

معرفی مدلی برای تخمین کیفیت قطعات فلزی با استفاده از شبکه عصبی و الگوریتم تکاملی فاخته

علیرضا توکلی طرفی^۱، علیرضا عرب‌اسدی^۲، عباس مغنی‌زاده^۳

۱ استادیار دانشکده ریاضی و علوم کامپیوتر، گروه علوم کامپیوتر، دانشگاه شهید بهشتی، تهران، a_tavakoli@sbu.ac.ir

۲ دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشکده ریاضی و علوم کامپیوتر، گروه علوم کامپیوتر، دانشگاه شهید بهشتی، تهران

۳ عضو هیئت علمی دانشگاه آزاد اسلامی، واحد شیروان، شیروان

تاریخ دریافت: ۱۳۹۵/۱۲/۰۴

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۵/۱۲/۱۲

چکیده

معمولاً برای افزایش کیفیت قطعات پیشنهاد می‌شود خواص فیزیکی آنها، همچون استحکام کششی، چقرمگی، سختی و جز این‌ها، در حین فرایند تولید یا پس از آن ارزیابی شود. این در حالی است که اندازه‌گیری‌های مخرب در غالب موارد پرهزینه‌اند؛ بنابراین استفاده از روش‌های غیرمخرب برای ارزیابی خواص فیزیکی مواد، خصوصاً در خطوط تولید، امری منطقی به نظر می‌رسد. سختی مواد از جمله پارامترهایی است که به کمک آن می‌توان ریزساختار ماده همچون اندازه دانه، نوع و مقدار فاز و پارامترهای دیگر را در حین تولید حدس زد. در این مقاله سعی شده است با استفاده از روش‌های هوش مصنوعی، سختی قطعات با استفاده از امواج فراصوتی تخمین زده و پیش‌بینی شود. برای این منظور از نمونه‌های فولاد ضد زنگ سی. ۳۰۴، که با تغییر دما و زمان عملیات آنیل ریزساختار متفاوتی پیدا کرده، استفاده شده است. این مقاله در پی مدلی مطلوب برای تخمین سختی و استهلاک است. روش مورد استفاده در این پژوهش شبکه عصبی است. شبکه عصبی مورد نظر با استفاده از الگوریتم تکاملی فاخته بهبود یافته و ترکیب شده است. نتایج مدل ترکیبی ارائه شده $rmse=0.1523$ و $r^2=0.98$ است. نتایج مدل مذکور نشان‌دهنده مناسب بودن آن برای تخمین و پیش‌بینی کیفیت قطعات می‌باشد.

واژگان کلیدی

تخمین کیفیت، الگوریتم تکاملی، الگوریتم فاخته، شبکه عصبی، هوش مصنوعی

۱. مقدمه

کاربرد دارد و تحقیقات گسترده‌ای در زمینه گسترش استفاده از آنها صورت گرفته است. از جمله حوزه‌هایی که می‌توان به آنها

طی سالیان اخیر، پژوهشگران توجه زیادی به امواج فراصوتی داشته‌اند. این امواج در رشته‌ها و شاخه‌های متنوع علوم مهندسی

اشاره کرد شناسایی عیوب و تخمین خصوصیات فیزیکی است. تست التراسونیک از جمله تست‌های غیرمخرب است که جهت آزمون مواد و کنترل کیفیت در تمام صنایع بزرگ کاربرد دارد. این آزمون بر مبنای ارسال امواج فراصوت به داخل قطعه مورد بازرسی و بررسی چگونگی انتشار آن در داخل قطعه انجام می‌شود و در آن امواج فراصوتی با فرکانس بالا (به‌طور معمول محدوده ۵ مگاهرتز) به داخل ماده مورد آزمایش وارد می‌شوند. تست التراسونیک بیشتر در محدوده فرکانسی بین ۱ تا ۲۵ مگاهرتز انجام می‌شود.

از جمله رایج‌ترین تکنیک‌های مورد استفاده، روش پالس اکو است. در این سیستم پالس‌های نسبتاً کوتاه امواج التراسونیک به‌درون قطعه اعمال می‌گردد. این امواج از هر فصل مشترک، عیوب، ناپیوستگی یا برخورد با ناحیه با اکوستیک امپدانس متفاوت که در مسیرشان قرار می‌گیرند بازتاب می‌یابند و موج برگشتی به فرستنده برمی‌گردد و به یک پالس یا ولتاژ الکتریکی تبدیل می‌شود که روی صفحه نمایشگر قابل مشاهده است [۱]. امواج فراصوتی با توجه به ریزساختار ماده پس از ورود به قطعه استهلاک می‌یابند. این استهلاک وابسته به نوع ماده و ریزساختار آن است. رابطه ۱ نشان‌دهنده استهلاک امواج فراصوتی است:

$$\alpha(f) = \frac{1}{h} \ln \left(\frac{A_{x_0}}{A_{x_0+h}} \right) \quad (1)$$

به‌طوری‌که در این رابطه h فاصله‌ای است که موج مسیر خاصی را می‌پیماید، A_{x_0} دامنه اولیه و A_{x_0+h} دامنه موج بعد از طی مسافت h است. اساساً در دو حالت امواج استهلاک پیدا می‌کنند: به‌خاطر جذب هنگام عبور و پراکنده‌شدن. دلیل اصلی استهلاک امواج فراصوتی پراکنده‌شدن امواج فراصوتی است [۳].

در سال‌های اخیر پژوهش‌های متعددی در زمینه ارزیابی غیرمخرب مواد با استفاده از امواج فراصوتی انجام شده است. در اکثر پژوهش‌های صورت‌گرفته از پارامترهای امواج فراصوتی مانند سرعت امواج فراصوتی در ماده، استهلاک امواج فراصوتی، آنالیز دامنه و فرکانس امواج فراصوتی استفاده شده است [۴]. خصوصیات فیزیکی را با اندازه‌گیری مستقیم سرعت امواج طولی و عرضی در مواد محاسبه نمود؛ زیرا مدول الاستیک به خصوصیات اتمی ماده بستگی دارد و با سرعت امواج فراصوتی طولی و عرضی رابطه‌ای مستقیم دارد. از جمله خصوصیات فیزیکی می‌توان به مدول یانگ، ضریب پواسون و جز این‌ها اشاره کرد [۵-۶]. پژوهشگران با توجه به نتایج آزمایشاتی که در آن رابطه استحکام

و سرعت امواج فراصوتی بررسی شد دریافته‌اند که استحکام سرامیک و بتن را با استفاده از سرعت امواج فراصوتی به‌طور مطلوبی می‌توان تخمین زد [۷]. محققان در آزمایشاتی دیگر، که در آن فولاد ضد زنگ را در دماهای مختلف عملیات، حرارتی داده و سپس قطعات فولاد را با استفاده از امواج فراصوتی ارزیابی نموده‌اند دریافته‌اند که با افزایش زمان عملیات حرارتی، استهلاک امواج فراصوتی در مواد نیز بیشتر می‌شود [۸]. همچنین در سایر پژوهش‌ها خواص فولاد وقتی در دمای بالا عملیات حرارتی شده است را با استفاده از امواج فراصوتی ارزیابی نموده‌اند [۹].

در مآخذ [۱۰] و [۱۱] به‌ترتیب از امواج فراصوتی برای تعیین خصوصیات مکانیکی آلیاژ نئومونیک و تعیین خصوصیات ریزساختارهای مختلف سرامیک آلومینیم - زیرکونیم استفاده شده است. همچنین از روش غیرمخرب برای به‌دست آوردن خواص مکانیکی سرامیک کاربرد سیلیکون استفاده شده است [۱۱]. در مآخذ [۱۲] فولاد سی. ۳۰۴ و فاز اوستنیتی آن با امواج فراصوتی بررسی شده است.

استفاده از تست‌های معمول مخرب برای اندازه‌گیری سختی قطعات متحمل هزینه‌های زیادی می‌گردد و چنانچه دقت بالایی در تست‌ها لحاظ شود، باید از دستگاه‌های حجیم و گران‌قیمت استفاده کرد و اگر برای اندازه‌گیری سختی از دستگاه‌های تست دستی قابل حمل استفاده شود، دقت مطلوبی حاصل نخواهد، حتی دستگاه‌های تست سختی غیرمخربی که براساس امپدانس تماسی التراسونیک کار می‌کنند، اگرچه نتایج مطلوبی می‌دهند، اما معایبی نیز دارند. یک راه‌حل دیگر استفاده از روش‌های هوش مصنوعی است. در سال‌های اخیر توجه بسیاری از پژوهشگران به روش‌های هوش مصنوعی جلب شده است. در این پژوهش با استفاده از شبکه عصبی به ارائه مدلی جهت تخمین میزان سختی و استهلاک پرداخته شده و سپس در جهت بهبود ساختار شبکه عصبی انتخاب‌شده، پیشنهاد شده است که از الگوریتم تکاملی فاخته استفاده شود. روش پیشنهادی به‌مراتب بهتر از انتخاب تصادفی و دلخواه وزن‌های اولیه شبکه عصبی عمل می‌کند. برای این منظور، نخست میزان سختی و استهلاک با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی پیش‌بینی شده، سپس برای بهبود عملکرد شبکه عصبی وزن‌های اولیه بهترین ساختار با استفاده از الگوریتم فاخته تعیین شده است. نتایج حاصل نشان‌دهنده مطلوب بودن این روش و بهبود عملکرد شبکه عصبی می‌باشد.

۲. روش آزمایش

ریزساختارها بر کیفیت قطعات و سختی اثر می‌گذارند؛ بنابراین در این بخش از پژوهش، با هدف مطالعه سختی مواد با امواج فراصوتی، ابتدا نمونه‌های فولاد اوستنیتی سی. ۳۰۴ عملیات حرارتی شده است تا نمونه‌ها دارای ریز ساختار متفاوتی گردند. سپس با استفاده از امواج فراصوتی استهلاک امواج فراصوتی در هر نمونه اندازه‌گیری می‌گردد.

۲-۱. ماده اولیه

ماده اولیه مورد استفاده در این پژوهش فولاد اوستنیتی سی. ۳۰۴ است که در هنگام عملیات حرارتی تنها دارای یک فاز می‌باشد و این فاز تنها بر سختی تأثیر خواهد گذاشت و بررسی و سنجش سختی با امواج فراصوتی را امکان‌پذیر می‌نماید. این مواد به دلیل ترکیب خواص مکانیکی خوردگی بسیار خوب در کاربردهای مهندسی به صورت گسترده مورد استفاده قرار می‌گیرند. عناصر موجود در فولاد مورد استفاده در جدول ۱ معرفی شده است.

۲-۲. اندازه نمونه مورد آزمایش

برای انجام آزمایشات، فولاد اوستنیتی سی. ۳۰۴ به صورت میله‌های استوانه‌ای تهیه شده است. این میله‌ها با دستگاه تراش و دقت ۰/۱ میلی‌متر تراشیده شده‌اند. قطر میله‌ها ۲۰ و طول آنها ۱۰۰ میلی‌متر است.

۲-۳. دستگاه عیب‌یاب فراصوتی

در آزمون‌ها از یک دستگاه عیب‌یاب فراصوتی سایت‌اسکن^۲ ساخت شرکت سوناتست^۳ انگلستان استفاده شده است.

۲-۴. سختی‌سنجی

برای سنجش سختی از دستگاه Hardness Tester Universal مدل UV1 و از معیار راکول A برای سختی‌سنجی استفاده شده است. در راکول A زاویه الماسه ۱۲۰ درجه است که ابتدا به مدت ۳ ثانیه نیروی کمی را به قطعه وارد می‌کند؛ سپس برای ۱۰ ثانیه ۶۰ کیلوگرم نیرو را به قطعه اعمال می‌نماید.

۲-۵. عملیات حرارتی

همان‌گونه که قبلاً نیز عنوان شد، در این پژوهش از فولاد اوستنیتی سی. ۳۰۴ استفاده شده است. این نوع فولاد ضد زنگ

آستنیتی اغلب در دماهای بالا آنیل می‌شود تا عمل تبلور مجدد و انحلال کاربیدها انجام گیرد. برای ایجاد ریزساختارهای مختلف در دماهای مختلف، طبق جدول ۲، نمونه‌ها تحت عملیات حرارتی قرار می‌گیرند.

۳. شبکه عصبی

شبکه عصبی مصنوعی^۴ از سیستم‌های عصبی زیستی (مغز انسان) الگوبرداری کرده است: اطلاعات را پردازش می‌کند، اما در مقایسه با مغز انسان نسبتاً ساده‌تر است و کارکرد آسانی دارد. نخستین مطالعات مربوط به شبکه عصبی به سال ۱۹۴۳ م بازمی‌گردد [۲، ۱۳-۱۵]. شبکه‌های عصبی مصنوعی الگویی برای پردازش اطلاعات‌اند که با تقلید از شبکه عصبی بیولوژیکی مثل مغز انسان ساخته شده‌اند. عنصر کلیدی این الگو ساختار جدید سیستم پردازش اطلاعات آن است که از تعداد زیادی عنصر (نرون) با ارتباطات قوی داخلی، که برای حل مسائل مخصوص هماهنگ با هم کار می‌کنند، تشکیل شده است. خاصیت یادگیری شبکه‌های عصبی از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. این شبکه‌ها به‌عنوان سیستم‌های یادگیری این توانمندی را دارند که از گذشته، تجربه و محیط بیاموزند و رفتار خود را در حین هر یادگیری بهبود بخشند. بهبود یادگیری شبکه در طول زمان براساس معیاری سنجیده می‌شود که این معیار بهبود، هدف سیستم یادگیری را مدل می‌کند. پردازش و شبیه‌سازی در این مدل مبتنی بر آموزش و یادگیری روابط متغیرهای مشاهده‌شده در گذشته و تعمیم این روابط برای آینده به‌منظور انجام پیش‌بینی‌های جدید است. ساختار این شبکه حداقل از سه لایه ورودی، پنهان و خروجی تشکیل شده است. تعداد نرون‌های لایه ورودی به تعداد ورودی‌ها بستگی دارد. لایه‌های ورودی، پنهان و خروجی همراه با نرون‌های هر لایه معماری شبکه را تشکیل می‌دهد. تعداد نرون‌های این لایه و نیز تعداد لایه پنهان با توجه به نوع مسئله با سعی و خطا به‌دست می‌آید. تعداد نرون‌های لایه خروجی شکل ۱، یک شبکه عصبی سه‌لایه را نشان می‌دهد. اتصال و ارتباط نرون‌های لایه‌های ورودی، پنهان و خروجی توسط وزن‌ها که اتصالات نرونی تلقی می‌شوند، برقرار می‌گردد. تعداد نرون‌ها در لایه‌های ورودی و خروجی متناسب با مسئله‌ای که شبکه برای آن استفاده می‌شود تعیین می‌گردد. در مورد لایه پنهان تعداد نرون‌ها توسط کاربر با استفاده از روش سعی و خطا تعیین می‌شود. برای

مقدار اضافه می‌شود و با استفاده از تابع انتقال f مقدار خروجی y به دست می‌آید.

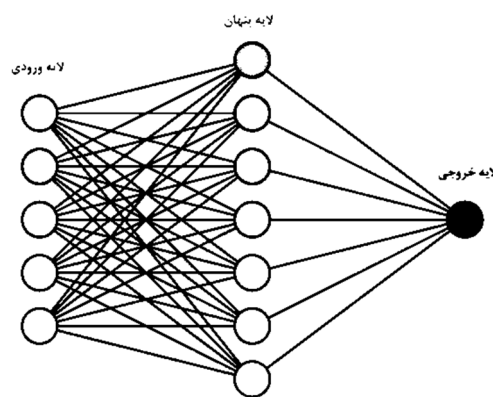
تولید خروجی، مقدار هر گره ورودی (x_i) در یک مقدار وزن (w) ضرب و سپس با هم جمع می‌شوند و مقدار بایاس (b) نیز به این

جدول ۱. عناصر تشکیل دهنده فولاد سی. ۳۰۴

مشخصه فولاد	شماره سیستم واحد	C	Mn	P	S	Si	Cr	Ni	Mo
۳۰۴	S30400	۰/۰۸	۲/۰۰	۰/۰۴۵	۰/۰۳۰	۱/۰۰	۱۸/۰۰	۸/۰۰	-

جدول ۲. زمان و دمای عملیات حرارتی نمونه‌های مورد آزمایش

زمان (دقیقه)	زمان (دقیقه)	زمان (دقیقه)	زمان (دقیقه)	زمان (دقیقه)	زمان (دقیقه)	دما (سانتی‌گراد)
۱۲۰	۶۰	۳۰	۱۰	۵	۱	۹۰۰
۱۲۰	۶۰	۳۰	۱۰	۵	۱	۹۵۰
۱۲۰	۶۰	۳۰	۱۰	۵	۱	۱۰۰۰
۱۲۰	۶۰	۳۰	۱۰	۵	۱	۱۰۵۰



شکل ۱. شبکه عصبی با یک لایه پنهان

پس انتشار^۶ استفاده می‌شود. در طی آموزش شبکه پرسپترون چندلایه به کمک الگوریتم یادگیری پس انتشار، ابتدا محاسبات از ورودی شبکه به سوی خروجی شبکه انجام می‌شود و سپس مقادیر خطای محاسبه شده به لایه‌های قبل انتشار می‌یابد. فلوچارت شبکه پرسپترون چندلایه در شکل ۲ نمایش داده شده است. به منظور ارزیابی و مقایسه نتایج حاصل از شبکه عصبی از شاخص‌های آماری متوسط مجذور خطا و ضریب همبستگی به شرح روابط ۳ و ۴ استفاده می‌شود. باید توجه داشت که در این روابط که O_i مقادیر مشاهده شده و S_i مقادیر شبیه‌سازی شده و n تعداد داده‌های مورد استفاده است. هرچه متوسط میانگین خطا به صفر و ضریب همبستگی به یک نزدیکتر باشد، نشان‌دهنده یادگیری خوب شبکه عصبی خواهد بود.

آموزش شبکه عصبی یکی از مراحل مهم توسعه مدل شبکه عصبی است که به وسیله آن وزن‌های شبکه در یک فرایند بهینه‌سازی غیرخطی تعیین می‌شود. یادگیری شبکه زمانی انجام می‌شود که وزن‌های ارتباطی بین لایه‌ها چنان تغییر کند که اختلاف بین مقادیر پیش‌بینی و محاسبه شده در حد قابل قبولی باشد. با دستیابی به این شرایط فرایند یادگیری محقق شده است.

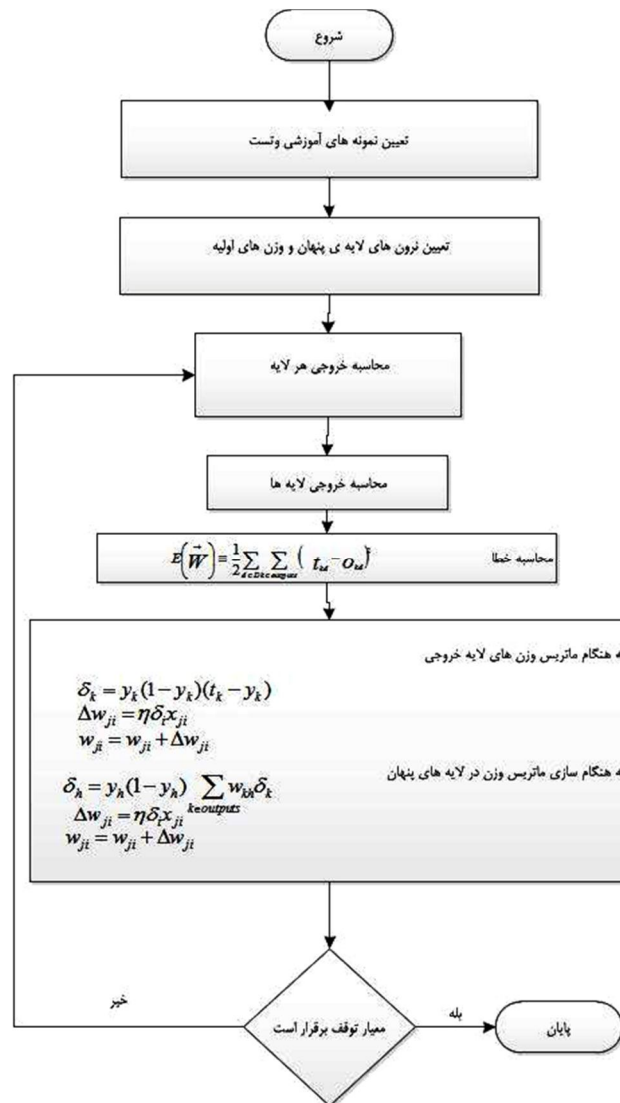
$$y_i = f \left[\sum_{i=1}^n w_{ij} x_i + b_j \right] \quad (2)$$

۳-۱. شبکه پرسپترون چندلایه^۷

این شبکه شامل یک لایه ورودی، یک یا چند لایه پنهان و یک لایه خروجی است. برای آموزش این شبکه معمولاً از الگوریتم

$$MSE = \frac{\sum (S_i - O_i)^2}{n} \quad (3)$$

$$R^2 = \frac{n \left(\sum_{i=1}^n S_i O_i \right) - \left(\sum_{i=1}^n S_i \right) \left(\sum_{i=1}^n O_i \right)}{\sqrt{\left[n \sum_{i=1}^n S_i^2 - \left(\sum_{i=1}^n S_i \right)^2 \right] \left[n \sum_{i=1}^n O_i^2 - \left(\sum_{i=1}^n O_i \right)^2 \right]}} \quad (4)$$



شکل ۲. فلوچارت شبکه عصبی پرسپترون با الگوریتم پس انتشار خطا

۴. الگوریتم فاخته

گذاشت. تعدادی از این تخم‌ها، که شباهت بیشتری به تخم‌های پرنده میزبان دارند، شانس بیشتری برای رشد و تبدیل شدن به فاخته بالغ را خواهند داشت. سایر تخم‌ها توسط پرنده میزبان شناسایی شده و از بین می‌رود. تعداد تخم‌های رشد کرده، مناسب بودن لانه‌های آن منطقه را نشان می‌دهند. هرچه تخم‌های

الگوریتم فاخته از جمله جدیدترین و قوی‌ترین روش‌های بهینه‌سازی تکاملی است. این الگوریتم الهام‌گرفته از روش زندگی پرنده‌ای با نام فاخته است و با یک جمعیت اولیه کار خود را شروع می‌کند؛ جمعیتی متشکل از فاخته‌ها. این جمعیت از فاخته‌ها تعدادی تخم دارند که آنها را در لانه تعدادی پرنده میزبان خواهند

بیشتری در یک ناحیه قادر به زیست باشند و نجات یابند، به همان اندازه سود (تمایل) بیشتری به آن منطقه اختصاص می‌یابد. بنابراین موقعیتی که در آن بیشترین تعداد تخم‌ها نجات یابند، پارامتری خواهد بود که فاخته قصد بهینه‌سازی آن را دارد. فاخته‌ها برای بیشینه‌کردن نجات تخم‌های خود دنبال بهترین منطقه می‌گردند. پس از آنکه جوجه‌ها از تخم درآمدند و تبدیل به فاخته بالغ شدند، جوامع و گروه‌هایی تشکیل می‌دهند. هر گروه منطقه سکونت خود را برای زیست دارد. بهترین منطقه سکونت تمام گروه‌ها مقصد بعدی فاخته‌ها در سایر گروه‌ها خواهد بود. تمام گروه‌ها به سمت بهترین منطقه موجود فعلی مهاجرت می‌کنند. با در نظر گرفتن تعداد تخمی که هر فاخته خواهد گذاشت، همچنین فاصله فاخته‌ها از منطقه بهینه فعلی برای سکونت تعدادی شعاع تخم‌گذاری محاسبه شده و شکل می‌گیرد. سپس فاخته‌ها شروع به تخم‌گذاری تصادفی در لانه‌هایی داخل شعاع تخم‌گذاری خود می‌کنند. این روند تا رسیدن به بهترین محل برای تخم‌گذاری (منطقه با بیشترین سود) ادامه می‌یابد. این محل بهینه جایی است که بیشترین تعداد فاخته‌ها در آن گرد هم می‌آیند. پس از چند تکرار، تمام جمعیت فاخته‌ها به یک نقطه بهینه با حداکثر شباهت تخم‌ها به تخم‌های پرندگان میزبان و همچنین به محل بیشترین منابع غذایی می‌رسند. این محل بیشترین سود کلی را خواهد داشت و در آن کمترین تعداد تخم‌ها از بین خواهد رفت [۱۶].

۵. روش پیشنهادی

این پژوهش به دنبال ارائه مدلی مطلوب برای تخمین استهلاک و سختی قطعات فلزی بوده و سعی دارد با استفاده از الگوریتم فاخته، عملکرد مدل ارائه شده با شبکه عصبی را بهبود بخشد. یکی از روش‌های افزایش عملکرد شبکه عصبی بهبود وزن‌های اولیه آن است. در روش پیشنهادی وزن‌های اولیه شبکه عصبی با استفاده از الگوریتم فاخته تعیین شده است. هر فاخته یک بردار وزن اولیه می‌باشد که مقادیر وزن‌های اولیه در فضای پیوسته [۱ و -۱] در نظر گرفته شده است و در الگوریتم فاخته به دنبال یافتن بردار وزنی هستیم که کمترین میزان خطا را داشته باشد و سپس شبکه عصبی با استفاده از بردار وزن تعیین شده توسط الگوریتم فاخته آموزش می‌بیند و این متد پیشنهادی سبب افزایش عملکرد شبکه عصبی شده است. فلوجارت روش پیشنهادی در شکل ۳ نمایش داده شده است.

۶. نتایج

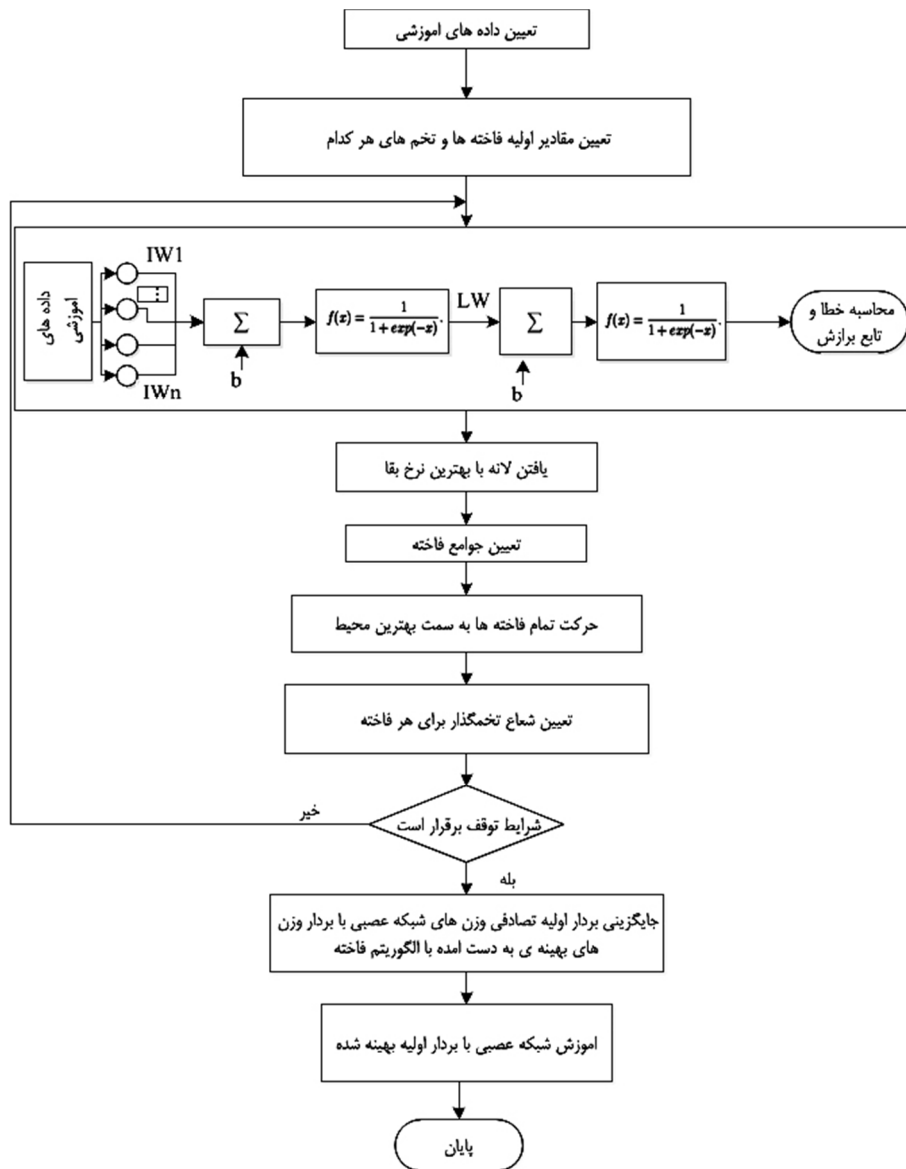
شبکه عصبی یکی از ابزارهایی است که در سیستم‌های غیرخطی و نامعین که روابط بین اجزاء و پارامترهای سیستم به خوبی توصیف‌پذیر نیستند قادر به تحلیل و شبیه‌سازی می‌باشد. داده‌های تجربی به ۷۵ درصد داده آموزشی و ۲۵ درصد داده تست تقسیم شده‌اند. ابتدا داده‌های تجربی با استفاده از شبکه عصبی برآورد می‌شود؛ در این مرحله وزن‌های اولیه شبکه عصبی به صورت تصادفی و دلخواه تعیین می‌گردند. یکی از روش‌های بهبود عملکرد شبکه عصبی تعیین وزن‌های اولیه تقریباً بهینه است و وزن‌های تقریباً بهینه جایگزین وزن‌های تصادفی و دلخواه اولیه گردند. در این پژوهش، برای بهبود عملکرد شبکه عصبی وزن‌های اولیه شبکه عصبی با استفاده از الگوریتم فاخته تعیین شده است؛ سپس شبکه عصبی با وزن‌های تعیین شده با الگوریتم فاخته آموزش می‌بیند. این کار سبب افزایش عملکرد شبکه عصبی شده است. ابتدا شبکه عصبی با تعداد نرون‌های مختلف بررسی شده است. نتایج به دست آمده در جدول ۳ ذکر شده است. همان‌طور که در جدول ۱ مشاهده می‌شود، بهترین ساختار شبکه عصبی، شبکه‌ای با ۱ لایه پنهان و ۵ نرون می‌باشد. طبق تعریف رگرسیون و میانگین مجذور خطا شبکه‌ای با ۵ نرون در یک لایه پنهان دارای ساختار بهتری می‌باشد و نمودار رگرسیون مربوط به این ساختار در شکل ۴ نمایش داده شده است. نمودار رگرسیون به دست آمده از مدل ترکیبی شبکه عصبی با الگوریتم فاخته مربوط به ساختار بهینه‌شده در شکل ۵ نشان داده شده است و نتایج به دست آمده با استفاده از مدل پیشنهادی در جدول ۴ آمده است. مقایسه نتایج دو روش شبکه عصبی و ترکیب شبکه عصبی و الگوریتم فاخته در جدول ۵ آمده است. در شکل ۶ نیز نمودار رگرسیون برای داده‌های تست در روش پیشنهادی (ترکیب شبکه عصبی با الگوریتم فاخته) نمایش داده شده است.

۷. نتیجه‌گیری

در این پژوهش مدلی برای تخمین استهلاک امواج فراصوتی و سختی فولاد ارائه شد تا با کمک آن بتوان کنترل کیفیت قطعات را با هزینه پایین‌تری انجام داد. با استفاده از این مدل می‌توان سختی درون قطعه و استهلاک آن را تخمین زد. این مقاله با استفاده از روش شبکه عصبی و بهبود شبکه عصبی و ترکیب آن با الگوریتم فاخته در پی ارائه مدلی مطلوب است. نتایج نشان‌دهنده

نشان می‌دهد که مدل ترکیبی ارائه شده مدلی قابل قبول است. مدل ترکیبی خطای کمتر و میزان رگرسیون بیشتر دارد و نشان‌دهنده عملکرد مطلوب این روش است. با استفاده از این اطلاعات می‌توان سختی درون قطعه را تخمین زد.

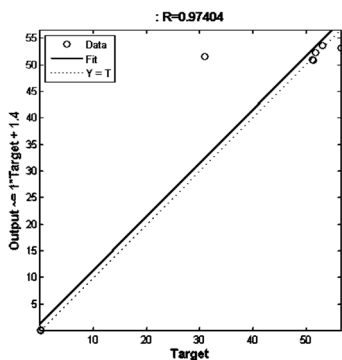
عملکرد مطلوب روش ترکیبی شبکه عصبی با الگوریتم فاخته در تخمین کیفیت قطعات فلزی است. با توجه به نتایج می‌توان بیان کرد که تعیین وزن‌های اولیه تقریباً بهینه یکی از روش‌های مؤثر در افزایش عملکرد شبکه عصبی است و تحلیل نتایج به دست آمده



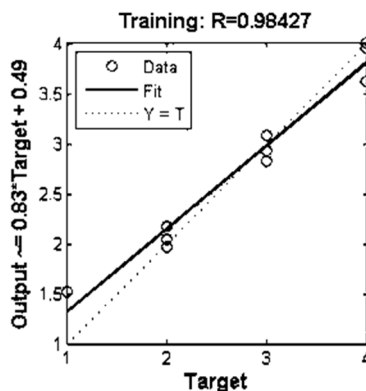
شکل ۳. فلوچارت روش ترکیبی شبکه عصبی با الگوریتم فاخته

جدول ۳. همبستگی بین داده‌ها و انحراف مقادیر پیش‌بینی شده از مقادیر تجربی در پنج ساختار آزمایش شده برای آموزش شبکه عصبی

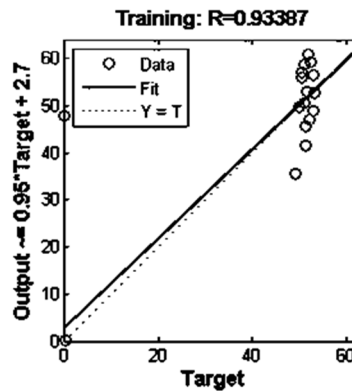
ساختار	تعداد نرون‌های لایه پنهان	R^2	RMSE
۱	۳	۰/۸۸۷۴۱	۱/۲۵۸
۲	۴	۰/۸۹۲۵۴	۰/۰۸۷۵۴
۳	۵	۰/۹۳۳۸۷	۰/۳۴۵
۴	۷	۰/۹۱۶۱۵	۰/۵۸۹۲
۵	۹	۰/۹۱۵۵۴	۰/۶۴۱۲



شکل ۶. آنالیز رگرسیون داده‌های تجربی و داده‌های پیش‌بینی شده با استفاده از روش پیشنهادی در مجموعه داده های تست



شکل ۵. آنالیز رگرسیون داده‌های تجربی و داده‌های پیش‌بینی شده با ساختار تعیین شده با روش ترکیبی



شکل ۴. آنالیز رگرسیون داده‌های تجربی و داده‌های پیش‌بینی شده با ساختارهای منتخب شبکه عصبی مصنوعی

جدول ۴. همبستگی بین داده‌ها و انحراف مقادیر پیش‌بینی شده از مقادیر تجربی در روش ترکیبی

روش	RMSE	R ²
ترکیب شبکه عصبی و الگوریتم فاخته	۰/۱۹۰۲۵	۰/۹۸۴۲۷

جدول ۵. همبستگی بین داده‌ها و انحراف مقادیر پیش‌بینی شده از مقادیر تجربی در مدل‌های ارائه شده

روش	RMSE	R ²
ترکیب شبکه عصبی و الگوریتم فاخته	۰/۱۹۰۲۵	۰/۹۸۴۲۷
شبکه عصبی	۰/۳۴۵	۰/۹۳۳۸۷

۸. مآخذ

- [۱] راج بالدو، سی. وی. سوبرامانیا، تی جایا کومار، اصول و کاربرد تست‌های غیرمخرب در جوشکاری، مترجم مجید مصلی، تهران: طراح، ۱۳۸۹.
- [۲] م. منهای، هوش محاسباتی (جلد اول): مبانی شبکه‌های عصبی، تهران: مرکز نشر دانشگاه صنعتی امیرکبیر، ۱۳۸۸.
- [3] Zelmann, Ultrasonic methods to detect and evaluate damage in steel, *Nondestructive Testing Evaluation*, Vol. 15, pp. 373–93, 2000.
- [4] P. P. Nanekar, B. K. Shah, Characterization of metal properties by ultrasonics, *BARC Newsletter*, No. 249, pp. 25-38.
- [5] E. P. Papadakis, Ultrasonic velocity and attenuation: measurement methods with scientific and industrial applications, *Physical Acoustics: Principles and Methods* Volume XII, pp. 277-374, Academic Press, New York, 1976.
- [6] A. S. Briks, R. E. Jr Green, *Nondestructive Testing Handbook*, American Society for Nondestructive Testing, 1991.
- [7] P. P. Nanekar, et.al, non-destructive characterization of ceramics and concrete structure, *Testing and Quality Control, conducted by ASM India Section*, May 2001, Mumbai.
- [8] P. P. Nanekar, Ultrasonic characterization of Precipitation Hardenable 17-4 PH Stainless Steel, Proc. of 47th Annual technical meeting of Indian Institute of Metals, Hyderabad, Nov. 93.
- [9] V. Rajendran, N. Palanivelu, B. K. Chaudhuri, "A device for the measurement of ultrasonic velocity and attenuation in solid materials under different thermal conditions, *Measurement*, Vol. 38, pp. 248–25, 2005.
- [10] H. Shakouri, M. B. Menhaj, A single fuzzy rule to smooth the sharpness of mixed data: Time and frequency domains analysis, *Fuzzy Sets & Systems (FSS)*, No. 159, pp. 2446–2465, 2008.

- [14] I. B. Topcu, C. Karakurt, M. Saridemir, Predicting the Strength Development of Cements Produced with Different Pozzolans by Neural Network and Fuzzy Logic, *Materials & Design*, Vol. 29, No. 10, pp. 1986- 1991, 2008.
- [15] INCE, R., Artificial Neural Network Based Analysis of Effective Crack Model in Concrete Fracture, *Fatigue & Fracture Engineering Materials & Structures*, Vol. 33, No. 9, pp. 595-606, 2010.
- [16] R. Rajabioun, Cuckoo Optimization Algorithm, *Applied Soft Computing*, Vol. 11, No. 8) pp. 5508–5518, 2011.
- [11] C. H. Li, B. X. Wang, X. F. Peng, Experimental investigation on boiling of nano-particle suspension, *Boiling Heat Transfer Conference*, Jamaica, May 2003.
- [12] F. Sgarro, Entropy and Information in the Management of the Uncertainty, Capitolo <http://mathsun1.univ.trieste.it/~sgarro/research.html>, pp. 12, 2000 (Italian).
- [13] I. B. Topcu, M. Saridemir, Prediction of Compressive Strength of Concrete Containing Fly Ash Using Artificial Neural Networks and Fuzzy Logic, *Computational Materials Science*, Vol. 41, No. 3, pp. 305-311, 2008.

پی نوشت

-
1. C 304
 2. Sitiescan
 3. Sonatest
 4. ANN
 5. MLP
 6. Back propagation