



Process modeling of force behavior in the automatic bovine cortical bone milling process using adaptive neuro-fuzzy inference system

V. Tahmasbi*, A.H. Rabiee, M. Safari

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

ABSTRACT: In this article, an adaptive neuro-fuzzy inference system is utilized to model the effect of important parameters in the cortical bone milling process including the rotational speed, feed rate, depth of cut and tool diameter to predict the cutting forces. To model the process force behavior, experimental tests are conducted on the fresh cow femur. Next, the results of performed experiments are used to train and test the inference system. In this model, the most influential parameters of automatic cortical bone milling process including the rotational speed, feed rate, tool diameter and depth of cut are taken as the input parameters, while the cutting forces in the feed direction, normal to the feed direction and normal to the bone surface as well as the resultant force are considered as the output. To this aim, the adaptive neuro-fuzzy inference system relies on 75% of the trained laboratory data and the remaining 25% to test the model validation. The accuracy of the obtained model is investigated using different diagrams and numerous statistical criteria. The results indicate that the adaptive neuro-fuzzy network has shown a successful performance in predicting the cutting forces of cortical bone milling process.

Review History:

Received: Jul. 16, 2019

Revised: Dec. 22, 2019

Accepted: Dec. 29, 2019

Available Online: Feb. 17, 2020

Keywords:

Bone Milling

Cortical Bone

Machining

Neuro-Fuzzy Network

Bone Cutting Forces

1. INTRODUCTION

Orthopedic surgery has been increasingly applied to the treatment of diseases related to joints and bones due to the less inclination of society to physical activity in addition to higher sports injuries and old age [1]. The orthopedic surgery involves different machining processes on the cortical bone tissue. The cortical bone machining process in advanced surgeries using different tools helps to accurately perform orthopedic surgeries. Nowadays, different milling tools are used in knee and hip replacement, hearing and hearing aids, dentistry and vertebral column, among others. Thus, the milling process can be considered as a major means of machining to cut or create slots on bone tissue. The cutting forces generated during bone machining are of significant importance. Excessive cutting forces result in mechanical damage to the bone tissue, breaking of tools in the tissue as well as the temperature rise and the unwanted phenomenon of thermal necrosis [2, 3]. During the knee joint replacement, the thermal necrosis impedes the cell growth between the bone and prosthetic joint, hence the lack of strong bond between them [4]. The damage to bone tissue during bone milling can be reduced with the aid of modeling and optimization of milling parameters based on the mathematical model of force [3].

This article benefits from an Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) to model important parameters in the cortical bone milling for the first time to predict the cutting forces. These parameters include the tool rotational speed, feed rate, depth of cut and tool diameter. To date, this

method has not been utilized to study the behavior of cutting forces and predict the magnitude of forces in the cortical bone milling. To this end, the results of experiments conducted for training and testing of fuzzy inference system are employed. In this model, the most important parameters of cortical bone milling including the tool rotational speed, feed rate, tool diameter and depth of cut are taken as inputs, while the cutting forces in the three directions of feed, normal to feed and normal to the bone surface along with the resultant force are assumed to be outputs. As another novelty, this article considers the changes in the tool diameter as one of the factors in the prediction of cutting force.

2. METHODOLOGY

To methodically conduct experimental tests in this article, the standard end mill is used for machining purposes. The end mill is constructed from High Speed Steel (HSS) at three different diameters. The geometrical parameters of the tools are similar to those of standard tools used in medical operations [5]. These tools include 4 cutting edges with a helix angle of 30°, rake angle of 5°, and relief angle of 20°. The diaphysis of cow's femur (middle section) with a length of 90 mm whose cortical bone thickness is 8–10 mm is used. The milling processes are performed using a three-axis Computer Numerical Control (CNC) milling machine produced by Tabriz Machinery Manufacturing Co. with an accuracy of 0.02 mm (Fig. 1). To measure the cutting forces

*Corresponding author's email: tahmasbi@arakut.ac.ir



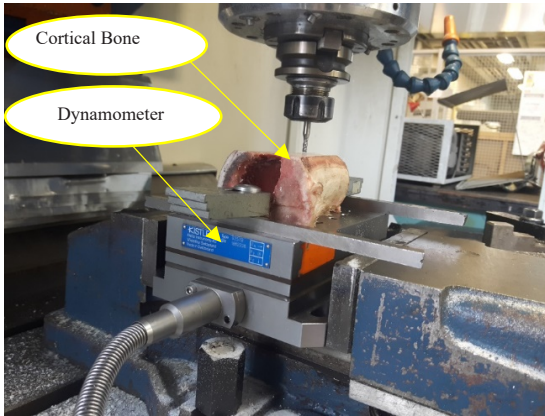


Fig. 1. Bovine femur used in the experiment

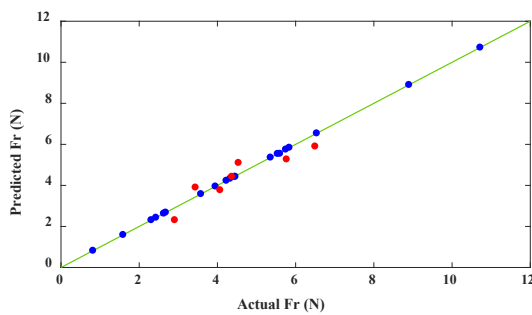


Fig. 2. Comparison between actual and predicted data by ANFIS network for modeling of F_r

created during the process, a piezoelectric dynamometer of type 9572B made by Kistler is used that could measure forces along three directions with an accuracy of 0.01 N. This apparatus is equipped with data acquisition and result analysis system and utilizes Dynoware software to examine the force outputs. Four controllable and independent factors selected in this process include tool rotational speed (V), feed rate (F), tool diameter (D) and depth of cut (d). The values of parameters are selected by considering the opinions of orthopedic experts. In this regard, 27 tests are carried out based on the experiment design and the central composite design approaches.

The ANFIS system takes advantage of fuzzy logic and neural network methods. There are 5 distinct layers in the structure of ANFIS network, making it a multilayer network. A special type of this network is the Sugeno fuzzy inference system with two inputs and one output. In summary, the first layer in the ANFIS structure performs the formation of fuzzy system and the second layer realizes the antecedent part of if-then rules. The third layer is related to the normalization of membership function and the fourth layer constitutes the consequent part of fuzzy rules. Finally, the last layer computes the network output. Accordingly, it is obvious that the first and fourth layers in the ANFIS structure are the adaptive layers in which c_i and σ_i in the first layer are known to be the parameters related to the input membership functions. In the fourth layer, r_i , q_i and p_i are adaptive parameters, also known as resultant parameters [31].

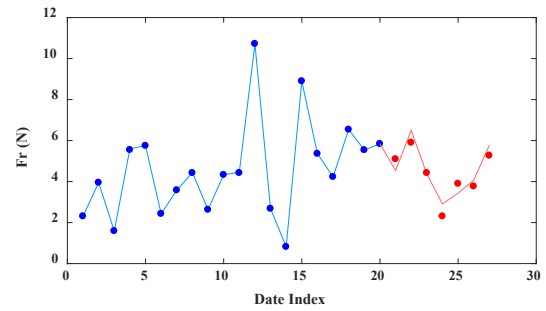


Fig. 3. Differences between actual and predicted data in two parts of training and testing for modeling of F_r

3. RESULTS AND DISCUSSION

The experimental data are randomly divided into two subsets: 75% for network training and 25% for network testing. Fig. 2 simultaneously shows the real and approximate data based on ANFIS for the resultant force. As observed, the ANFIS network exactly matches the data of the training part. Also, one notes that the obtained model successfully predicts the network test part with very high accuracy. The little discrepancy observed here could be attributed to the error in experimental data. Fig. 3 demonstrates the resultant force for real and predicted data in the training and test sections. As visible in these plots, the ANFIS network is fully consistent with the training and test data.

4. CONCLUSION

This study illustrates how the adaptive neuro-fuzzy inference system can be employed to model the cortical bone milling process based on the input (tool rotational speed, feed rate, tool diameter and depth of cut) and output (cutting forces along x , y and z directions as well as resultant force) variables. The conducted analysis showed that this system is highly competent, using which different values of cutting forces can be predicted according to the changes of input variables of bone milling process.

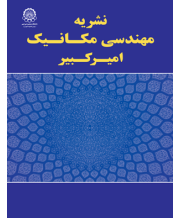
5. REFERENCES

- [1] A.A.o.O. Surgeons, Total Knee Replacement, in, 2015.
- [2] C. Natali, P. Ingle, J. Dowell, Orthopaedic bone drills-can they be improved? Temperature changes near the drilling face, The Journal of bone and joint surgery. British volume, 78(3) (1996) 357-362.
- [3] R.K. Pandey, S.S. Panda, Drilling of bone: A comprehensive review, Journal of clinical orthopaedics and trauma, 4(1) (2013) 15-30.
- [4] K. Denis, G. Van Ham, J. Vander Sloten, R. Van Audekercke, G. Van der Perre, J. De Schutter, J.P. Kruth, J. Bellemans, G. Fabry, Influence of bone milling parameters on the temperature rise, milling forces and surface flatness in view of robot-assisted total knee arthroplasty, International Congress Series, 1230 (2001) 300-306.
- [5] W. Wang, Y. Shi, N. Yang, X. Yuan, Experimental analysis of drilling process in cortical bone, Medical engineering & physics, 36(2) (2014) 261-266.

HOW TO CITE THIS ARTICLE

V. Tahmasbi, A.H. Rabiee, M. Safari, *Process modeling of force behavior in the automatic bovine cortical bone milling process using adaptive neuro-fuzzy inference system. Amirkabir J. Mech Eng.*, 53(special issue 2) (2021) 305-308.
DOI: [10.22060/mej.2020.16766.6436](https://doi.org/10.22060/mej.2020.16766.6436)





مدل سازی رفتار نیرو در فرآیند فرزکاری اتوماتیک استخوان کورتیکال گاو با استفاده از سیستم عصبی - فازی تطبیقی

وحید طهماسبی^{*}، امیرحسین ربیعی، مهدی صفری

^۱دانشکده مهندسی مکانیک، دانشگاه صنعتی اراک، اراک

تاریخچه داوری:

دریافت: ۱۳۹۸/۰۴/۲۵
بازنگری: ۱۳۹۸/۱۰/۰۱
پذیرش: ۱۳۹۸/۱۰/۰۸
ارائه آنلاین: ۱۳۹۸/۱۱/۲۸

کلمات کلیدی:

فرزکاری استخوان
استخوان کورتیکال
ماشینکاری
شبکه فازی - عصبی
نیروهای برش استخوان

خلاصه: در این مقاله، یک سیستم استنتاج عصبی- فازی تطبیقی برای مدل سازی اثر پارامترهای مهم در فرزکاری استخوان کورتیکال شامل سرعت دورانی ابزار، نرخ پیشروی، عمق برش و قطر ابزار برای پیش بینی نیروهای برش مورد استفاده قرار گرفته است. به منظور مدلسازی رفتار نیروی فرآیند، آزمایش های تجربی بر روی استخوان تازه ران گاو صورت پذیرفته است. سپس از نتایج آزمایش های انجام شده برای آموزش و تست سیستم استنتاج، بهره گرفته شده است. در این مدل مهمترین پارامترهای فرزکاری اتوماتیک استخوان کورتیکال شامل سرعت دورانی ابزار، نرخ پیشروی، قطر ابزار و عمق برش به عنوان پارامترهای ورودی و نیروهای برش در سه جهت پیشروی، عمود بر پیشروی و عمود بر سطح استخوان و همچنین نیروی برآیند به عنوان خروجی در نظر گرفته شده اند. در این راستا، سیستم استنتاج عصبی- فازی تطبیقی بر مبنای ۷۵ درصد از داده های آزمایشگاهی آموزش داده شده و از ۲۵ درصد داده های باقیمانده به منظور تست درستی مدل بدست آمده استفاده شده است. دقت مدل بدست آورده شده با استفاده از نمودارهای مختلف و همچنین معیارهای آماری متعددی بررسی شده است. از نتایج بدست آمده مشخص می شود که شبکه عصبی- فازی تطبیقی در پیش بینی نیروهای برش در فرآیند سوراخکاری استخوان کورتیکال بسیار موفق عمل کرده است.

۱- مقدمه

دقیق عمل های اورتوپدی می نماید. امروزه در جراحی های تعویض مفصل زانو و سر مفصل ران، شنوایی و کاشت سمعک، دندانپزشکی، ستون فقرات و ... از ابزارهای مختلف فرزکاری استفاده می شود. به عنوان مثال آرتروپلاستی^۳ یا تعویض مفصل زانو یکی از پرتقاضاترین جراحی های اورتوپدی، به شدت تحت تاثیر ابزارهای فرزکاری قرار دارد [۷، ۸]. در جراحی آرتروپلاستی قسمتی از مفصل استخوان های ران و استخوان ساق ماشینکاری و کف تراشی شده تا محل مناسب برای قرارگیری مفصل مصنوعی فراهم شود. با این کار می توان دردی را که بر اثر ساییدگی یا آرتروز^۴ و روماتیسم^۵ در زانو ایجاد شده است برطرف نمود [۱]. بدین ترتیب می توان عملیات فرزکاری را به عنوان

در سال های اخیر به دلیل فعالیت بدنی کمتر، کهولت سن و آسیب های ورزشی، جراحی اورتوپدی^۱ برای درمان بیماری های مربوط به مفاصل و استخوان رو به گسترش است [۱]. در طول فرآیند جراحی اورتوپدی می بایست بافت استخوان کورتیکال^۲ تحت فرایندهای مختلف ماشین کاری قرار گیرد. فرآیندهایی نظیر اهر کاری [۲]، سوراخکاری [۳، ۴] سنگ زنی [۵] و فرزکاری [۶] در جراحی های اورتوپدی بسیار رایج است. فرآیند فرزکاری استخوان کورتیکال در جراحی های پیشرفته و با ابزارهای گوناگون، کمک شایانی در انجام

1 Orthopedic surgery
2 Cortical bone

^{*} نویسنده عهده دار مکاتبات: tahmasbi@arakut.ac.ir

3 Arthroplasty
4 Osteoarthritis
5 Rheumatism



یکی از روش های ماشینکاری مهم جهت برش یا ایجاد شیار روی بافت استخوان نام برد. نیروی های برشی ایجاد شده در ماشینکاری استخوان از اهمیت بالایی برخوردار است. نیروی برش بیش از حد مجاز منجر به آسیب مکانیکی به بافت استخوان، شکستن ابزار در بافت و افزایش دما و ایجاد پدیده ناخواسته نکرور حرارتی^۱ می شود [۹، ۱۰]. در جراحی تعویض مفصل زانو، نکرور حرارتی مانع رشد سلولی بین استخوان و مفصل مصنوعی شده و در نتیجه اتصال محکمی بین استخوان و مفصل مصنوعی شکل نمی گیرد [۱۱]. آسیب به بافت استخوان در طی فرزکاری استخوان توسط مدلسازی و همچنین بهینه سازی پارامترهای فرزکاری مبتنی بر مدل ریاضی نیرو، کاهش می یابد [۱۰]. این مدل ارتباط بین پارامترهای فرزکاری (متغیرهای مستقل) و نیرو (متغیر وابسته) را ارائه می دهد. تا کنون مطالعات اندکی در خصوص رفتار پارامترهای فرآیند فرزکاری در جراحی های ارتوپدی صورت گرفته است. استفاده از ربات های اتوماتیک جراحی و بهره گیری از سیستم های رباتیک در اعمال جراحی و بهبود ابزار جراحی محققان و پژوهشگران را بر آن داشته است که بر روی رفتار دقیق فرآیندهای جراحی رباتیک مطالعات نوینی انجام دهند. همچنین استفاده از قید و بندهای مناسب برای هدایت ابزار باعث می شود که خطاهای تصادفی در حین عمل جراحی به کمترین مقدار خود برسد و از آسیب های ناخواسته به بافت استخوان جلوگیری گردد [۱۲].

در خصوص بررسی رفتار نیرو در فرآیند فرزکاری استخوان کورتیکال مدل های تحلیلی ارائه شده است. این مدل ها بر اساس انرژی ثابت مورد نیاز جهت برداشت حجم واحد فرمول بندی شده است. در این مدل ها نیروی مورد نیاز برای برداشت حجم واحد استخوان توسط یک ابزار فرز سرکروی^۲ در سرعت بالا را تخمین می زند. لبه ی برش ابزار سرکروی به لبه های برش بی نهایت کوچک تقسیم می شود. سپس نیروهای برشی که روی هر المان عمل می کند توسط انرژی برش مخصوص محاسبه شده و در نهایت با جمع همگی المان ها نیروی برش بدست می آید [۱۳، ۱۴]. البته بایستی آزمایش های تجربی برای بدست آوردن ضرایب معادلات نیرو انجام شود. کیان مجد^۳ و همکاران [۱۵] با استفاده از مدل سازی موقعیت ابزار فرز و نرخ براده برداری، نیروی مورد نیاز برای فرزکاری

استخوان کورتیکال را در طول کل مسیر حرکت ابزار تخمین زدند. مسیر ابزار به بخش های حجمی مختلف تقسیم می شود سپس فرمول های ریاضی برای تخمین نیروی فرزکاری به عنوان تابعی از حجم بخش برش، هندسه ی ابزار و ضرایب برش استفاده شد. ضرایب برش از آزمایش های تجربی بدست آمد. با توجه به اینکه استخوان نمونه های آزمایش می تواند متفاوت باشد وی ضرایب برش را بالاتر و محافظه کارانه تر در نظر گرفت. پلاسکوس^۴ و همکاران [۱۶] برش متعامد روی استخوان کورتیکال ران گاو انجام دادند. ضرایب نیروی برش به عنوان تابعی از هندسه ی ابزار، مسیر ابزار و عمق برش در نظر گرفته شد. برش متعامد در عین سادگی می تواند پایه ی فرآیندهای دیگر ماشینکاری نظیر سوراخکاری و فرزکاری باشد. در مطالعات ذکر شده [۱۳-۱۶] می بایست آزمایش های تجربی جهت استخراج ضرایب برش انجام شود. از سوی دیگر وو^۵ و همکاران [۱۷] با استفاده از معادله ی رگرسیون چندمتغیره و آزمایش های تجربی مدل نیروی برش را ارائه داد. نیروی فرزکاری به عنوان تابعی از نرخ پیشروی، سرعت دورانی و عمق شعاعی بود. سرانجام یک مدل ارزیابی ارائه شد تا صحت نتایج تجربی را نشان دهد. مقدار دانسیته ی استخوان روی نیروی برش موثر است. ون هم^۶ و همکاران [۱۸] ارتباط میان دانسیته ی استخوان و نیروی فرزکاری را بررسی کرد. نیروی متوسط فرزکاری با دانسیته ی متوسط استخوان که با اسکن توموگرافی^۷ اندازه گیری شده بود، مرتبط شد. اما این ارتباط به پیشروی ها و سرعت های مشخص محدود بود. اینو^۸ و دیگران [۱۹] کنترل کردن نیرو را توسط تغییر دادن نرخ پیشروی پیشنهاد دادند. نیروی فرزکاری به عنوان تابعی از سختی استخوان که در عکس برداری پزشکی تعیین می شود، تخمین زده شد. برخی از محققین اثر پارامترهای فرزکاری را نسبت به نیروی فرزکاری بدون ارائه ی مدل مناسب بررسی کرده اند. فدراسپیل^۹ [۲۰] بهترین پارامترهای فرزکاری را برای کمترین مقدار نیروی برشی ایجاد شده در جراحی جمجمه بدست آورد. سوجیتا^{۱۰} [۲۱] فرآیند کنترل شده ی دینامیکی را با استفاده از ابزار فرز برای ماشینکاری استخوان بکار برد و توسط دو روش مختلف به کنترل

4 Plaskos
5 Wu
6 Van Ham
7 Tomography
8 Inoue
9 Federspil
10 Sugita

1 Thermal necrosis
2 Ball end mill
3 Kianmajd

موثر را اعمال کرد.

در سال‌های اخیر، تحقیقات نظری در رابطه با پردازش اطلاعات بطور فزاینده‌ای توسعه یافته‌است تا از آن در جنبه‌های کاربردی بویژه برای مسائل حل نشده یا مسائلی که به راحتی حل نمی‌شوند، استفاده شود. این علاقه بطور خاص در توسعه سیستم‌های هوشمند که معمولاً بر مبنای داده‌های تجربی بنا می‌شود، مشاهده می‌شود [۲۸]. شبکه‌های عصبی مصنوعی از جمله سیستم‌هایی هستند که دانش و قوانین موجود در داده‌های تجربی را به ساختار شبکه تحت پردازش خود انتقال می‌دهند. از آنجایی که شبکه عصبی مصنوعی هیچ فرض قبلی در رابطه با توزیع آماری و خصوصیات داده‌ها در نظر نمی‌گیرد، آن‌ها عملاً کارآمدتر از روش‌های آماری رایج هستند [۲۹]. از سوی دیگر، آن‌ها از یک روش غیرخطی برای ایجاد مدل استفاده می‌کنند، بنابراین هنگامی که با داده‌های پیچیده و غیرخطی مواجه می‌شوند، ممکن است چنین داده‌هایی را به عنوان یک مدل تعریف شده بسیار دقیق‌تر بیان کنند. توانایی یادگیری بسیار بالای شبکه عصبی مصنوعی، این روش را به یک انتخاب بسیار مناسب بخصوص هنگامی که با سیستم‌های فازی ترکیب می‌شود، بدل کرده‌است. ترکیب شبکه عصبی مصنوعی با سیستم‌های فازی توانسته‌است یک رویکرد بسیار کارآمد برای مدل‌سازی سیستم‌های مختلف ایجاد کند، بطوریکه هر یک از این دو روش می‌توانند نقطه ضعف دیگری را بهبود بخشند و کارایی سیستم عصبی - فازی ایجاد شده را افزایش دهند [۳۰]. یک سیستم عصبی - فازی از روش یادگیری مشتق شده از شبکه عصبی مصنوعی برای یافتن پارامترهای سیستم فازی که شامل توابع عضویت و قوانین فازی مناسب است، استفاده می‌کند. یکی از سیستم‌های عصبی - فازی که در آن الگوریتم یادگیری بطور همزمان با روش‌های یادگیری مختلفی ادغام شده‌است، سیستم عصبی فازی تطبیقی (انفیس)^۲ می‌باشد [۳۱]. در سال‌های اخیر، تحقیقات بسیار زیادی برای مدل‌سازی فرآیندهای مختلف مهندسی با استفاده از سیستم انفیس انجام شده است [۳۲-۳۴]. در مجموع، شبکه‌های عصبی مصنوعی قادر به ایجاد یک مدل در یک زمان منطقی نیستند. علاوه بر این، مدل‌سازی فازی نیازمند روشی برای یادگیری از داده‌های تجربی به منظور اعمال تصمیمات یکپارچه ناشی از متغیرهای مختلف می‌باشد. بنابراین با توجه به مزایا و معایب

زمان ماشینکاری، نیروی ماشینکاری و دمای ماشینکاری و مقایسه‌ی بین آنها پرداخت. دنیس^۱ و همکارانش [۱۱] به کمک ربات و ابزار فرز سطح استخوان ساق پای گاو را ماشینکاری کردند و دما، نیرو و صافی سطح استخوان را اندازه گرفتند. او با کنترل پارامترهای سرعت پیشروی و سرعت اسپیندل به اندازه‌گیری موارد فوق پرداخت. ون هم و همکارانش [۱۸] با استفاده از ربات و روش کنترل نیرو- سرعت در حین ماشینکاری آرتروپلاستی به کنترل نیرو و صافی سطح پرداخت و از این طریق به صافی سطح بهتری نسبت به روش‌های قبلی دست یافت. پلاسکوس [۲۲] طی مطالعه‌ای که انجام داد به طراحی و ساخت ربات کوچکی دست زد که طی عمل آرتروپلاستی می‌توانست روی قسمتی از زانو سوار شود و با فراهم کردن موقعیت دقیق، جراح را در برش مناسب توسط ابزار فرز کمک کند. تحقیقات او که به صورت کلینیکی و روی جسد انجام شد جهت اندازه‌گیری نیروی فرز حین عمل و پایداری و کنترل بهتر پارامترهای برش انجام شد. مارکو^۲ و همکاران [۶] طی یک مقاله‌ی مروری انواع فرآیندهای ماشینکاری از جمله فرزکاری روی استخوان را جمع‌آوری کردند و روی پیشرفت‌های اخیر در مدل‌سازی عددی برش استخوان بحث کردند. در گذشته از ابزار اره برای برش استخوان استفاده می‌شد که این کار منجر به تولید نیرو و دمایی بالاتر از حد مجاز می‌شود. بنابراین ابزار فرز جایگزین مناسبی برای این امر است چراکه با کنترل پارامترهای برش می‌توان تغییرات ماشینکاری مانند دما، نیرو و زبری سطح را کنترل کرد [۲۳]. مدل‌های نیروی ماشینکاری برای تشخیص وضعیت استخوان استفاده می‌شود. این وضعیت‌ها بر اساس تفاوت چگالی استخوان در نقاط مختلف است. در بعضی عمل‌های جراحی شناسایی شرایط ماشینکاری در نقاط مختلف استخوان بسیار مهم است تا بتوان از صحت فرآیند ماشینکاری و تسهیل بهبودی بیمار مطمئن شد [۲۴]. تکنیک‌های بسیاری برای شناسایی شرایط فرزکاری و سوراخکاری استخوان استفاده شده و مدل‌های مبتنی بر تشخیص وضعیت استخوان از جمله این تکنیک‌ها است [۲۵-۲۷]. اگرچه شناسایی وضعیت استخوان بطور گسترده برای توقف فرآیند برش قبل از آسیب به بافت‌های نرم اطراف استفاده می‌شود، اما تنظیم و بهینه‌سازی پارامترهای ماشینکاری و ابزار می‌تواند در خدمت این تکنیک‌ها قرار بگیرد تا بتوان در عمل‌های جراحی استخوان، پارامترهای ماشینکاری بهینه و

1 Denis

2 Marco

جدول ۱: مقایسه‌ی استخوان انسان و گاو [۳۶، ۳۷]
Table 1. Comparison of human and bovine bones [36, 37]

خواص استخوان	واحد	انسان	گاو
استحکام کشش	MPa	۱۳۰-۲۰۰	۱۴۰-۲۵۰
استحکام فشاری	MPa	۴۰-۱۴۵	۴۵-۱۵۰
مدول یانگ	GPa	۱۰-۱۷	۱۰-۲۲
مدول برشی	MPa	۳	۳
چگالی	kg/m ³	-۲۰۰۰	-۲۱۰۰
ضریب پواسون	-	۰/۴	۰/۳۳
گرمای ویژه	J/kgK	۱۳۳۰	۱۳۰۰
هدایت حرارتی	W/mK	۰/۱-۰/۴۳	۰/۱-۰/۳

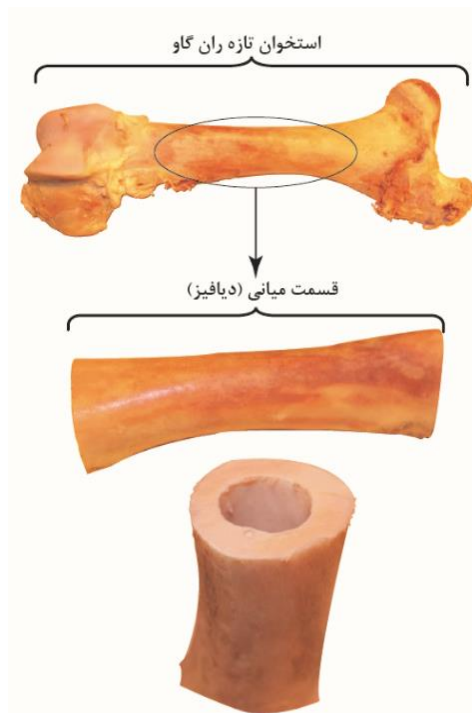


Fig. 1. Bovine femur cortical bone used in the experiment

شکل ۱: استخوان ران گاو مورد استفاده در آزمایش

۲-۱- مواد و تجهیزات آزمایش

در این مقاله به منظور انجام روشمند آزمایش های تجربی، از ابزار فرز استاندارد انگشتی برای ماشینکاری استفاده شده است. فرز انگشتی از جنس فولاد تندبر^۱ و در سه قطر مختلف تهیه شده است. پارامترهای هندسی ابزارها مشابه با ابزارهای استاندارد در عمل

موجود در هر دو روش، ترکیب موفقیت آمیز این روشها، مدل سازی عصبی- فازی را ایجاد کرده است. با توجه به اهمیت تعیین نیروهای ماشینکاری در فرآیند فرزکاری استخوان و همچنین کاربرد وسیع روش مدلسازی عصبی - فازی در زمینه مهندسی مکانیک، در این مقاله به بررسی اثر پارامترهای ماشینکاری بر نیروهای برشکاری در فرآیند فرزکاری استخوان پرداخته می شود.

در این مقاله برای نخستین بار از یک سیستم استنتاج عصبی- فازی تطبیقی (انفیس) برای مدل سازی اثر پارامترهای مهم در فرزکاری استخوان کورتیکال یعنی سرعت دورانی ابزار، نرخ پیشروی، عمق برش و قطر ابزار برای پیش بینی نیروهای برش استفاده شده است. تا کنون از این روش برای مطالعه رفتار نیروهای برشی فرآیند و پیش بینی مقادیر نیرو در فرزکاری استخوان کورتیکال استفاده نشده است. بدین منظور از نتایج آزمایش های انجام شده برای آموزش و تست سیستم استنتاج فازی بهره گرفته شده است. در این مدل مهمترین پارامترهای فرزکاری اتوماتیک استخوان کورتیکال شامل سرعت دورانی ابزار، نرخ پیشروی، قطر ابزار و عمق برش به عنوان پارامترهای ورودی و نیروهای برش در سه جهت پیشروی، عمود بر پیشروی و عمود بر سطح استخوان و همچنین نیروی برآیند به عنوان خروجی در نظر گرفته شده اند همچنین در این مقاله برای نخستین بار تغییرات قطر ابزار در پیش بینی مقادیر نیروی برشی به عنوان یکی از فاکتورهای ورودی برای اولین بار مورد بررسی قرار گرفته است.

۲- مواد و روش آزمایش

1 High Speed Steel (HSS)

در حدود ۸-۱۰ میلیمتر است استفاده شده است. ویژگی‌های فیزیکی و مکانیکی استخوان ران گاو به استخوان های بلند انسان نزدیک است [۳۶، ۳۷] (جدول ۱). از این رو بسیاری از محققین برای بررسی فرآیند ماشینکاری استخوان کورتیکال از استخوان ران گاو استفاده نموده اند. [۱۲، ۳۶، ۳۸، ۳۹]. هیچ حیوانی به منظور و با هدف انجام این تحقیق قربانی نشده است. به منظور سهولت در انجام تحقیقات قسمت ابتدایی و انتهایی استخوان ران به وسیله اره جدا شده است. (شکل ۱). در انجام این تحقیق نباید مدت زمان زیادی از زنده بودن بافت استخوان گذشته باشد تا خواص مکانیکی و ترموفیزیکی و چگالی بافت استخوان حفظ گردد و به بافت زنده مورد عمل جراحی شباهت داشته باشد. خواص ماده استخوان با گذشت زمان بسیار تغییر خواهد کرد و دیگر مشابهت لازم را به شرایط عمل جراحی نخواهد داشت [۳۹-۴۱]. استخوان ران تازه گاو از کشتارگاه محلی تهیه شده است تا حداقل اختلاف را با بافت زنده استخوان انسان داشته باشد. لازم به ذکر است تازه بودن استخوان باعث می شود تا خواص مکانیکی و ترموفیزیکی و چگالی بافت استخوان به بافت زنده مورد عمل جراحی نزدیک باشد [۳۵، ۴۲، ۴۳]. آزمایش‌های فرزکاری انجام شده توسط یک ماشین ابزار فرز کنترل عددی سه محوره ساخت شرکت ماشین‌سازی تبریز با دقت 0.02 میلیمتر انجام شده است (شکل ۲). به منظور اندازه گیری نیروهای برشی ایجاد شده در فرآیند از یک دستگاه دینامومتر پیزوالکتریک ساخت شرکت کیستلر نوع ۹۵۷۲- ب استفاده شده است که قابلیت اندازه‌گیری نیرو در سه جهت را با دقت صدم نیوتن دارا می باشد و به یک سیستم دریافت و ارائه نتایج مجهز است و از نرم افزار داینور^۲ برای بررسی خروجی نیروها استفاده شده است.

۲-۲- طراحی آزمایش‌های تجربی

فاکتور کلیدی در توسعه‌ی یک مدل استفاده از داده‌های تجربی کافی است تا بتوان در محیط کاری آزمایشگاه، نتایج را به درستی تحلیل کرد. استخوان کورتیکال به منظور بررسی اثرات نیرو با توجه به پارامترهای مختلف فرزکاری مورد آزمایش قرار گرفت. چهار فاکتور قابل کنترل و مستقل که در این فرآیند انتخاب شدند عبارتند از: سرعت دورانی ابزار (V)، نرخ پیشروی (F)، قطر ابزار (D) و عمق

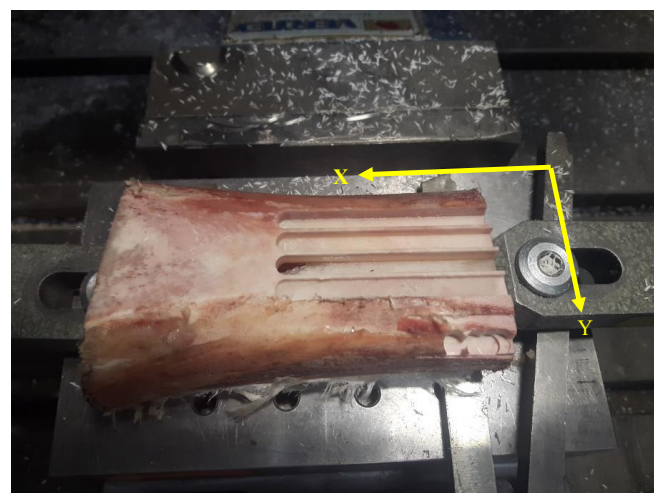


Fig. 2. Bone sample under milling operation

شکل ۲: نمونه‌ی استخوان تحت فرزکاری

جراحی است [۱۲]. این ابزارها با چهارلبه برنده با زاویه مارپیچ ۳۰ درجه، زاویه براده‌ی ۵ درجه و زاویه‌ی آزاد ۲۰ درجه هستند. استخوان از دو قسمت کورتیکال با بافت سخت و فشرده و تراکولار^۱ با بافت نرم و اسفنجی تشکیل شده است. با توجه به اینکه عمده‌ی فرآیندهای ماشینکاری استخوان روی استخوان کورتیکال انجام می شود و شرایط بحرانی تری نسبت به استخوان تراکولار دارد، ماده‌ی مورد آزمایش، استخوان کورتیکال است. استخوان تازه ران گاو به دلیل شباهت زیاد به استخوان انسان در این مطالعه استفاده شده است [۳۵]. در انجام آزمایش‌ها از استخوان تازه گاو (سن حدود ۳ الی ۴ سال) استفاده شده است [۱۲]. از قسمت دیافیز ران گاو (بخش میانی) که طولی به اندازه ۹۰ میلیمتر دارد و ضخامت استخوان کورتیکال در این محدوده

جدول ۳: جدول نتایج تجربی

Table 3. Experimental results schedule

شماره	V	F	D	d	F_x (N)	F_y (N)	F_z (N)	F_r (N)
۱	۱	-۱	-۱	۱	۱/۱۲	۱/۲۳۲	۱/۶۰۱	۲/۳۱
۲	-۱	-۱	۱	-۱	۱/۸۰۶	۱/۱۰۶	۳/۳۳۹	۳/۹۵
۳	-۱	-۱	-۱	-۱	۰/۶۹	۱/۲۲۷	۱/۴۷۴	۱/۵۹
۴	-۱	۱	-۱	-۱	۰/۹۷۵	۲/۹۱۹	۳/۳۳۲	۴/۵۴
۵	-۱	۱	-۱	-۱	۲	۳/۴	۳/۹۸	۵/۶
۶	-۱	۱	۱	-۱	۲/۸	۳/۶	۲/۸	۵/۷۵
۷	۱	-۱	۱	-۱	۱/۵۳۴	۰/۸۷۱	۲/۳۱۹	۲/۹۱
۸	۱	۱	-۱	-۱	۰/۵۹۴	۱/۱۱۷	۲/۰۷۲	۲/۴۳
۹	۰	۰	۰	-۱	۱/۶۶۸	۱/۹۳۷	۲/۳۱	۳/۴۴
۱۰	-۱	-۱	-۱	۱	۱/۶۲۱	۲/۴۰۴	۲/۱	۳/۵۸
۱۱	-۱	۱	-۱	-۱	۲/۶۱۶	۳/۳۳۸	۴/۹۱۸	۶/۵
۱۲	۰	۰	۰	۰	۲/۴۳	۲/۷۶۷	۲/۴۸۳	۴/۴۴
۱۳	۰	۰	-۱	۰	۰/۶۲۳	۱/۸۶۵	۱/۷۴۶	۲/۶۳
۱۴	۰	۰	۰	۰	۲/۵	۲/۶۸	۲/۳۸	۴/۳۷
۱۵	۱	۱	۱	-۱	۲	۲	۳/۲۸۳	۴/۳۳
۱۶	۰	۰	۰	۰	۲/۴۸	۲/۸۱	۲/۴۱	۴/۴۶
۱۷	-۱	۱	۱	۱	۴/۸۷	۷/۲۶	۶/۲	۱۰/۷۲
۱۸	۰	-۱	۰	۰	۱/۷۳۷	۱/۶۷۶	۱/۱۶۹	۲/۶۸
۱۹	۱	-۱	-۱	-۱	۰/۴۶۴	۰/۵۹۹	۰/۳۱۷	۰/۸۲
۲۰	۱	۱	۱	۱	۴/۹۷	۴/۷۸۶	۵/۶۱۶	۸/۹
۲۱	۰	۰	۰	۱	۲/۹۰۱	۱/۷۵۱	۲/۵	۵/۳۶
۲۲	۱	۰	۰	۰	۲/۱۰۱	۲/۳	۲/۶۱۶	۴/۰۷
۲۳	۱	-۱	۱	۱	۳/۳۵	۲/۴۷۲	۴	۵/۷۷
۲۴	۱	۱	-۱	۱	۱/۸۹۴	۳/۱۱۶	۲/۱۳۶	۴/۲۳
۲۵	-۱	۰	۰	۰	۲/۵۸۲	۳/۷۴۹	۴/۷	۶/۵۴
۲۶	۰	۰	۰	۱	۳/۸۵۳	۳/۴۳	۲/۰۱۸	۵/۵۴
۲۷	-۱	-۱	-۱	۱	۲/۸۴	۳/۳۵۸	۳/۸۳۵	۵/۸۴

جدول ۲: مقادیر کد شده متغیرهای ورودی فرزکاری استخوان

Table 2. Coded values of bone milling input variables

ورودی‌های آزمایش	علامت	واحد	-۱	۰	۱
سرعت دورانی ابزار	V	rev/min	۵۶۵	۹۵۰	۱۵۰۰
پیشروی	F	mm/min	۱۲	۳۳	۵۰
قطر ابزار	D	mm	۲	۴	۶
عمق برش	d	mm	۰/۲	۰/۴	۰/۶

برش (d)، انتخاب تعداد سطح پارامترها نظر متخصصان اورتوپدی لحاظ شده است که در جدول ۲ می‌توان محدوده‌ی پارامترهای انتخاب‌شده و جزئیات سطوح فاکتورهای کنترل را مشاهده کرد. لازم به ذکر است که در این مقاله به تغییرات قطر ابزار بر روی نیرو نیز توجه شده است چراکه مطالعه بر روی تاثیرات قطر ابزار انجام نشده است و می‌تواند جراحان را در انتخاب ابزار بهتر یاری کند. با توجه به سه متغیر ورودی تعداد ۲۷ آزمایش به روش طراحی آزمایش‌ها و روش طرح مرکب مرکزی^۱ اجرا شد. نتایج تجربی در جدول ۳ ارائه شده است. آنچه از نیروی برآیند در این مقاله بحث میشود، نیروی برآیندی است که از مولفه های نیرو در سه جهت استخراج شده است. نیروی برآیند را از رابطه‌ی ۱ می‌توان بدست آورد:

$$F_r = \sqrt{F_x^2 + F_y^2 + F_z^2} \quad (1)$$

۳-۲- شبکه عصبی مصنوعی

شبکه عصبی مصنوعی از مجموعه‌ای از نرون‌های متصل به هم که در لایه‌های مختلف قرار دارند، تشکیل شده‌است. این نرون‌ها اطلاعاتی را به یکدیگر ارسال می‌کنند. شبکه‌ای که تنها دارای یک ورودی و یک خروجی باشد، ساده‌ترین نوع شبکه عصبی می‌باشد. شبکه عصبی مصنوعی همانند یک سیستم وروی-خروجی عمل کرده که در این راستا، نرون خروجی بر اساس ارزش نرون‌های ورودی محاسبه می‌شود. ارتباط میان یک ورودی با خروجی توسط یک وزن که مشخص‌کننده اهمیت آن ورودی در محاسبه ارزش خروجی می‌باشد، در نظر گرفته می‌شود [۴۴]. برای یافتن ارزش وزن‌های شبکه از عبارت یادگیری استفاده می‌شود. یادگیری می‌تواند به دو شکل تحت نظارت و

بدون نظارت انجام شود. در روش یادگیری با نظارت، ارزش‌های متغیر هدف تعیین شده و در ادامه خطای پیش‌بینی توسط محاسبه اختلاف خروجی شبکه با ارزش‌های متغیرهای هدف، اندازه‌گیری می‌شود. در ادامه با بهره‌گیری از استراتژی‌ها و الگوریتم‌های گوناگون، تکرار وزن‌های شبکه تعدیل شده و اصطلاحاً شبکه آموزش داده می‌شود بگونه‌ای که خطای پیش‌بینی شبکه، حداقل شود. همین‌طور که وزن‌ها با هر تکرار تغییر می‌کند اعلام می‌گردد که شبکه در حال

1 Central Composite Design

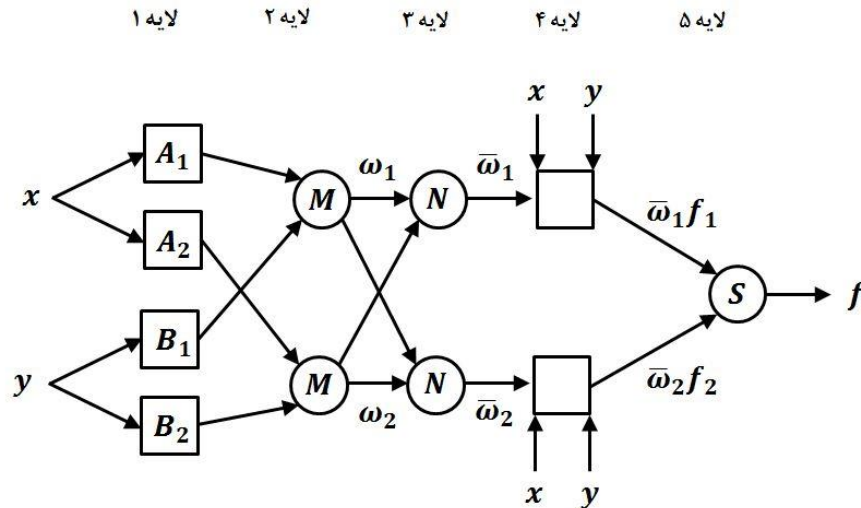


Fig. 3. ANFIS network structure [31]

شکل ۳: ساختار شبکه انفیس [۳۱]

یادگیری است [۴۵].

که هنگام پروسه یادگیری بدست می‌آیند. اگر خروجی هر لایه از شبکه انفیس با O_i^j (خروجی گره i ام در لایه j ام) در نظر گرفته شود، سپس می‌توان عملیات و توابع لایه‌های مختلف شبکه انفیس را همانند زیر توضیح داد:

لایه ۱: در این لایه، هر گره برابر با یک مجموعه فازی است و خروجی آن گره در مجموعه فازی مربوطه، برابر با درجه عضویت متغیر ورودی است. پارامترهای هر گره، فرم تابع عضویت در مجموعه فازی گره را تعیین می‌کنند. از آنجاییکه در این مطالعه، از توابع عضویت گوسین استفاده شده است، بنابراین داریم:

$$\mu_{A_i}(x) = e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-c_i}{\sigma_i}\right)^2} \quad (2)$$

که در آن، x مقدار ورودی هر گره و c_i و σ_i به ترتیب مرکز و پهنای توابع عضویت گوسین می‌باشند.

لایه ۲: در این لایه، مقادیر سیگنال‌های ورودی به هر گره با یکدیگر ضرب می‌شوند و شدت آتش قاعده محاسبه می‌شود:

$$O_i^2 = \omega_i = \mu_{A_i}(x)\mu_{B_i}(y), \quad i=1,2 \quad (3)$$

که در آن، μ_{A_i} درجه عضویت x در مجموعه فازی A_i و μ_{B_i} درجه عضویت y در مجموعه فازی B_i می‌باشند.

۱-۳-۲- ساختار سیستم عصبی-فازی تطبیقی (انفیس)

سیستم انفیس از دو روش منطق فازی و شبکه عصبی بهره می‌گیرد. هنگامی که این دو سیستم ترکیب می‌شوند، می‌توانند بطور کمی و کیفی به یک نتیجه مناسب دست یابند که شامل خرد فازی یا توانایی محاسباتی شبکه‌های عصبی می‌شود. همانند دیگر سیستم‌های فازی، ساختار انفیس از دو بخش مقدماتی و تالی تشکیل شده است که با مجموعه‌ای از قوانین به یکدیگر مرتبط می‌شوند. در ساختار شبکه انفیس، پنج لایه متمایز وجود دارد که این سیستم را به عنوان یک شبکه چندلایه‌ای معرفی می‌کند. یک نوع از این شبکه، سیستم فازی سوگنو با دو ورودی و یک خروجی می‌باشد که در شکل ۳ نشان داده شده است. همانطور که در شکل ۳ مشاهده می‌شود، این سیستم شامل دو ورودی x و y و خروجی f می‌باشد که با قوانین زیر مرتبط می‌شوند [۳۱]:

قانون ۱: اگر $(x$ برابر با A_1) و $(y$ برابر با B_1) باشند، آنگاه $f_1 = p_1x + q_1y + r_1$ می‌شود.

قانون ۲: اگر $(x$ برابر با A_2) و $(y$ برابر با B_2) باشند، آنگاه $f_2 = p_2x + q_2y + r_2$ می‌شود.

در این سیستم، A_i و B_i مجموعه‌های فازی و f_i خروجی سیستم می‌باشند. همچنین، p_i ، q_i و r_i پارامترهای طراحی هستند

جدول ۴: پارامترهای توابع عضویت برای مدل سازی F_x

Table 4. Membership functions parameters for modeling of F_x

ورودی ۴ (d)		ورودی ۳ (D)		ورودی ۲ (F)		ورودی ۱ (V)		توابع عضویت
σ	c	σ	c	σ	c	σ	c	
۰/۱۴۸۷	۰/۳۹۴۲	۱/۴۱۵	۴	۱۳/۴۴	۳۳	۳۳۰/۶	۹۵۰	تابع عضویت ۱
۰/۱۴۱۱	۰/۱۹۹۸	۱/۴۱۲	۲	۱۳/۴۴	۵۰	۳۳۰/۶	۵۶۵	تابع عضویت ۲
۰/۱۴۱۳	۰/۱۹۹۹	۱/۴۱۴	۲	۱۳/۴۴	۱۲	۳۳۰/۶	۱۵۰۰	تابع عضویت ۳
۰/۱۴۰۶	۰/۶۰۰۳	۱/۴۱۴	۶	۱۳/۴۴	۵۰	۳۳۰/۶	۱۵۰۰	تابع عضویت ۴
۰/۱۴۰۷	۰/۶۰۰۳	۱/۴۱۴	۲	۱۳/۴۴	۱۲	۳۳۰/۶	۱۵۰۰	تابع عضویت ۵
۰/۱۴۳۱	۰/۵۹۹۵	۱/۴۱۴	۶	۱۳/۴۴	۱۲	۳۳۰/۶	۵۶۵	تابع عضویت ۶
۰/۱۴۱۴	۰/۲	۱/۴۱۴	۶	۱۳/۴۴	۱۲	۳۳۰/۶	۱۵۰۰	تابع عضویت ۷

جدول ۵: پارامترهای توابع عضویت برای مدل سازی F_y

Table 5. Membership functions parameters for modeling of F_y

ورودی ۴ (d)		ورودی ۳ (D)		ورودی ۲ (F)		ورودی ۱ (V)		توابع عضویت
σ	c	σ	c	σ	c	σ	c	
۰/۱۴۱	۰/۴۰۱۱	۱/۴۱۴	۴	۱۳/۴۳	۳۳	۳۳۰/۶	۹۵۰	تابع عضویت ۱
۰/۱۴۷	۰/۲۰۲۲	۱/۴۱۵	۲	۱۳/۴۴	۵۰	۳۳۰/۶	۵۶۵	تابع عضویت ۲
۰/۱۴۴	۰/۱۹۹۹	۱/۴۱۴	۲	۱۳/۴۴	۱۲	۳۳۰/۶	۱۵۰۰	تابع عضویت ۳
۰/۱۳۳۵	۰/۶۰۰۴	۱/۴۱۵	۶	۱۳/۴۳	۱۲	۳۳۰/۶	۱۵۰۰	تابع عضویت ۴
۰/۱۵۴۳	۰/۵۹۷۵	۱/۴۱۴	۶	۱۳/۴۳	۵۰	۳۳۰/۶	۵۶۵	تابع عضویت ۵
۰/۱۳۴۳	۰/۱۹۹	۱/۴۱۴	۶	۱۳/۴۳	۱۲	۳۳۰/۶	۵۶۵	تابع عضویت ۶

$$O_i^4 = \omega_i^n f_i = \omega_i^n (p_i x + q_i y + r_i), \quad i = 1, 2 \quad (5)$$

لایه ۳: گره‌های این لایه، وزن نسبی قواعد را محاسبه می‌کنند که در آن ω_i^n شدت آتش نرمال شده قاعده i ام هستند.

لایه ۵: این لایه که آخرین لایه شبکه است از یک گره تشکیل شده که در آن تمام ورودی‌های گره با یکدیگر جمع می‌شوند:

$$O_i^3 = \omega_i^n = \frac{\omega_i}{\omega_1 + \omega_2} \quad i = 1, 2 \quad (4)$$

$$O_i^5 = \sum_{i=1}^2 \omega_i^n f = \frac{\omega_1 f_1 + \omega_2 f_2}{\omega_1 + \omega_2}, \quad i = 1, 2 \quad (6)$$

لایه ۴: این لایه با نام لایه قواعد شناخته می‌شود که از ضرب شدت آتش نرمال شده (که در لایه قبل بدست آمده است) با خروجی سیستم فازی سوگنو بدست می‌آید.

بطور خلاصه، اولین لایه در ساختار انفیس شکل‌گیری سیستم

جدول ۶: پارامترهای توابع عضویت برای مدل سازی F_z

Table 6. Membership functions parameters for modeling of F_z

ورودی ۴ (d)		ورودی ۳ (D)		ورودی ۲ (F)		ورودی ۱ (V)		توابع عضویت
σ	c	σ	c	σ	c	σ	c	
۰/۱۴۸۱	۰/۳۹۵۳	۱/۴۱۵	۳/۹۹۹	۱۳/۴۴	۳۳	۳۳۰/۶	۹۵۰	تابع عضویت ۱
۰/۱۴۰۲	۰/۱۹۹۲	۱/۴۱۳	۱/۹۹۹	۱۳/۴۳	۵۰	۳۳۰/۶	۵۶۵	تابع عضویت ۲
۰/۱۴۱۶	۰/۲۰۰۳	۱/۴۱۸	۲/۰۰۱	۱۳/۴۴	۱۲	۳۳۰/۶	۱۵۰۰	تابع عضویت ۳
۰/۱۴۲۵	۰/۵۹۹	۱/۴۱۴	۶	۱۳/۴۴	۵۰	۳۳۰/۶	۱۵۰۰	تابع عضویت ۴
۰/۱۴۳۵	۰/۵۹۸۹	۱/۴۱۵	۲	۱۳/۴۴	۱۲	۳۳۰/۶	۱۵۰۰	تابع عضویت ۵
۰/۱۴۰۸	۰/۱۹۹۸	۱/۴۱۵	۶	۱۳/۴۴	۱۲	۳۳۰/۶	۱۵۰۰	تابع عضویت ۶
۰/۱۴۲۱	۰/۶۰۰۱	۱/۴۱۴	۶	۱۳/۴۴	۱۲	۳۳۰/۶	۵۶۵	تابع عضویت ۷

جدول ۷: پارامترهای توابع عضویت برای مدل سازی F_r

Table 7. Membership functions parameters for modeling of F_r

ورودی ۴ (d)		ورودی ۳ (D)		ورودی ۲ (F)		ورودی ۱ (V)		توابع عضویت
σ	c	σ	c	σ	c	σ	c	
۰/۱۴۳۷	۰/۳۹۹۳	۱/۴۱۴	۴	۱۳/۴۴	۳۳	۳۳۰/۶	۹۵۰	تابع عضویت ۱
۰/۱۴۱۳	۰/۱۹۹	۱/۴۱۴	۲	۱۳/۴۴	۵۰	۳۳۰/۶	۵۶۵	تابع عضویت ۲
۰/۱۴۵۷	۰/۲۰۳۳	۱/۴۱۴	۲	۱۳/۴۳	۱۲	۳۳۰/۶	۱۵۰۰	تابع عضویت ۳
۰/۱۴۸۱	۰/۵۹۹۴	۱/۴۱۴	۶	۱۳/۴۴	۱۲	۳۳۰/۶	۱۵۰۰	تابع عضویت ۴
۰/۱۳۷۱	۰/۵۹۸۶	۱/۴۱۴	۶	۱۳/۴۳	۵۰	۳۳۰/۶	۵۶۵	تابع عضویت ۵
۰/۱۳۷	۰/۱۹۸۳	۱/۴۱۴	۶	۱۳/۴۴	۱۲	۳۳۰/۶	۵۶۵	تابع عضویت ۶

تطبیقی هستند که با عنوان پارامترهای برآیند شناخته می‌شوند [۳۱].

۳- نتایج و بحث

در این مطالعه از روش تقسیم شبکه^۱ سیستم‌های استنتاج فازی برای ایجاد مجموعه قواعد فازی استفاده شده است. برای این منظور

فازی و لایه دوم بخش مقدم قواعد اگر آنگاه فازی را اجرا می‌کنند. لایه سوم مربوط به نرمال سازی توابع عضویت و لایه چهارم بخش تالی قواعد فازی را تشکیل می‌دهند. در نهایت آخرین لایه، خروجی شبکه را محاسبه می‌کند. با توجه به این، واضح است که لایه‌های اول و چهارم در ساختار انفیس لایه‌های تطبیقی هستند که در آن‌ها c_i و σ_i در لایه اول به عنوان پارامترهای مرتبط با توابع عضویت ورودی شناخته می‌شوند. در لایه چهارم نیز، p_i ، q_i و r_i پارامترهای

1 Grid partition

جدول ۸: قواعد اگر- آنگاه فازی برای مدل سازی F_x

Table 8. Fuzzy If-Then rules for modeling of F_x

شماره قوانین	شرح قانون
قانون ۱	اگر (V برابر با $VMF1$) و (F برابر با $FMF1$) و (D برابر با $DMF1$) و (d برابر با $dMF1$) باشند، آنگاه ($F_x = a_{1,1}.V + a_{1,2}.F + a_{1,3}.D + a_{1,4}.d + a_{1,5}$)
قانون ۲	اگر (V برابر با $VMF2$) و (F برابر با $FMF2$) و (D برابر با $DMF2$) و (d برابر با $dMF2$) باشند، آنگاه ($F_x = a_{2,1}.V + a_{2,2}.F + a_{2,3}.D + a_{2,4}.d + a_{2,5}$)
قانون ۳	اگر (V برابر با $VMF3$) و (F برابر با $FMF3$) و (D برابر با $DMF3$) و (d برابر با $dMF3$) باشند، آنگاه ($F_x = a_{3,1}.V + a_{3,2}.F + a_{3,3}.D + a_{3,4}.d + a_{3,5}$)
قانون ۴	اگر (V برابر با $VMF4$) و (F برابر با $FMF4$) و (D برابر با $DMF4$) و (d برابر با $dMF4$) باشند، آنگاه ($F_x = a_{4,1}.V + a_{4,2}.F + a_{4,3}.D + a_{4,4}.d + a_{4,5}$)
قانون ۵	اگر (V برابر با $VMF5$) و (F برابر با $FMF5$) و (D برابر با $DMF5$) و (d برابر با $dMF5$) باشند، آنگاه ($F_x = a_{5,1}.V + a_{5,2}.F + a_{5,3}.D + a_{5,4}.d + a_{5,5}$)
قانون ۶	اگر (V برابر با $VMF6$) و (F برابر با $FMF6$) و (D برابر با $DMF6$) و (d برابر با $dMF6$) باشند، آنگاه ($F_x = a_{6,1}.V + a_{6,2}.F + a_{6,3}.D + a_{6,4}.d + a_{6,5}$)
قانون ۷	اگر (V برابر با $VMF7$) و (F برابر با $FMF7$) و (D برابر با $DMF7$) و (d برابر با $dMF7$) باشند، آنگاه ($F_x = a_{7,1}.V + a_{7,2}.F + a_{7,3}.D + a_{7,4}.d + a_{7,5}$)

لازم به ذکر است که پارامترهای بخش تالی قواعد فازی در پیوست ارائه شده‌اند. لازم به ذکر است که مشخصات توابع عضویت ورودی و خروجی و همچنین توابع اگر- آنگاه فازی توسط سیستم انفیس در مرحله آموزش شبکه بصورت خودکار بر اساس داده‌های بخش آموزش شبکه (۷۵ درصد از کل داده‌ها که بصورت اتفاقی انتخاب شده‌اند) بدست آورده می‌شوند. در واقع دلیل بهره‌گیری از سیستم انفیس نیز به همین منظور می‌باشد. در سیستم‌های استنتاج فازی، برای تعیین توابع عضویت و قواعد اگر- آنگاه فازی از دانش یک فرد خبره و متخصص در زمینه کاربرد مورد نظر، بهره گرفته می‌شود. به دلیل عدم وجود دانش کافی در این زمینه، از الگوریتم‌های بهینه‌سازی نظیر الگوریتم ژنتیک، مهاجرت پرندگان و ... برای تنظیم پارامترهای سیستم فازی می‌توان بهره گرفت که در واقع این‌ها روش‌های آفلاین هستند. در سیستم انفیس نیازی به دانش فرد خبره یا روش‌های دیگر بهینه‌سازی نبوده و بصورت تطبیقی و خودکار پارامترهای سیستم فازی تنظیم می‌شوند.

در نهایت از چند روش گرافیکی برای ارزیابی عملکرد مدل پیشنهادی استفاده شده‌است. شکل‌های ۴ تا ۷، داده‌های واقعی و داده‌های تقریب‌زده شده توسط مدل انفیس را بصورت همزمان نمایش می‌دهد. در این نمودارها، نقاط آبی رنگ مربوط به داده‌های

از ۱۰۰ دوره^۱ برای آموزش شبکه بهره گرفته شده است. در مجموع تعداد ۲۷ داده آزمایشگاهی برای آزمایش و تست شبکه که شامل چهار ورودی (سرعت دورانی ابزار V ، پیشروی F ، قطر ابزار D و عمق برش d) و چهار خروجی (نیروهای برش F_x ، F_y ، F_z و F_r) می‌باشند، وجود دارد. این مجموعه داده‌ها بصورت تصادفی به دو زیر مجموعه ۷۵ درصدی برای آموزش شبکه و ۲۵ درصدی برای تست شبکه تقسیم می‌شوند. بطور معمول، قوانین فازی توسط یک متخصص تعریف می‌شود در حالیکه در شبکه انفیس قوانین اگر- آنگاه فازی بطور خودکار ایجاد می‌شوند. متغیرهای ورودی با استفاده از توابع عضویت گوسین که با تابع عضویت ۷-۱ برای مدل سازی F_x ، تابع عضویت ۶-۱ برای مدل سازی F_y ، تابع عضویت ۷-۱ برای مدل سازی F_z ، و تابع عضویت ۶-۱ برای مدل سازی F_r مشخص شده‌اند، فازی سازی می‌شوند. پارامترهای توابع عضویت گوسین مربوط به متغیرهای ورودی سیستم که در فرآیند آموزش تنظیم می‌شوند برای مدل سازی F_x ، F_y ، F_z و F_r به ترتیب در جداول ۴ تا ۷ مشخص شده‌اند. همچنین قواعد اگر آنگاه فازی میان متغیرهای ورودی و خروجی که پس از آموزش شبکه بدست می‌آیند نیز به منظور مدل سازی F_x ، F_y ، F_z و F_r به ترتیب در جداول ۸ تا ۱۱ لیست شده‌اند.

¹ Epoch

جدول ۹: قواعد اگر- آنگاه فازی برای مدل سازی F_y

Table 9. Fuzzy If-Then rules for modeling of F_y

شماره قوانین	شرح قانون
قانون ۱	اگر V برابر با $VMF1$ و F برابر با $MF1$ و D برابر با $DMF1$ و d برابر با $dMF1$ باشند، آنگاه ($F_y = b_{1,1}V + b_{1,2}F + b_{1,3}D + a_{1,4}d + b_{1,5}$)
قانون ۲	اگر V برابر با $VMF2$ و F برابر با $MF2$ و D برابر با $DMF2$ و d برابر با $dMF2$ باشند، آنگاه ($F_y = b_{2,1}V + b_{2,2}F + b_{2,3}D + b_{2,4}d + b_{2,5}$)
قانون ۳	اگر V برابر با $VMF3$ و F برابر با $MF3$ و D برابر با $DMF3$ و d برابر با $dMF3$ باشند، آنگاه ($F_y = b_{3,1}V + b_{3,2}F + b_{3,3}D + b_{3,4}d + b_{3,5}$)
قانون ۴	اگر V برابر با $VMF4$ و F برابر با $MF4$ و D برابر با $DMF4$ و d برابر با $dMF4$ باشند، آنگاه ($F_y = b_{4,1}V + b_{4,2}F + b_{4,3}D + b_{4,4}d + b_{4,5}$)
قانون ۵	اگر V برابر با $VMF5$ و F برابر با $MF5$ و D برابر با $DMF5$ و d برابر با $dMF5$ باشند، آنگاه ($F_y = b_{5,1}V + b_{5,2}F + b_{5,3}D + b_{5,4}d + b_{5,5}$)
قانون ۶	اگر V برابر با $VMF6$ و F برابر با $MF6$ و D برابر با $DMF6$ و d برابر با $dMF6$ باشند، آنگاه ($F_y = b_{6,1}V + b_{6,2}F + b_{6,3}D + b_{6,4}d + b_{6,5}$)

جدول ۱۰: قواعد اگر- آنگاه فازی برای مدل سازی F_z

Table 10. Fuzzy If-Then rules for modeling of F_z

شماره قوانین	شرح قانون
قانون ۱	اگر V برابر با $VMF1$ و F برابر با $MF1$ و D برابر با $DMF1$ و d برابر با $dMF1$ باشند، آنگاه ($F_z = c_{1,1}V + c_{1,2}F + c_{1,3}D + c_{1,4}d + c_{1,5}$)
قانون ۲	اگر V برابر با $VMF2$ و F برابر با $MF2$ و D برابر با $DMF2$ و d برابر با $dMF2$ باشند، آنگاه ($F_z = c_{2,1}V + c_{2,2}F + c_{2,3}D + c_{2,4}d + c_{2,5}$)
قانون ۳	اگر V برابر با $VMF3$ و F برابر با $MF3$ و D برابر با $DMF3$ و d برابر با $dMF3$ باشند، آنگاه ($F_z = c_{3,1}V + c_{3,2}F + c_{3,3}D + c_{3,4}d + c_{3,5}$)
قانون ۴	اگر V برابر با $VMF4$ و F برابر با $MF4$ و D برابر با $DMF4$ و d برابر با $dMF4$ باشند، آنگاه ($F_z = c_{4,1}V + c_{4,2}F + c_{4,3}D + c_{4,4}d + c_{4,5}$)
قانون ۵	اگر V برابر با $VMF5$ و F برابر با $MF5$ و D برابر با $DMF5$ و d برابر با $dMF5$ باشند، آنگاه ($F_z = c_{5,1}V + c_{5,2}F + c_{5,3}D + c_{5,4}d + c_{5,5}$)
قانون ۶	اگر V برابر با $VMF6$ و F برابر با $MF6$ و D برابر با $DMF6$ و d برابر با $dMF6$ باشند، آنگاه ($F_z = c_{6,1}V + c_{6,2}F + c_{6,3}D + c_{6,4}d + c_{6,5}$)
قانون ۷	اگر V برابر با $VMF7$ و F برابر با $MF7$ و D برابر با $DMF7$ و d برابر با $dMF7$ باشند، آنگاه ($F_z = c_{6,1}V + c_{6,2}F + c_{6,3}D + c_{6,4}d + c_{6,5}$)

گرفته‌اند). همچنین مشاهده می‌شود که مدل بدست‌آورده شده توانسته‌است با دقت بسیار بالایی داده‌های مربوط به بخش تست شبکه را نیز پیش‌بینی کند (نقاط قرمز رنگ نزدیک به خط سبز رنگ قرار گرفته‌اند). اختلاف اندک مشاهده شده در اینجا می‌تواند به دلیل خطای موجود در نتایج آزمایشگاهی باشد. در ادامه، شکل‌های ۸ تا

استفاده شده در بخش آموزش و نقاط قرمز رنگ مربوط به داده‌های بخش تست شبکه هستند. همچنین خط سبز رنگ نیز مرجعی برای مشخص نمودن درستی مدل بدست‌آورده شده می‌باشد. همانطور که مشاهده می‌شود، شبکه انفیس دقیقاً منطبق با داده‌های بخش آموزش می‌باشد (نقاط آبی رنگ دقیقاً بر روی خط سبز رنگ قرار

جدول ۱۱: قواعد اگر- آنگاه فازی برای مدل سازی F_r

Table 11. Fuzzy If-Then rules for modeling of F_r

شماره قوانین	شرح قانون
قانون ۱	اگر $(V$ برابر با $VMF1$) و $(F$ برابر با $FMF1$) و $(D$ برابر با $DMF1$) و $(d$ برابر با $dMF1$) باشند، آنگاه $(F_r = e_{1,1}V + e_{1,2}F + e_{1,3}D + e_{1,4}d + e_{1,5})$
قانون ۲	اگر $(V$ برابر با $VMF2$) و $(F$ برابر با $FMF2$) و $(D$ برابر با $DMF2$) و $(d$ برابر با $dMF2$) باشند، آنگاه $(F_r = e_{2,1}V + e_{2,2}F + e_{2,3}D + e_{2,4}d + e_{2,5})$
قانون ۳	اگر $(V$ برابر با $VMF3$) و $(F$ برابر با $FMF3$) و $(D$ برابر با $DMF3$) و $(d$ برابر با $dMF3$) باشند، آنگاه $(F_r = e_{3,1}V + e_{3,2}F + e_{3,3}D + e_{3,4}d + e_{3,5})$
قانون ۴	اگر $(V$ برابر با $VMF4$) و $(F$ برابر با $FMF4$) و $(D$ برابر با $DMF4$) و $(d$ برابر با $dMF4$) باشند، آنگاه $(F_r = e_{4,1}V + e_{4,2}F + e_{4,3}D + e_{4,4}d + e_{4,5})$
قانون ۵	اگر $(V$ برابر با $VMF5$) و $(F$ برابر با $FMF5$) و $(D$ برابر با $DMF5$) و $(d$ برابر با $dMF5$) باشند، آنگاه $(F_r = e_{5,1}V + e_{5,2}F + e_{5,3}D + e_{5,4}d + e_{5,5})$
قانون ۶	اگر $(V$ برابر با $VMF6$) و $(F$ برابر با $FMF6$) و $(D$ برابر با $DMF6$) و $(d$ برابر با $dMF6$) باشند، آنگاه $(F_r = e_{6,1}V + e_{6,2}F + e_{6,3}D + e_{6,4}d + e_{6,5})$

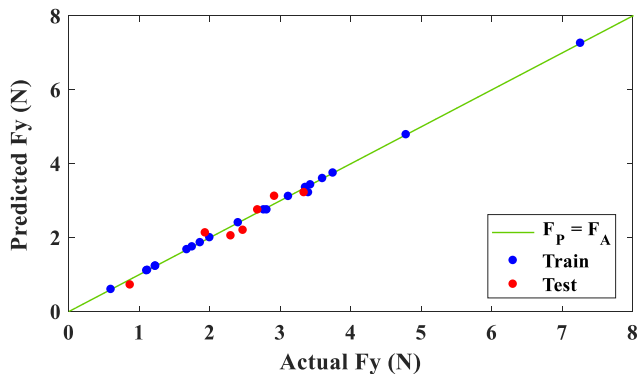


Fig. 5. Comparison between actual and predicted data by AN-FIS network for modeling of F_y

شکل ۵: مقایسه بین داده‌های واقعی و داده‌های پیش‌بینی شده توسط شبکه

ANFIS برای مدل سازی F_y

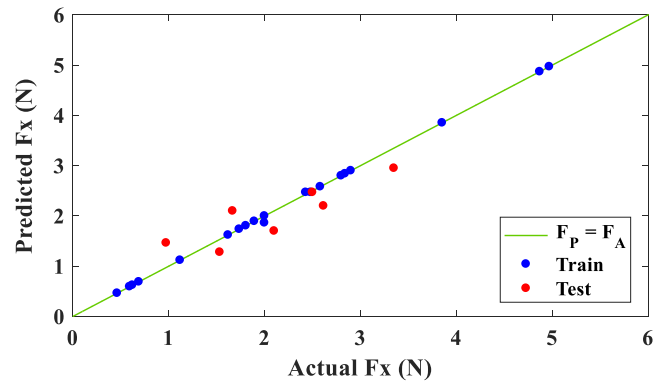


Fig. 4. Comparison between actual and predicted data by AN-FIS network for modeling of F_x

شکل ۴: مقایسه بین داده‌های واقعی و داده‌های پیش‌بینی شده توسط شبکه

ANFIS برای مدل سازی F_x

بخش آموزش می‌باشد (نقاط آبی رنگ کاملاً منطبق با خطوط آبی رنگ هستند). همچنین از بخش دوم نمودارها (بخش با رنگ قرمز) نیز مشخص می‌شود که شبکه بخوبی توانسته‌است، داده‌های مرتبط به بخش تست را نیز پیش‌بینی نماید.

در نهایت به منظور بررسی دقت مدل بدست‌آورده شده، از معیارهای آماری جذر میانگین مربعات خطا^۱، میانگین خطای مطلق^۲،

۱۱، مقدار نیروی برشی F_x ، F_y ، F_z و F_r برای داده‌های واقعی و پیش‌بینی شده در دو بخش آموزش و تست را نشان می‌دهند. در این نمودارها، خطوط با رنگ آبی و قرمز به ترتیب مرتبط با داده‌های آزمایشگاهی مربوط به بخش آموزش و تست هستند. همچنین نقاط با رنگ آبی و قرمز نیز به ترتیب مربوط به داده‌های پیش‌بینی شده توسط شبکه انفیس مرتبط با بخش آموزش و تست می‌باشند. همانطور که در این نمودارها مشاهده می‌شود، شبکه انفیس کاملاً منطبق با داده‌های

1 Root mean square error (RMSE)
2 Mean absolute error (MAE)

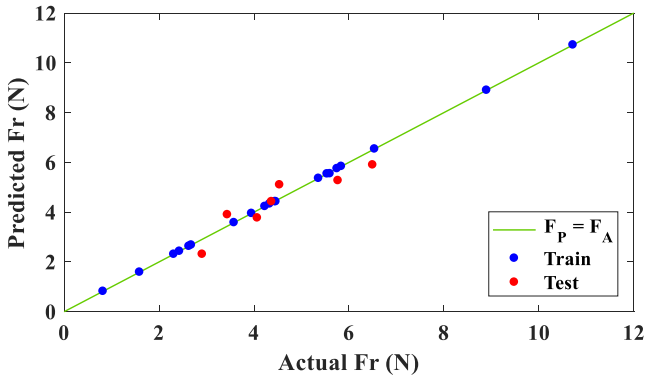


Fig. 7. Comparison between actual and predicted data by ANFIS network for modeling of F_r

شکل ۷: مقایسه بین داده‌های واقعی و داده‌های پیش‌بینی شده توسط شبکه ANFIS برای مدل‌سازی F_r

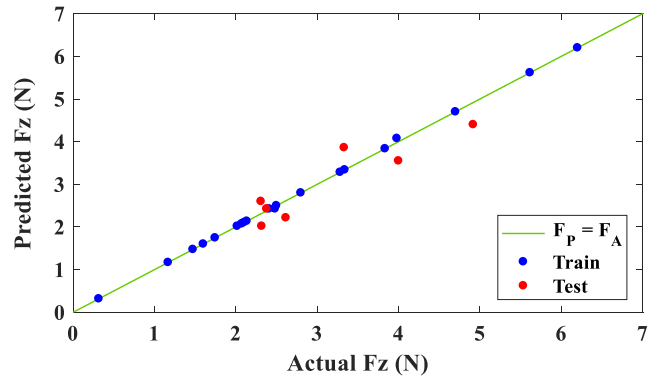


Fig. 6. Comparison between actual and predicted data by ANFIS network for modeling of F_z

شکل ۶: مقایسه بین داده‌های واقعی و داده‌های پیش‌بینی شده توسط شبکه ANFIS برای مدل‌سازی F_z

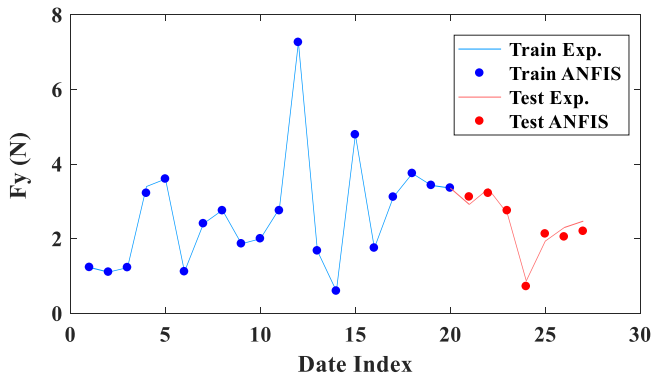


Fig. 9. Differences between actual and predicted data in two parts of training and testing for modeling of F_y

شکل ۹: اختلاف داده‌های آزمایشگاهی و داده‌های پیش‌بینی شده در دو بخش آزمایش و تست برای مدل‌سازی F_y

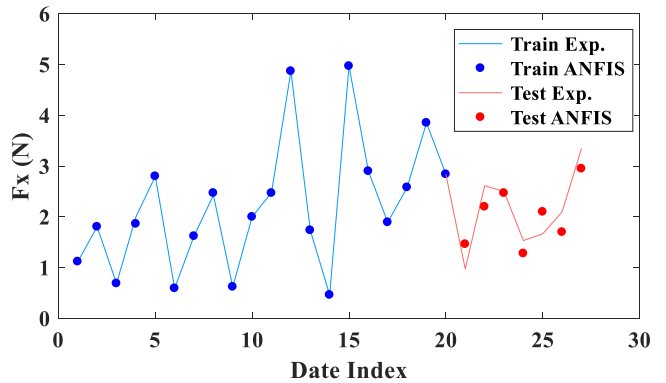


Fig. 8. Differences between actual and predicted data in two parts of training and testing for modeling of F_x

شکل ۸: اختلاف داده‌های آزمایشگاهی و داده‌های پیش‌بینی شده در دو بخش آزمایش و تست برای مدل‌سازی F_x

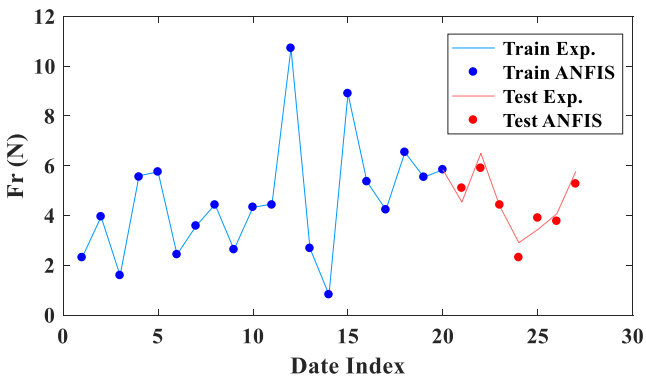


Fig. 11. Differences between actual and predicted data in two parts of training and testing for modeling of F_r

شکل ۱۱: اختلاف داده‌های آزمایشگاهی و داده‌های پیش‌بینی شده در دو بخش آزمایش و تست برای مدل‌سازی F_r

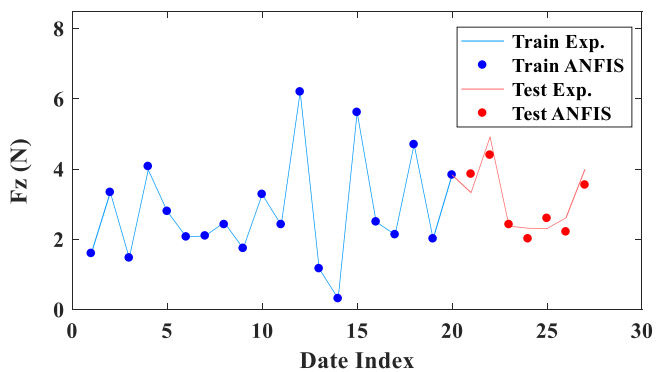


Fig. 10. Differences between actual and predicted data in two parts of training and testing for modeling of F_z

شکل ۱۰: اختلاف داده‌های آزمایشگاهی و داده‌های پیش‌بینی شده در دو بخش آزمایش و تست برای مدل‌سازی F_z

جدول ۱۲: معیارهای آماری برای مدل‌سازی F_x ، F_y ، F_z و F_r

Table 12. Statistical criteria for modeling of F_x ، F_y ، F_z ، and F_r

درصد میانگین خطای مطلق	ضریب همبستگی	میانگین خطای مطلق	جذر میانگین مربعات خطا		
۰/۳۶	۱	۰/۰۰۹	۰/۰۳۲	آموزش	F_x
۱۲/۱	۰/۸۷۷	۰/۳۵	۰/۳۷۵	تست	
۰/۴۶	۱	۰/۰۱۳	۰/۰۴۳	آموزش	F_y
۶/۸۸	۰/۹۷۲	۰/۱۸	۰/۱۹۱	تست	
۰/۲۷	۱	۰/۰۰۸	۰/۰۲۵	آموزش	F_z
۸/۴۶	۰/۹۱۶	۰/۳۶	۰/۳۹۴	تست	
۰/۴	۱	۰/۰۰۵	۰/۰۳۵	آموزش	F_r
۷/۴	۰/۹۱۹	۰/۴۴	۰/۴۷۶	تست	

۱۲ لیست شده‌اند. هر یک از این معیارها می‌توانند معرف خطای مدل بدست آورده شده و به تبع آن دقت تخمین زده شده باشند.

معیارهای جذر میانگین مربعات خطا و میانگین خطای مطلق بیان‌کننده اختلاف بین نتایج تخمین‌زده شده با نتایج واقعی (اندازه‌گیری شده) می‌باشند. هر چقدر این ضرایب به صفر نزدیک‌تر باشد، نشان‌دهنده‌ی خطای کمتر (دقت بالاتر) مدل است. البته لازم به ذکر است که در معیار جذر میانگین مربعات خطا، به دلیل توان دوم موجود در رابطه، هر چقدر فاصله مقدار تخمین‌زده شده از مقدار واقعی بیشتر باشد، مقدار خطا افزایش بیشتری خواهد یافت. ضریب همبستگی نشان‌دهنده‌ی همبستگی بین داده‌های حاصل از نتایج آزمایشگاهی و داده‌های حاصل از پیش‌بینی شبکه انفیس است. هر چه مقدار ضریب همبستگی به یک نزدیک‌تر باشد، نشان‌دهنده‌ی نزدیکی بیش‌تر مقادیر برآورد شده به مقادیر آزمایشگاهی می‌باشد. در نهایت معیار درصد میانگین خطای مطلق نمایش مناسبی از دقت مدل بدست آورده شده ارائه می‌دهد. در این معیار، مقدار خطای تخمین نسبت به مقدار واقعی بصورت درصد بیان می‌شود.

از مقادیر لیست شده در جدول ۱۲ مشخص می‌شود که شبکه انفیس در پیش‌بینی نیروهای برش در فرآیند سوراخکاری استخوان کورتیکال بسیار موفق عمل کرده‌است. ابتدا به بررسی نتایج مربوط به بخش آموزش پرداخته می‌شود. معیارهای جذر میانگین مربعات خطا و میانگین خطای مطلق برای بخش آموزش شبکه بسیار کوچک و نزدیک به صفر می‌باشد. همچنین ضریب همبستگی برای مدل‌سازی

ضریب همبستگی^۱ و درصد میانگین خطای مطلق^۲ استفاده شده است. نحوه محاسبه این معیارها به ترتیب در روابط ۷-۱۰ ارائه شده است.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \times \sum_{i=1}^n (F_A - F_P)^2} \quad (7)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |F_A - F_P| \quad (8)$$

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n [(F_A - \bar{F}_A)(F_P - \bar{F}_P)]}{\sqrt{\left[\sum_{i=1}^n (F_A - \bar{F}_A)^2 \right] \left[\sum_{i=1}^n (F_P - \bar{F}_P)^2 \right]}} \quad (9)$$

$$MAPE = \frac{100\%}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{F_A - F_P}{F_A} \right| \quad (10)$$

که در این روابط، F_A مقدار نیروی برش اندازه‌گیری شده برای نمونه i ام، F_P مقدار نیروی برش تخمین‌زده شده توسط شبکه انفیس برای نمونه i ام، \bar{F}_A میانگین داده‌های اندازه‌گیری شده و \bar{F}_P میانگین داده‌های تخمین‌زده شده هستند. برای بررسی دقت مدل، معیارهای آماری مذکور بصورت جداگانه برای بخش آموزش و تست به منظور مدل‌سازی نیروهای برش F_x ، F_y ، F_z و F_r محاسبه و در جدول

1 Correlation factor (R)

2 Mean absolute percentage error (MAPE)

شبکه هیچ استفاده‌ای نشده است. در نتیجه به دلیل وجود خطا در نتایج آزمایشگاهی، می‌توان این مقدار خطا را در تخمین انتظار داشت. در مجموع میانگین خطای شبکه برای تخمین نیروهای برش در بخش آموزش برابر با ۰/۳۷ درصد و در بخش تست برابر با ۸/۷ درصد می‌باشد.

۴- نتیجه‌گیری

این مطالعه نشان می‌دهد که چگونه می‌توان از شبکه انفیس برای مدل‌سازی عملیات فرزکاری استخوان کورتیکال بر اساس متغیرهای ورودی (سرعت دورانی ابزار V ، پیشروی F ، قطر ابزار D و عمق برش d) و خروجی (نیروهای برشی در راستاهای x ، y و z و همچنین نیروی برآیند) استفاده کرد. تجزیه و تحلیل نتایج نشان می‌دهد که این سیستم برای کاربرد حاضر بسیار کارآمد می‌باشد و به وسیله این سیستم می‌توان مقادیر مختلف نیروهای برشی را بر اساس تغییرات متغیرهای ورودی فرآیند فرزکاری استخوان را پیش‌بینی نمود. این مطالعه همچنین نشان‌دهنده توانایی بالای شبکه انفیس برای مدل‌سازی فرآیندهای پیچیده مهندسی است که در آن به سختی می‌توان یک رابطه ریاضی برای بیان رفتار آن‌ها پیدا نمود. سیستم انفیس نیازی به اطلاعات دقیق و قطعی نداشته و بسیار بهتر از روش‌های کلاسیک برای پیش‌بینی داده‌های خروجی عمل می‌کند. با این حال، هر چه پارامترهای مؤثر بیشتری شناسایی شده و بطور بهتری در مدل‌سازی اعمال شوند، مطمئناً نتایج بدست‌آمده نیز بهبود خواهد یافت. از نتایج بدست‌آمده مشخص می‌شود که شبکه انفیس در پیش‌بینی نیروهای برش در فرآیند سوراخکاری استخوان کورتیکال بسیار موفق عمل کرده است. معیارهای جذر میانگین مربعات خطا و میانگین خطای مطلق برای بخش آموزش شبکه بسیار کوچک و نزدیک به صفر می‌باشد. همچنین ضریب همبستگی برای مدل‌سازی تمامی نیروهای برش F_x ، F_y ، F_z و F_r برابر با یک است. همچنین درصد میانگین خطای مطلق نیز در بخش آموزش برای تمامی حالت‌ها کوچکتر از ۰/۵ درصد است. این موارد نشان‌دهنده دقت بسیار بالای مدل در بخش آموزش شبکه هستند. معیارهای جذر میانگین مربعات خطا و میانگین خطای مطلق برای داده‌های مربوط به بخش تست شبکه نیز، مقادیر نسبتاً کوچکی (کوچکتر از ۰/۵) می‌باشند. در ادامه با توجه به معیارهای ضریب همبستگی و درصد

تمامی نیروهای برش F_x ، F_y ، F_z و F_r برابر با یک است. همچنین درصد میانگین خطای مطلق نیز در بخش آموزش برای تمامی حالت‌ها کوچکتر از ۰/۵ درصد است. این موارد نشان‌دهنده دقت بسیار بالای مدل در بخش آموزش شبکه هستند. در واقع شبکه انفیس بدست‌آورده شده بطور دقیق منطبق با داده‌های اندازه‌گیری شده است. اما دقت بالای مدل در بخش آموزش به تنهایی نشان‌دهنده دقت کلی مدل نیست. مدل حتماً می‌بایست با داده‌های کنارگذاشته شده در بخش تست (۲۵ درصد از داده‌ها) مورد ارزیابی قرار گیرد. در واقع از داده‌های بخش تست در آموزش شبکه هیچ استفاده‌ای نشده و این داده‌ها مختص به ارزیابی مدل بدست‌آورده شده می‌باشند. می‌بایست توجه داشت که در این تحقیق، شبکه انفیس از داده‌های آزمایشگاهی بدست آورده شده و حتماً نتایج آزمایشگاهی دارای خطا می‌باشند. در ادامه به معیارهای محاسبه شده در بخش تست شبکه که در جدول ۱۲ لیست شده‌اند، توجه می‌شود. جذر میانگین مربعات خطا و میانگین خطای مطلق برای داده‌های مربوط به بخش تست شبکه، مقادیر نسبتاً کوچکی (کوچکتر از ۰/۵) می‌باشند. البته این دلیل کاملی برای ارزیابی مدل نیستند زیرا که می‌بایست این مقادیر را نسبت به مقادیر اندازه‌گیری شده مورد بررسی قرار داد. در ادامه با توجه به معیارهای ضریب همبستگی و درصد میانگین خطای مطلق مشخص می‌شود که مقادیر تخمین زده شده به مقادیر اندازه‌گیری شده نزدیک می‌باشند. ضریب همبستگی به جزء برای تخمین F_x برای تمامی حالت‌های دیگر بزرگتر از ۰/۹ می‌باشد. همچنین درصد میانگین خطای مطلق نیز برای بخش تست شبکه به استثنای F_x برای موارد دیگر، کوچکتر از ۱۰ درصد هستند. در نتیجه می‌توان اینطور استنباط کرد که دقت مدل بدست‌آورده شده بسیار بالا می‌باشد. در اینجا، دقت مدل برای تقریب نیروی برش F_y نسبت به حالت‌های دیگر بالاتر می‌باشد. در ادامه دقت مدل به ترتیب برای تخمین F_r ، F_z و F_x کاهش پیدا کرده است. نکته قابل توجه در اینجا، خطای بیشتر شبکه (دقت کمتر شبکه) در بخش تست نسبت به بخش آموزش می‌باشد. این موضوع کاملاً طبیعی می‌باشد زیرا که در بخش آموزش از تمامی داده‌های آموزش (۷۵ درصد کل داده‌ها) استفاده شده و مدل بگونه‌ای بدست آورده شده است که خروجی‌های شبکه کاملاً منطبق با داده‌های مورد استفاده باشند. در صورتیکه تست شبکه بر اساس داده‌های تست (۲۵ درصد مابقی داده‌ها) انجام شده و از این داده‌ها در بخش آموزش

- computer assisted surgery : MRCAS, 155-148 (2011) (2)7.
- [8] J.H. Lonner, Robotically Assisted Unicompartmental Knee Arthroplasty with a Handheld Image-Free Sculpting Tool, *Operative Techniques in Orthopaedics*, (2015) (2)25 113-104.
- [9] C. Natali, P. Ingle, J. Dowell, Orthopaedic bone drills-can they be improved? Temperature changes near the drilling face, *The Journal of bone and joint surgery. British volume*, 362-357 (1996) (3)78.
- [10] R.K. Pandey, S.S. Panda, Drilling of bone: A comprehensive review, *Journal of clinical orthopaedics and trauma*, (1)4 30-15 (2013).
- [11] K. Denis, G. Van Ham, J. Vander Sloten, R. Van Audekercke, G. Van der Perre, J. De Schutter, J.P. Kruth, J. Bellemans, G. Fabry, Influence of bone milling parameters on the temperature rise, milling forces and surface flatness in view of robot-assisted total knee arthroplasty, *International Congress Series*, 306-300 (2001) 1230.
- [12] W. Wang, Y. Shi, N. Yang, X. Yuan, Experimental analysis of drilling process in cortical bone, *Medical engineering & physics*, 266-261 (2014) (2)36.
- [13] M. Arbabtafti, M. Moghaddam, A. Nahvi, M. Mahvash, B. Richardson, B. Shirinzadeh, Physics-Based Haptic Simulation of Bone Machining, *IEEE Transactions on Haptics*, 50-39 (2011) (1)4.
- [14] M. Moghaddam, A. Nahvi, M. Arbabtafti, M. Mahvash, A Physically Realistic Voxel-Based Method for Haptic Simulation of Bone Machining, in: M. Ferre (Ed.) *Haptics: Perception, Devices and Scenarios*, Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 2008, pp. 660-651.
- [15] B. Kianmajd, D. Carter, M. Soshi, A novel toolpath force prediction algorithm using CAM volumetric data for optimizing robotic arthroplasty, *International journal of computer assisted radiology and surgery*, (2016) (10)11 1880-1871.
- [16] C. Plaskos, *Modeling and Design of Robotized Tools and Milling Techniques for Total Knee Arthroplasty*, 2005.
- [17] D. Wu, L. Zhang, S. Liu, Research on establishment and validation of cutting force prediction model for bone milling, in: 2015 IEEE International Conference on

میانگین خطای مطلق مشخص می‌شود که مقادیر تخمین زده شده به مقادیر اندازه گیری شده نزدیک می‌باشند. ضریب همبستگی به جزء برای تخمین F_x برای تمامی حالت‌های دیگر بزرگتر از ۰/۹ می‌باشد. همچنین درصد میانگین خطای مطلق نیز برای بخش تست شبکه به استثنای F_x برای موارد دیگر، کوچکتر از ۱۰ درصد هستند. در اینجا، دقت مدل برای تقریب نیروی برش F_y نسبت به حالت‌های دیگر بالاتر می‌باشد. در ادامه دقت مدل به ترتیب برای تخمین F_r ، F_x و F_z کاهش پیدا کرده است. در مجموع میانگین خطای شبکه برای تخمین نیروهای برش در بخش آموزش برابر با ۰/۳۷ درصد و در بخش تست برابر با ۸/۷ درصد می‌باشد.

مراجع

- [1] A.A.o.O. Surgeons, Total Knee Replacement, in, 2015.
- [2] T.P. James, G. Chang, S. Micucci, A. Sagar, E.L. Smith, C. Cassidy, Effect of applied force and blade speed on histopathology of bone during resection by sagittal saw, *Medical engineering & physics*, 370-364 (2014) (3)36.
- [3] M.J. Fox, J.M. Scarvell, P.N. Smith, S. Kalyanasundaram, Z.H. Stachurski, Lateral drill holes decrease strength of the femur: an observational study using finite element and experimental analyses, *Journal of orthopaedic surgery and research*, 29 (2013) 8.
- [4] V. Tahmasbi, M. Ghoreishi, M.J.P.o.t.I.o.M.E. Zolfaghari, Part H: *Journal of Engineering in Medicine*, Investigation, sensitivity analysis, and multi-objective optimization of effective parameters on temperature and force in robotic drilling cortical bone, 1024-1012 (2017) (11)231.
- [5] B.L. Tai, L. Zhang, A. Wang, S. Sullivan, A.J. Shih, Neurosurgical Bone Grinding Temperature Monitoring, *Procedia CIRP*, 230-226 (2013) 5.
- [6] M. Marco, M. Rodríguez-Millán, C. Santiuste, E. Giner, M. Henar Miguélez, A review on recent advances in numerical modelling of bone cutting, *Journal of the Mechanical Behavior of Biomedical Materials*, (2015) 44 201-179.
- [7] T. Cao, X. Li, Z. Gao, G. Feng, P. Shen, A method for identifying otological drill milling through bone tissue wall, *The international journal of medical robotics +*

- Fuzzy force control and state detection in vertebral lamina milling, *Mechatronics*, 10-1 (2016) 35.
- [27] H. Jin, Y. Hu, Z. Deng, P. Zhang, Z. Song, J. Zhang, Model-based state recognition of bone drilling with robotic orthopedic surgery system, in: 2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2014, pp. 3543-3538.
- [28] C.-T. Lin, C.G. Lee, C.-T. Lin, C. Lin, *Neural fuzzy systems: a neuro-fuzzy synergism to intelligent systems*, Prentice hall PTR Upper Saddle River NJ, 1996.
- [29] J.M. Zurada, *Introduction to artificial neural systems*, West publishing company St. Paul, 1992.
- [30] D. Nauck, F. Klawonn, R. Kruse, *Foundations of neuro-fuzzy systems*, John Wiley & Sons, Inc., 1997.
- [31] J.-S. Jang, ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system, *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics*, 685-665 (1993) (3)23.
- [32] I. Maher, M. Eltaib, A.A. Sarhan, R. El-Zahry, Investigation of the effect of machining parameters on the surface quality of machined brass (40/60) in CNC end milling—ANFIS modeling, *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, (2014) (4-1)74 537-531.
- [33] S.-P. Lo, An adaptive-network based fuzzy inference system for prediction of workpiece surface roughness in end milling, *Journal of Materials Processing Technology*, 675-665 (2003) (3)142.
- [34] I. Shivakoti, G. Kibria, P.M. Pradhan, B.B. Pradhan, A. Sharma, ANFIS based prediction and parametric analysis during turning operation of stainless steel 202, *Materials and Manufacturing Processes*, 121-112 (2019) (1)34.
- [35] K. Alam, A.V. Mitrofanov, V.V. Silberschmidt, Experimental investigations of forces and torque in conventional and ultrasonically-assisted drilling of cortical bone, *Medical engineering & physics*, (2)33 239-234 (2011).
- [36] G. Singh, V. Jain, D. Gupta, A. Ghai, Optimization of process parameters for drilled hole quality characteristics during cortical bone drilling using Taguchi method, *Journal of the mechanical behavior of biomedical Robotics and Biomimetics (ROBIO)*, 2015, pp. 1869-1864.
- [18] G. Van Ham, K. Denis, J. Vander Sloten, R. Van Audekercke, G. Van der Perre, J. De Schutter, E. Aertbelien, S. Demey, J. Bellemans, Machining and accuracy studies for a tibial knee implant using a force-controlled robot, *Computer aided surgery : official journal of the International Society for Computer Aided Surgery*, 133-123 (1998) (3)3.
- [19] T. Inoue, N. Sugita, M. Mitsuishi, T. Saito, Y. Nakajima, Y. Yokoyama, K. Fujiwara, N. Abe, T. Ozaki, M. Suzuki, K. Kuramoto, Y. Nakashima, K. Tanimoto, Optimal control of cutting feed rate in the robotic milling for total knee arthroplasty, in: 3 2010rd IEEE RAS & EMBS International Conference on Biomedical Robotics and Biomechanics, 2010, pp. 220-215.
- [20] P.A. Federspil, B. Plinkert, P.K. Plinkert, Experimental robotic milling in skull-base surgery, *Computer aided surgery : official journal of the International Society for Computer Aided Surgery*, 48-42 (2003) (1)8.
- [21] N. Sugita, F. Genma, Y. Nakajima, M. Mitsuishi, Adaptive Controlled Milling Robot for Orthopedic Surgery, in: *Proceedings 2007 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2007, pp. 610-605.
- [22] C. Plaskos, A.J. Hodgson, P. Cinquin, Modelling and Optimization of Bone-Cutting Forces in Orthopaedic Surgery, in: R.E. Ellis, T.M. Peters (Eds.) *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention - MICCAI 2003*, Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 2003, pp. 261-254.
- [23] c. plaskos, bone sawing and milling in computer-assisted total knee arthroplasty, university of western ontario, (1999).
- [24] Y. Hu, H. Jin, L. Zhang, P. Zhang, J. Zhang, State Recognition of Pedicle Drilling With Force Sensing in a Robotic Spinal Surgical System, *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 365-357 (2014) (1)19.
- [25] Y. Dai, Y. Xue, J. Zhang, Vibration-Based Milling Condition Monitoring in Robot-Assisted Spine Surgery, *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, (2015) (6)20 3039-3028.
- [26] Z. Deng, H. Jin, Y. Hu, Y. He, P. Zhang, W. Tian, J. Zhang,

تالی قواعد فازی برای مدل سازی F_x

$$a = \begin{bmatrix} -0.009234 & 0.07335 & 0.914 & 0.04065 & -2/6.07 \\ -0.01655 & 0.06189 & -1/336 & -0.07866 & 2/515 \\ -0.02993 & -0.01105 & 1/158 & -0.2011 & 2/82 \\ 0.03813 & 0.05891 & -0.06826 & 0.1508 & 0.3096 \\ -0.01194 & -0.1233 & 1/268 & 1/381 & 1/0.62 \\ 0.008778 & 0.09452 & -0.1196 & 1/633 & 0.9399 \\ -0.01194 & -0.1233 & 1/268 & 1/381 & 1/0.62 \end{bmatrix}$$

(ب) ماتریس $b_{6 \times 5}$ (با ۶ سطر و ۵ ستون): پارامترهای بخش تالی

قواعد فازی برای مدل سازی F_y

$$b = \begin{bmatrix} -0.04392 & 0.1288 & -0.1423 & 0.04839 & 3/94 \\ -0.01494 & 0.2109 & -3/356 & 2/737 & 7/15 \\ 0.06057 & 0.2782 & -5/386 & -3/969 & -0.2461 \\ 0.04072 & 0.7879 & -0.0596 & -4/476 & -6/393 \\ -0.03064 & -0.09972 & 3/993 & 7/078 & 1/357 \\ 0.02239 & 0.242 & -2/749 & -0.3943 & 2/116 \end{bmatrix}$$

(ج) ماتریس $c_{7 \times 5}$ (با ۷ سطر و ۵ ستون): پارامترهای بخش تالی

قواعد فازی برای مدل سازی F_z

$$c = \begin{bmatrix} -0.06842 & 0.1326 & -0.1691 & -3/775 & 6/753 \\ -0.00005569 & 0.2025 & -2/709 & -0.3675 & -0.7071 \\ -0.04209 & -0.009467 & 4/016 & -0.2891 & -1/319 \\ 0.02181 & 0.112 & -5/425 & 0.493 & -0.3532 \\ -0.04051 & -0.06188 & 7/772 & -0.1267 & -0.2731 \\ -0.01615 & 0.01378 & 0.5108 & 0.8181 & 1/147 \\ -0.02117 & 0.06144 & 1/212 & 0.1487 & 1/115 \end{bmatrix}$$

(د) ماتریس $e_{6 \times 5}$ (با ۶ سطر و ۵ ستون): پارامترهای بخش تالی

قواعد فازی برای مدل سازی F_r

$$e = \begin{bmatrix} 0.04005 & 0.1019 & -0.03827 & -1/29 & 5/589 \\ -0.03827 & 0.1073 & 3/113 & 1/45 & 13/41 \\ 0.01097 & 0.8605 & -6/703 & -11/27 & -1/3 \\ 0.01104 & 0.332 & -1/456 & 0.8624 & -6/486 \\ -0.007514 & -0.2157 & 1/184 & 8/972 & 13/37 \\ 0.02733 & -0.4048 & -1/467 & 3/88 & 1/404 \end{bmatrix}$$

materials, 365-355 (2016) 62.

- [37] D. Vashishth, K. Tanner, W. Bonfield, Contribution, development and morphology of microcracking in cortical bone during crack propagation, Journal of Biomechanics, 1174-1169 (2000) (9)33.
- [38] R.K. Pandey, S. Panda, Multi-performance optimization of bone drilling using Taguchi method based on membership function, Measurement, 59 13-9 (2015).
- [39] K. Alam, A. Mitrofanov, V.V. Silberschmidt, Experimental investigations of forces and torque in conventional and ultrasonically-assisted drilling of cortical bone, Medical engineering & physics, 239-234 (2011) (2)33.
- [40] G. Augustin, S. Davila, K. Mihoci, T. Udiljak, D.S. Vedrina, A. Antabak, Thermal osteonecrosis and bone drilling parameters revisited, Archives of Orthopaedic and Trauma Surgery, 77-71 (2008) (1)128.
- [41] R.K. Pandey, S. Panda, Optimization of bone drilling using Taguchi methodology coupled with fuzzy based desirability function approach, Journal of Intelligent Manufacturing, 1129-1121 (2015) (6)26.
- [42] G. Augustin, S. Davila, K. Mihoci, T. Udiljak, D.S. Vedrina, A. Antabak, Thermal osteonecrosis and bone drilling parameters revisited, Archives of orthopaedic and trauma surgery, 77-71 (2008) (1)128.
- [43] R.K. Pandey, S.S. Panda, Optimization of bone drilling using Taguchi methodology coupled with fuzzy based desirability function approach, Journal of Intelligent Manufacturing, 1129-1121 (2015) (6)26.
- [44] T. Varol, S. Ozsahin, Artificial neural network analysis of the effect of matrix size and milling time on the properties of flake Al-Cu-Mg alloy particles synthesized by ball milling, Particulate Science and Technology, (2019) (3)37 390-381.
- [45] M. Kubat, Neural networks: a comprehensive foundation by Simon Haykin, Macmillan, 1994, ISBN -352781-02-0 7, The Knowledge Engineering Review, -409 (1999) (4)13 412.

پیوست

(الف) ماتریس $a_{7 \times 5}$ (با ۷ سطر و ۵ ستون): پارامترهای بخش

چگونه به این مقاله ارجاع دهیم

V. Tahmasbi, A.H. Rabiee, M. Safari, *Process modeling of force behavior in the automatic bovine cortical bone milling process using adaptive neuro-fuzzy inference system. AmirKabir J. Mech Eng., 53(special issue 2) (2021) 1287-1306.*
DOI: [10.22060/mej.2020.16766.6436](https://doi.org/10.22060/mej.2020.16766.6436)



