.82 & 2709.86 & -203.09 \end{bmatrix} \quad (۱۲)$$

$$W_{bias} = [W_{1-b} \quad W_{2-b} \quad W_{3-b} \quad W_{4-b} \quad W_{5-b} \quad W_{6-b} \quad W_{7-b}] = [3659.31 \quad 439.76 \quad -473.86 \quad -346.63 \quad -1710.29325261461 \quad -4931.45 \quad 1295.1] \quad (۱۳)$$

$$W_{out} = [W_{1-x} \quad W_{2-x} \quad W_{3-x} \quad W_{4-x} \quad W_{5-x} \quad W_{6-x} \quad W_{7-x}] = [1743.72 \quad 303.19 \quad -24.64 \quad -1848.41 \quad -1597.45 \quad -2304.13 \quad 772.90] \quad (۱۴)$$



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

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.

$$W_{hidden} = \begin{bmatrix} W_{1-1} & W_{1-2} & W_{1-3} & W_{1-4} & W_{1-5} & W_{1-6} & W_{1-7} \\ W_{2-1} & W_{2-2} & W_{2-3} & W_{2-4} & W_{2-5} & W_{2-6} & W_{2-7} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -6.51 & -0.23 & 1.13 & 9.54 & 7.23 & -9.99 & 0.26 \\ 1.17 & -3.82 & -0.61 & -2.80 & 5.48 & 0.42 & -0.96 \end{bmatrix} \quad (۱۵)$$

$$W_{bias} = [W_{1-b} \quad W_{2-b} \quad W_{3-b} \quad W_{4-b} \quad W_{5-b} \quad W_{6-b} \quad W_{7-b}] = [0.078 \quad 3.03 \quad -2.05 \quad -2.92 \quad -7.40 \quad 2.43 \quad 4.03] \quad (۱۶)$$

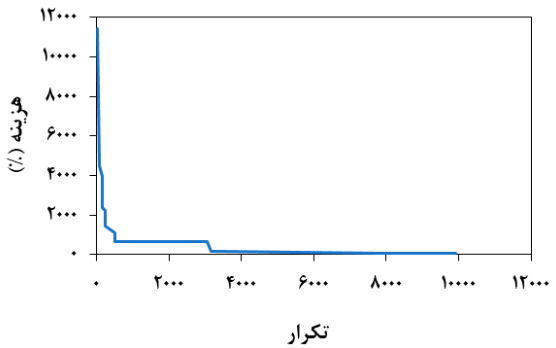
$$W_{out} = [W_{1-x} \quad W_{2-x} \quad W_{3-x} \quad W_{4-x} \quad W_{5-x} \quad W_{6-x} \quad W_{7-x}] = [-2.52 \quad 5.28 \quad 2.48 \quad 0.20 \quad -4.01 \quad 8.05 \quad 6.35] \quad (۱۷)$$

برای ضریب بایاس نیز خروجی ۲۶/۰۹۳– به‌دست آمده‌است. برای تابع S نیز نتایج مطابق شکل ۲۱ محاسبه شده است.

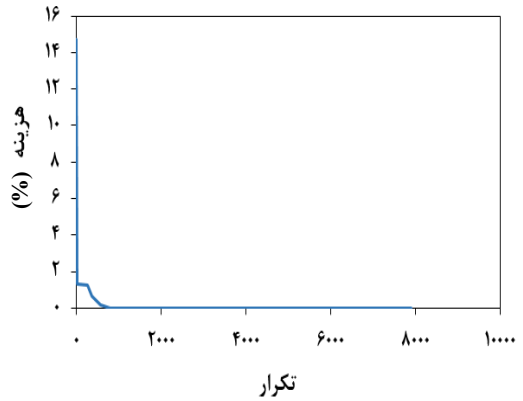
پس از ۱۰۰۰۰ تکرار تابع هزینه حداقل شده است. ماتریس ضرایب وزنی در روابط ۱۸ تا ۲۰ نشان داده شده است.

$$W_{hidden} = \begin{bmatrix} W_{1-1} & W_{1-2} & W_{1-3} & W_{1-4} & W_{1-5} & W_{1-6} & W_{1-7} \\ W_{2-1} & W_{2-2} & W_{2-3} & W_{2-4} & W_{2-5} & W_{2-6} & W_{2-7} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -4.41 & -0.03 & 6.00 & 0.08 & 6.73 & -0.82 & -2.46 \\ 8.58 & -0.37 & -3.77 & -3.44 & 0.41 & 0.55 & -2.89 \end{bmatrix} \quad (۱۸)$$

$$W_{bias} = [W_{1-b} \quad W_{2-b} \quad W_{3-b} \quad W_{4-b} \quad W_{5-b} \quad W_{6-b} \quad W_{7-b}] = [1.67 \quad 3.33 \quad -5.29 \quad 7.89 \quad -7.15 \quad -1.91 \quad 2.63] \quad (۱۹)$$



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

Downloaded from mme.modares.ac.ir at 9:27 IRST on Saturday January 8th 2022

$$W_{bias} = [W_{1-b} \quad W_{2-b} \quad W_{3-b} \quad W_{4-b} \quad W_{5-b} \quad W_{6-b} \quad W_{7-b}] = [1.67 \quad 3.33 \quad -5.29 \quad 7.89 \quad -7.15 \quad -1.91 \quad 2.63] \quad (۱۹)$$

$$W_{out} = [W_{1-x} \quad W_{2-x} \quad W_{3-x} \quad W_{4-x} \quad W_{5-x} \quad W_{6-x} \quad W_{7-x}] = [2.32 \quad 5.35 \quad -1.07 \quad -0.32 \quad 1.0 \quad -5.34 \quad 7.82] \quad (۲۰)$$

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

۵-۲-۲ بهینه‌کردن توابع

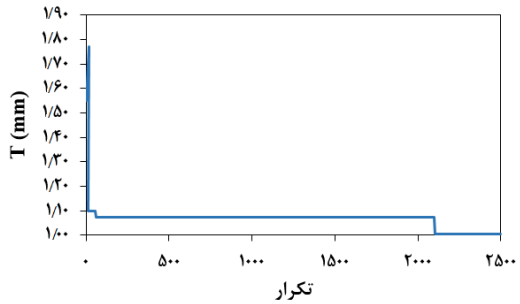
مشابه حالت قبل، در حالت تماس لایه فولاد با ابزار نیز از الگوریتم ژنتیک با تمامی شرایط بیان شده در بخش ۴-۲-۱، بهینه سازی بر روی تابع هزینه صورت گرفته است. جدول ۸ نتایج ۵ بار اجرای فرایند بهینه‌سازی را نمایش می‌دهد.

نمودارهای نتایج حاصل از بهینه سازی در شکل‌های ۲۲ تا ۲۷ نشان داده شده است.

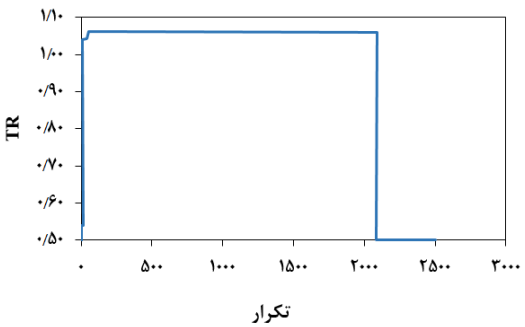
جهت ارزیابی دقت پیش‌بینی انجام شده در روند بهینه‌سازی، با انجام شبیه‌سازی عددی با استفاده از پارامترهای بهینه بدست آمده بر مبنای اطلاعات جدولهای ۷ و ۸، نتایج حاصل از شبیه سازی با نتایج بهینه‌سازی مطابق جدول ۹ مقایسه شده‌اند. این مقایسه نشان می‌دهد بهینه‌سازی انجام شده از دقت مناسبی برخوردار است.

جدول ۸) روند بهینه‌سازی در ۵ بار اجرای فرایند در حالت SA

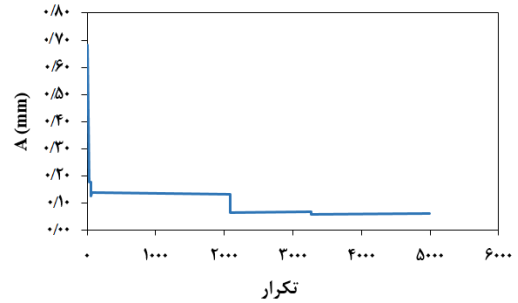
شماره تکرار	TR	T (mm)	F (N)	S (mm)	A (mm)
۱	۰/۵۰۰۰	۱/۰۰۰۱	۹۱۰/۸۵	۰/۱۶۸	۰/۳۲۸
۲	۰/۵۰۰۰	۱/۰۰۰۲	۹۰۶/۴۶	۰/۱۶۸	۰/۳۲۸
۳	۰/۵۰۰۰	۱/۰۰۰۷	۹۲۱/۶۶	۰/۱۶۹	۰/۳۳۱
۴	۰/۵۰۰۰	۱/۰۰۲۳	۹۴۱/۱۱	۰/۱۷۰	۰/۳۳۷
۵	۰/۵۰۰۰	۱/۰۰۰۶	۹۲۰/۶۳	۰/۱۶۹	۰/۳۳۰



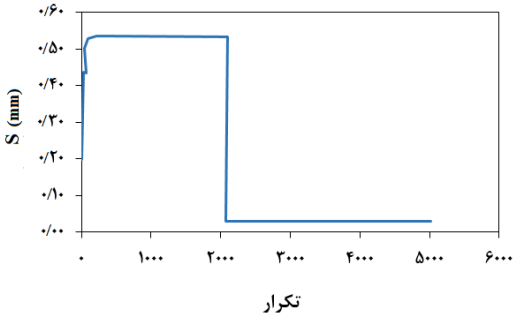
شکل ۲۲) نمودار تغییرات T به سمت بهینه شدن



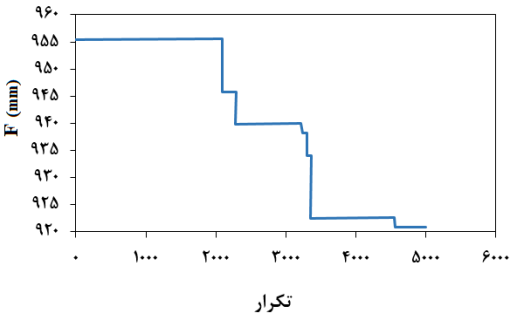
شکل ۲۳) نمودار تغییرات TR به سمت بهینه شدن



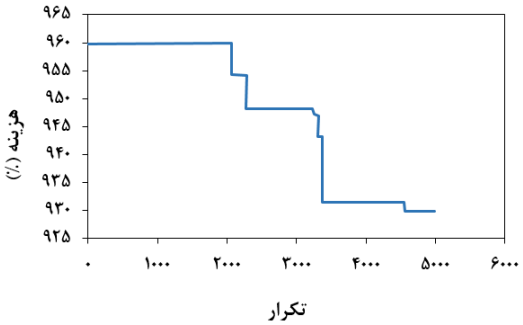
شکل ۲۴) نمودار تغییرات A به سمت بهینه شدن



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٪

Downloaded from mme.modares.ac.ir at 9:27 IRST on Saturday January 8th 2022

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 لایه ها 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 لایه ها به ترتیب ۳ میلیمتر و ۰/۶ تعیین گردید.

تشکر و قدردانی: نویسندگان این مورد را بیان نکردند.

تاییدیه 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 منافعی 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 Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture. 2004;218(11):1453-9.

4- Duflou 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, Duflou 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, Ataee 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 Gavgani M, Ahmadi S, Donyavi A. Investigation of factors affecting strain distribution in the process Round cross-section roll

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.

Downloaded from mme.modares.ac.ir at 9:27 IRST on Saturday January 8th 2022