



دانشگاه صنعتی امیرکبیر
(پلی تکنیک تهران)

دوره ۴۷، شماره ۲، زمستان ۱۳۹۴، صفحه ۸۳ تا ۹۸
Vol. 47, No. 2, Winter 2015, pp. 83-98



نشریه علمی پژوهشی امیرکبیر (مهندسی مکانیک)
AmirKabir Journal of Science & Research
(Mechanical Engineering)
(ASJR-ME)

مقایسه روش‌های شبکه عصبی مصنوعی در مدل‌سازی فرایند تراش کاری ماده مرکب زمینه پلیمری

محمد رضا دشت بیاض^{۱*}، مهدی قنبریان^۲

۱- استادیار، گروه مهندسی مکانیک، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه شهید باهنر کرمان
۲- کارشناس ارشد، مهندسی مکانیک، هنرستان شهید چمران قائن

(دریافت: ۱۳۹۲/۱۱/۱۶ پذیرش: ۱۳۹۴/۷/۲۹)

چکیده

در این پژوهش ماده مرکب زمینه اپوکسی پر شده با ذرات آلومینیم تهیه گردید و با تغییر شرایط مختلف تراش کاری شامل: سرعت برش، کسر وزنی ذرات، عمق برش و نرخ پیشروی از قطعات مواد مرکب براده‌برداری صورت گرفت. سپس زبری سطح قطعات، اندازه‌گیری شد. برای پیش‌بینی اثر چهار عامل تراش کاری بر زبری سطح قطعات، با استفاده از دو نوع شبکه عصبی شامل: شبکه عصبی چند لایه پرسپترون و شبکه عصبی با تابع پایه شعاعی، مدل‌سازی انجام شد. ضرایب همبستگی بین داده‌های خروجی مدل‌ها و داده‌های تجربی نشان داد که شبکه چند لایه پرسپترون نسبت به شبکه با تابع پایه شعاعی انطباق بهتری با نتایج آزمایشگاهی دارد (ضریب همبستگی ۰/۸۳۵ برای شبکه چند لایه پرسپترون و ۰/۵۲۴ برای شبکه با تابع پایه شعاعی). به علت دارا بودن ضریب همبستگی بالاتر در شبکه عصبی چند لایه پرسپترون، این شبکه برای مدل‌سازی تاثیر عوامل تراش کاری بر زبری سطح پیشنهاد شد.

کلمات کلیدی:

تراش کاری، ماده مرکب زمینه پلیمری، زبری سطح، شبکه عصبی چند لایه پرسپترون، شبکه عصبی با تابع پایه شعاعی

۱- مقدمه

در صنعت، برخی از قطعات مواد مرکب برای ایجاد شکل هندسی خاص، با دقت ابعادی مورد نظر و کیفیت سطح مطلوب ماشین‌کاری می‌شوند. سازوکار ماشین‌کاری مواد مرکب با توجه به ساختار ناهمگن آنها در مقایسه با مواد سنتی متفاوت است. مواد مرکب در اثر شرایط ماشین‌کاری ناصحیح و استفاده از ابزارهای نامناسب دچار نقص در سطح قطعه تحت براده‌برداری می‌شوند. به دلیل ناهمگن بودن مواد مرکب، ماشین‌کاری آنها باعث ایجاد آسیب‌هایی از قبیل خردشدن، لایه لایه شدن و ترک خوردن می‌شوند [۴].

از میان انواع مواد مرکب، می‌توان به مواد مرکب زمینه پلیمری تقویت‌شده با پرکننده‌های ذره‌ای اشاره نمود. پرکننده‌ها شامل ذرات مختلف فلزات [۵]، اکسیدها [۶]، نیتريدها [۷] و کاربیدها [۸] می‌شوند. از جمله مواد مرکب زمینه پلیمری پر شده با ذرات، ماده مرکب اپوکسی پر شده با ذرات آلومینیم است [۹]. اضافه کردن ذرات آلومینیم به رزین اپوکسی باعث بهبود خواص مکانیکی، رسانائی حرارتی و الکتریکی و دقت ابعادی ماده مرکب می‌شود [۱۰، ۱۱]. به هر صورت، ترکیب شدن پلیمرها برای ساختارهای ریزذره‌ای^۲ مانند ماده مرکب اپوکسی پر شده با ذرات آلومینیم، با مشکلاتی از قبیل غیر همگن پخش شدن ذرات در داخل زمینه پلیمری و تجمع^۳ ذرات همراه است [۱۲].

زبری سطح^۴ قطعه کار، ویژگی مهم کیفیت هر عملیات ماشین‌کاری به حساب می‌آید. بالا بودن پرداخت سطح قطعه کار که تحت شرایط خاص برشی حاصل می‌شود، نشانه قابلیت ماشین‌کاری^۵ مطلوب است. تنظیم عوامل فرایند ماشین‌کاری بر زبری سطح قطعات تحت ماشین‌کاری تاثیر قابل توجهی دارد [۱۳]. به دلیل اهمیت اقتصادی و فنی ماشین‌کاری، پژوهش‌های وسیعی برای بهینه‌سازی این فرایند از نظر بالابردن کیفیت سطح قطعات و افزایش میزان تولید و پایین آوردن هزینه‌ها انجام شده است [۱۴]. در خصوص مدل‌سازی ماشین‌کاری مواد مرکب و بررسی اثر عوامل فرایند بر خصوصیات قطعات از جمله صافی سطح^۶ و اندازه‌گیری قابلیت ماشین‌کاری آنها روش‌های متعددی توسط پژوهش‌گران مورد استفاده قرار گرفته است [۱۵].

از جمله روش‌های مرسوم مدل‌سازی فرایند ماشین‌کاری مواد مرکب، روش شبکه‌های عصبی مصنوعی است [۱۶]. پژوهش‌های فراوانی که بر روی مدل‌سازی ماشین‌کاری انواع مواد مرکب زمینه فلزی و پلیمری پر شده با ذرات مختلف سرمایه‌ی و فلزی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی صورت پذیرفته نشان می‌دهد که روش مذکور به عنوان یک روش قدرتمند برای مدل‌سازی فرایند ماشین‌کاری انواع مواد است [۱۷]، [۱۸]. در این خصوص فضلی و دیگران از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای

بررسی فرایند سنگ‌زنی دقیق استفاده کرده‌اند [۱]. قریشی و عصارزاده نرخ براده‌برداری و زبری سطح در فرایند ماشین‌کاری تخلیه الکتریکی را بر اساس مدل‌های شبکه عصبی پیش‌بینی کرده‌اند [۲]. مهدوی‌نژاد و تیمیمی زبری سطح در تراش کاری خشک به کمک شبکه‌های فازی - عصبی تطبیقی را مدل‌سازی کرده‌اند [۳].

نظر به اینکه در فرایند تراش کاری عوامل مختلفی بر کیفیت سطح قطعات موثرند، تعیین میزان اثر هر کدام از این عوامل و چگونگی تاثیر هم‌زمان آنها بر کیفیت سطح اهمیت دارد. از طرف دیگر قابلیت شبکه‌های عصبی مصنوعی در مدل‌سازی انواع فرایندهای تراش کاری باعث می‌شود که بتوان اثر عوامل مختلف فرایند تراش کاری را بر کیفیت سطح قطعات تعیین نمود. در نتیجه در این پژوهش از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای مدل‌سازی و بررسی تاثیر عوامل فرایند تراش کاری بر زبری سطح ماده مرکب زمینه اپوکسی پر شده با ذرات آلومینیم استفاده شده است. چهار عامل سرعت برش، کسر وزنی ذرات پرکننده، نرخ پیشروی ابزار و عمق برش به عنوان عوامل ورودی فرایند و زبری سطح به عنوان عامل خروجی در نظر گرفته شدند. پس از تهیه ماده مرکب و انجام تراش کاری و اندازه‌گیری زبری سطوح قطعات، با استفاده از دو نوع شبکه عصبی چند لایه پرسپترون^۷ و شبکه عصبی با تابع پایه شعاعی^۸ دو مدل شبکه عصبی ایجاد گردید. با توجه به ضرایب همبستگی در مدل‌های بدست آمده، مشخص شد که بین داده‌های پیش‌بینی شده با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی و داده‌های حاصل از آزمایش تقریب مناسبی وجود دارد. با توجه به تحلیل‌های آماری انجام شده بر روی مدل‌های ایجاد شده، کارایی شبکه عصبی چند لایه پرسپترون بهتر از شبکه عصبی با تابع پایه شعاعی ارزیابی شد.

جدول ۱: عوامل مهم تراش کاری و سطوح انتخابی

عامل	واحد	سطح			
سرعت برش	دور بر دقیقه	۱۰۰۰	۱۲۰۰	۱۵۰۰	۱۷۰۰
کسر وزنی ذرات پرکننده	درصد	۰	۱۰	۲۰	۲۵
عمق برش	میلی‌متر	۰/۲۵	۰/۵	۱	۱/۵
نرخ پیشروی ابزار	میلی‌متر بر دور	۰/۰۵	۰/۱	۰/۲	۰/۲۵

۲- عوامل موثر در تراش کاری

در ابتدای پژوهش، عوامل مهم تراش کاری که بر زبری سطح ماده مرکب زمینه پلیمری پر شده با ذرات آلومینیم تاثیرگذار هستند مشخص شد. سپس حدود بالا و پایین عوامل تعیین گردید. در تراش کاری، عوامل متعددی بر زبری سطح موثرند. از میان این عوامل، چهار عامل عمده قابل کنترل که تاثیر بیشتری بر زبری سطح دارند به عنوان عوامل مهم و موثر

^۷ Multi-Layer Perceptron (MLP)

^۸ Radial Basis Function (RBF)

^۱ Fillers

^۲ Microparticles

^۳ Agglomeration

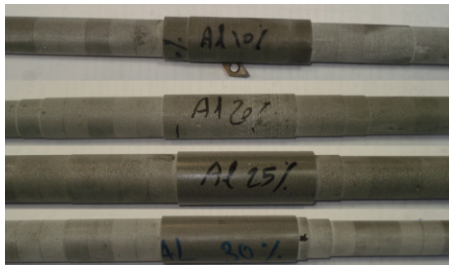
^۴ Surface roughness

^۵ Machineability

^۶ Surface finishing



شکل ۱: نمونه قطعات مواد مرکب



شکل ۲: نمونه قطعات ماده مرکب پس از ماشین کاری

جدول ۲: تنظیم‌های انتخاب‌شده بر روی دستگاه تراش

قطر قطعه کار	mm ۲۵
طول قطعه کار	۲۵۰ mm
نوع روان کار	بدون روان کار
نوع ابزار	الماسه تجاری TK۱۵

ماده مرکب با کسر وزنی پرکننده ۲۰ درصد، عمق برش یک میلی‌متر و پیشروی ۰/۲ میلی‌متر بر دور نشان می‌دهد. نمودار شکل ۳ نشان می‌دهد که تغییرات زبری سطح به صورت یکنواخت نیست. زبری سطح تا سرعت برش ۱۲۰۰ دور بر دقیقه افزایش می‌یابد و سپس با افزایش سرعت برش، زبری سطح کاهش می‌یابد.

سرعت برش بر ماشین کاری، ماده مرکب به دو صورت اثر می‌گذارد [۲۱]. در حالت اول، افزایش سرعت برش، باعث افزایش نرخ کرنش می‌شود. در نتیجه‌ی افزایش نرخ کرنش، براده‌ها در کرنش‌های کم‌تر، دچار شکست ترد می‌شوند. از طرف دیگر افزایش سرعت برش باعث افزایش دما در منطقه تغییر شکل می‌شود. در نتیجه، افزایش دما و حرارت، باعث افزایش محدوده حرکت زنجیرهای مولکولی می‌گردد که در نهایت به نرمی ماده مرکب منجر می‌شود. در پژوهش‌ها نشان داده شده است که اثر غالب در افزایش سرعت برش، به وزن مولکولی و دمای

انتخاب شدند. عوامل مهم و موثر شامل: ۱- کسر وزنی ذرات پرکننده، ۲- سرعت برش، ۳- عمق برش و ۴- نرخ پیشروی ابزار هستند. حدود بالا و پایین و سطوح انتخاب شده برای عوامل تراش کاری در جدول ۱ آمده است.

۳- مواد اولیه

زمینه ماده مرکب از رزین اپوکسی بیسفنول^۹ با علامت تجاری RL440 انتخاب شد. از یک آمین^{۱۰} با علامت تجاری HY441 برای سخت کردن رزین استفاده شد. رزین و سخت کننده مذکور از شرکت پیشرو مبتکر پیوند [۱۹] تهیه شد. تقویت کننده ماده مرکب از ذرات کروی پودر آلومینیم که توسط روش اتمیزاسیون با گاز نیتروژن تولید شده و دارای خلوص ۹۹/۹۹ درصد و اندازه متوسط ذرات ۳۲ میکرومتر بوده است انتخاب شد.

۴- ساخت ماده مرکب

رزین اپوکسی و ذرات آلومینیم از طریق هم‌زن مکانیکی در شرایط خلاء به مدت یک ساعت با یکدیگر مخلوط شدند. سپس، به مایع رزین حاوی ذرات آلومینیم، سخت کننده اضافه شد. مخلوط مایع ایجاد شده پس از ایجاد خلاء (جهت خروج حباب‌های هوا) در قالب لاستیکی سیلیکونی، ریخته و به مدت ۱۲ ساعت در کوره با درجه حرارت ۴۵ درجه سانتی‌گراد پخته شد. شکل ۱ نمونه قطعات استوانه‌ای از جنس ماده مرکب تهیه شده را نشان می‌دهد.

۵- تراش کاری و زبری سنجی

بر روی نمونه‌ها، بطور تصادفی برای جلوگیری از ایجاد خطاهای سیستماتیک با استفاده از دستگاه تراش CNC با کد تجاری TC-20 ساخت کارخانه ماشین‌سازی تبریز عملیات تراش کاری انجام شد. جدول ۲ تنظیم‌های انتخاب‌شده برای تراش کاری با دستگاه تراش CNC را نشان می‌دهد. شکل ۲ تصویر قطعات ماده مرکب را پس از عملیات ماشین کاری نشان می‌دهد. از زبری سنج با نوک سوزنی الماسه، ساخت شرکت میتوتویو^{۱۱} ژاپن با کد تجاری SJ-301 برای اندازه‌گیری زبری سطح قطعات استفاده شد. بر اساس استاندارد ISO و DIN، میانگین حسابی زبری سطح^{۱۲} با نماد R_a ، به عنوان معیار اندازه‌گیری زبری سطح انتخاب شد [۲۰]. مقدار حرکت نوک سوزنی الماسه ابزار زبری سنج بر روی قطعه کار برای اندازه‌گیری زبری سطح، ۸ میلی‌متر بود. نتایج زبری سنجی برای ۸۰ نمونه در جدول ۳ آمده است.

۶- تحلیل نتایج آزمایشگاهی و فیزیک فرایند

شکل ۳ تغییرات زبری سطح را نسبت به سرعت‌های برشی مختلف در

^۹ Bisphenol Epoxy

^{۱۰} Amine hardener

^{۱۱} Mitutoyo

^{۱۲} Arithmetic mean surface roughness

راحتی از زمینه جدا می‌شوند و زبری سطح کم‌تری ایجاد می‌شود. به عبارت دیگر در صورتی که بین ذرات و زمینه ماده مرکب، اتصال کاملی برقرار نشود در حین ماشین‌کاری ذرات پرکننده به راحتی با کم‌ترین انرژی از زمینه جدا می‌شوند و بین آنها و حرکت ترک‌ها در زمینه تداخلی ایجاد نمی‌شود و در نتیجه حرکت ترک‌ها در داخل زمینه با کم‌ترین انرژی و با نظم بیشتری صورت می‌گیرد و صافی سطح افزایش می‌یابد.

شکل ۵ تغییرات زبری سطح را نسبت به پیشروی ابزار در سرعت برش ۱۵۰۰ دور بر دقیقه، کسر وزنی ذرات ۲۰ درصد و عمق برش یک میلی‌متر نشان می‌دهد. همان‌گونه که از نمودار شکل ۵ دیده می‌شود حداقل زبری سطح با حداقل پیشروی به دست می‌آید و با افزایش پیشروی، زبری سطح افزایش می‌یابد. در واقع، با افزایش پیشروی، هم‌پوشانی اثر نوک ابزار بر روی سطح قطعه کار کاهش می‌یابد در نتیجه باعث افزایش ارتفاع زبری‌ها بر روی سطح قطعه کار می‌شود. همچنین در پیشروی‌های پایین‌تر، شکست ماده و ذرات پرکننده با نرخ کرنش کمتر و با کنترل بیشتری انجام می‌شود و زبری سطح کاهش می‌یابد.

اثر هم‌زمان شعاع نوک ابزار، پیشروی، عمق برش و اندازه ذرات پرکننده بر زبری سطح مواد مرکب پر شده با ذرات در شکل ۶ نشان داده شده است. در شکل ۶ دو حالت مختلف تراش کاری در مواد مرکب پر شده با ذرات دیده می‌شود. حالت اول در شکل ۶-الف، هنگامی رخ می‌دهد که اندازه شعاع نوک ابزار، پیشروی و عمق برش خیلی بزرگ‌تر از اندازه ذرات پرکننده باشند.

جدول ۳: نتایج زبری‌سنجی قطعات مواد مرکب پس از ماشین‌کاری

شماره آزمایش	سرعت برش (u/min)	کسر وزنی (%)	عمق برش (mm)	نرخ پیشروی (mm/u)	زبری سطح (Ra) (μm)
۱	۱۰۰۰	۰	۲	۰/۰۵	۲/۲
۲	۲۰۰۰	۰	۲	۰/۰۵	۲/۰۸
۳	۱۰۰۰	۰	۱/۵	۰/۰۵	۱/۵
۴	۱۷۰۰	۰	۱/۵	۰/۰۵	۳/۰۶
۵	۱۰۰۰	۰	۱/۵	۰/۲۵	۴/۵۴
۶	۱۷۰۰	۰	۱/۵	۰/۲۵	۶/۰۴
۷	۱۰۰۰	۰	۰/۲۵	۰/۰۵	۵/۲
۸	۲۰۰۰	۰	۰/۲۵	۰/۰۵	۳/۶۶
۹	۱۰۰۰	۰	۰/۲۵	۰/۳	۱/۸۸
۱۰	۲۰۰۰	۰	۰/۲۵	۰/۳	۵/۲۸
۱۱	۱۷۰۰	۰	۰/۲۵	۰/۰۵	۴/۴۲

گذار شیشه‌ای شدن^{۱۳} پلیمر وابسته است [۲۲]. همچنین، با توجه به نمودار شکل ۳، سرعت برش ۱۲۰۰ دور بر دقیقه به عنوان سرعت برش بحرانی محسوب می‌شود. سرعت برش بحرانی سرعتی است که در آن بیشترین زبری سطح ایجاد می‌شود. معمولاً برای بهبود کیفیت سطح ماشین‌کاری مواد مرکب، سرعت برشی بالاتر پیشنهاد می‌شود. به این دلیل که، با افزایش سرعت برشی، میزان شکست براده‌ها کاهش می‌یابد و براده‌ها به صورت پیوسته^{۱۴} از سطح قطعه کار جدا می‌شوند و در نتیجه شرایط براده‌برداری مانا^{۱۵} می‌شود و به دنبال آن زبری سطح کاهش و کیفیت سطح افزایش می‌یابد. با توجه به روند تغییرات کیفیت سطح در شکل ۳، در سرعت‌های برشی بالاتر از سرعت بحرانی، کیفیت سطح نسبت به سرعت‌های پائین‌تر، بهبود قابل ملاحظه‌ای نیافته است.

شکل ۴ تصویر نمونه‌ای از براده‌های تولید شده در مواد مرکب در سرعت برشی بالا را نشان می‌دهد. همان‌گونه که مشاهده می‌شود شکل براده به صورت ممتد است. از دلایل تشکیل براده ممتد می‌توان به مواد اولیه نرم و شکل‌پذیر و همچنین افزایش دما در اثر افزایش سرعت برشی اشاره کرد. در عمل، سازوکار ماشین‌کاری در مواد مرکب زمینه پلیمری، به علت ساختار ناهمگن آنها نسبت به فلزات، آلیاژها و پلیمرهای خالص متفاوت است. به علت بالا بودن گرمای ویژه پلیمرها نسبت به فلزات و در نتیجه پائین بودن رسانائی حرارتی آنها، در حدود ۹۰ درصد حرارت تولیدشده در حین ماشین‌کاری مواد مرکب زمینه پلیمری، از طریق ابزار و ۵ درصد از طریق براده و ۵ درصد هم از طریق قطعه کار منتقل می‌شود [۲۲]. در حالی که در ماشین‌کاری فلزات در حدود ۹۰ درصد حرارت تولیدشده از طریق براده منتقل می‌شود. در نتیجه به دلیل افزایش حرارت ابزار در ماشین‌کاری مواد مرکب زمینه پلیمری، سایش ابزار نسبت به ماشین‌کاری فلزات بیشتر است. همچنین در مقایسه با ماشین‌کاری پلیمرهای خالص، وجود ذرات پرکننده که معمولاً سخت‌تر از زمینه هستند به سایش بیشتر ابزار و کاهش کیفیت سطح ماشین‌کاری منجر می‌شود. پژوهش‌های مشابه نشان می‌دهند که اندازه، توزیع و جنس ذرات پرکننده و چگونگی ایجاد فصل مشترک آنها با زمینه ماده مرکب، از عوامل مهم در سازوکار تشکیل براده و جدایش آنها از سطح قطعه کار محسوب می‌شوند [۲۳]. از جمله عوامل مهم در تعیین کیفیت سطح ماشین‌کاری مواد مرکب ذره‌ای، پیوند بین ذرات و زمینه و همچنین تعامل ذرات با ترک‌های موجود در زمینه ماده مرکب است. در این خصوص نشان داده شده است که در صورتی که بین ذرات پرکننده و زمینه ماده مرکب اتصال کاملی برقرار شود، برای جدا شدن ذرات از درون زمینه، در حین ماشین‌کاری می‌باید انرژی بیشتری صرف شود. همچنین ذرات بر سر راه حرکت ترک‌ها مانع ایجاد می‌کنند که در نتیجه، مسیر حرکت ترک‌ها در میان ذرات، نامنظم خواهد شد که در نهایت باعث افزایش زبری سطح می‌گردد [۲۴]. در صورتی که اتصال کاملی بین ذرات و زمینه وجود نداشته باشد ذرات به

¹³ Glass transition temperature

¹⁴ Continuous chip

¹⁵ Steady state

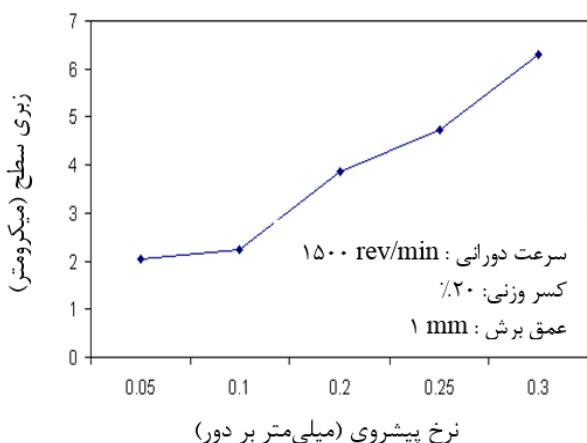
جدول ۳: نتایج زبری سنجی قطعات مواد مرکب پس از ماشین کاری (ادامه)

جدول ۳: نتایج زبری سنجی قطعات مواد مرکب پس از ماشین کاری (ادامه)

۲/۷۲	۰/۱	۲	۳۰	۱۲۰۰	۴۲	۳/۴	۰/۲۵	۰/۲۵	۰	۱۰۰۰	۱۲
۴/۲۸	۰/۱	۲	۳۰	۲۰۰۰	۴۳	۲/۳۸	۰/۲۵	۰/۲۵	۰	۱۷۰۰	۱۳
۵/۵۲	۰/۳	۲	۳۰	۱۲۰۰	۴۴	۲/۳۶	۰/۱	۲	۱۰	۱۲۰۰	۱۴
۲/۸۶	۰/۱	۰/۵	۳۰	۱۲۰۰	۴۵	۳/۱۸	۰/۱	۲	۱۰	۲۰۰۰	۱۵
۳/۲۴	۰/۱	۰/۵	۳۰	۲۰۰۰	۴۶	۵/۳۴	۰/۳	۲	۱۰	۱۲۰۰	۱۶
۵/۶۶	۰/۳	۰/۵	۳۰	۱۲۰۰	۴۷	۶/۹۶	۰/۳	۲	۱۰	۲۰۰۰	۱۷
۴/۹۲	۰/۳	۰/۵	۳۰	۲۰۰۰	۴۸	۴/۷	۰/۲	۱	۱۰	۱۵۰۰	۱۸
۱/۶۲	۰/۰۵	۰/۲۵	۳۰	۱۰۰۰	۴۹	۴/۵۶	۰/۱	۰/۵	۱۰	۲۰۰۰	۱۹
۳/۳۸	۰/۰۵	۰/۲۵	۳۰	۲۰۰۰	۵۰	۵/۱۲	۰/۳	۰/۵	۱۰	۱۲۰۰	۲۰
۵/۸۸	۰/۳	۰/۲۵	۳۰	۱۰۰۰	۵۱	۶/۲	۰/۳	۰/۵	۱۰	۲۰۰۰	۲۱
۶/۸	۰/۳	۰/۲۵	۳۰	۲۰۰۰	۵۲	۳/۷۲	۰/۲	۲	۲۰	۱۰۰۰	۲۲
۲/۲۴	۰/۵	۱/۵	۱۰	۱۲۰۰	۵۳	۵/۶۶	۰/۱	۱/۵	۲۰	۱۲۰۰	۲۳
۳/۰۲	۰/۱	۰/۵	۲۵	۱۲۰۰	۵۴	۲/۵	۰/۱	۱	۲۰	۱۷۰۰	۲۴
۲/۲۰	۰/۱	۱/۵	۱۰	۱۲۰۰	۵۵	۴/۷۲	۰/۲۵	۱	۲۰	۱۲۰۰	۲۵
۲/۰۸	۰/۱	۱/۵	۲۵	۱۲۰۰	۵۶	۴/۲	۰/۲	۰/۵	۲۰	۱۷۰۰	۲۶
۲/۹۶	۰/۲۵	۰/۵	۱۰	۱۲۰۰	۵۷	۳/۹۶	۰/۲	۰/۲۵	۲۰	۲۰۰۰	۲۷
۲/۹۶	۰/۲۵	۰/۵	۲۵	۱۲۰۰	۵۸	۱/۳۸	۰/۰۵	۱/۵	۲۵	۱۰۰۰	۲۸
۲/۳۸	۰/۲۵	۱/۵	۱۰	۱۲۰۰	۵۹	۳/۶۶	۰/۰۵	۱/۵	۲۵	۱۷۰۰	۲۹
۳/۴۰	۰/۲۵	۱/۵	۲۵	۱۲۰۰	۶۰	۵/۲	۰/۲۵	۱/۵	۲۵	۱۰۰۰	۳۰
۴/۳۴	۰/۱	۰/۵	۱۰	۱۷۰۰	۶۱	۵/۶۶	۰/۲	۱	۲۵	۱۵۰۰	۳۱
۵/۷۶	۰/۱	۰/۵	۲۵	۱۷۰۰	۶۲	۴/۰۲	۰/۲۵	۰/۵	۲۵	۱۲۰۰	۳۲
۴/۰۲	۰/۱	۱/۵	۱۰	۱۷۰۰	۶۳	۴/۷۶	۰/۲۵	۰/۵	۲۵	۱۷۰۰	۳۳
۴/۷۶	۰/۱	۱/۵	۲۵	۱۷۰۰	۶۴	۱/۵	۰/۰۵	۰/۲۵	۲۵	۱۰۰۰	۳۴
۵/۷۰	۰/۲۵	۰/۵	۱۰	۱۷۰۰	۶۵	۳/۰۶	۰/۰۵	۰/۲۵	۲۵	۱۷۰۰	۳۵
۷/۱۲	۰/۲۵	۱	۲۵	۱۷۰۰	۶۶	۴/۵۴	۰/۲۵	۰/۲۵	۲۵	۱۰۰۰	۳۶
۴/۴۲	۰/۲۵	۱/۵	۱۰	۱۷۰۰	۶۷	۶/۰۴	۰/۲۵	۰/۲۵	۲۵	۱۷۰۰	۳۷
۵/۲۸	۰/۲۵	۱/۵	۲۵	۱۷۰۰	۶۸	۱/۹۴	۰/۰۵	۲	۳۰	۱۰۰۰	۳۸
۳/۸۶	۰/۲	۱	۲۰	۱۰۰۰	۶۹	۲/۴۸	۰/۰۵	۲	۳۰	۲۰۰۰	۳۹
۵/۰۸	۰/۲	۱	۲۰	۲۰۰۰	۷۰	۶/۵۶	۰/۳	۲	۳۰	۱۰۰۰	۴۰
۵/۶۶	۰/۲	۱	۰	۱۵۰۰	۷۱	۷	۰/۳	۲	۳۰	۲۰۰۰	۴۱

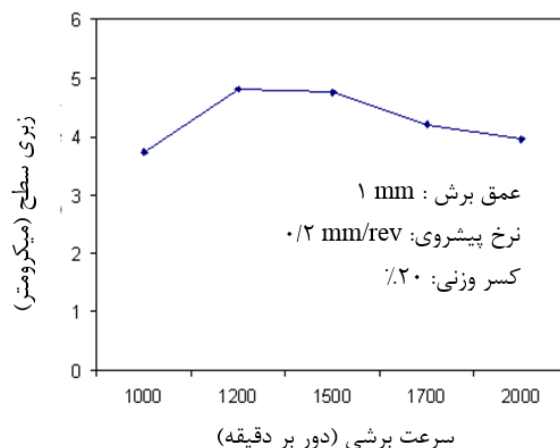
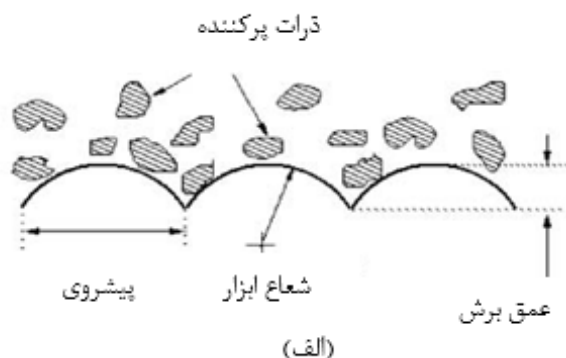


شکل ۴: نمونه براده ممتد تولید شده در سرعت برش بالا

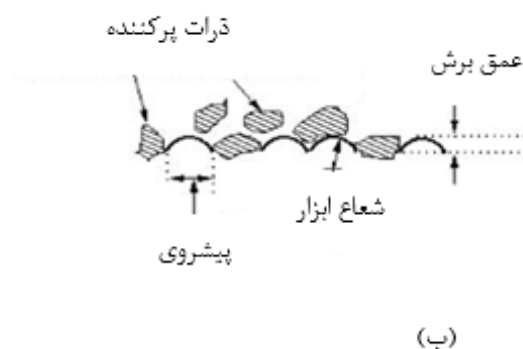


شکل ۵: تغییرات زبری سطح نسبت به پیشروی ابزار

حالت دوم در شکل ۶ - ب، در صورتی رخ می‌دهد که اندازه شعاع نوک ابزار، پیشروی و عمق برش در حد اندازه ذرات پرکننده باشند. پژوهش‌ها نشان داده است که در صورتی که شرایط شکل ۶ - ب بر ماشین کاری حاکم باشد، علاوه بر عوامل ماشین کاری مانند شعاع نوک ابزار، پیشروی و عمق برش، اندازه ذرات پرکننده نیز بر زبری سطح اثر قابل ملاحظه‌ای دارد و در غیر این صورت اندازه ذرات پرکننده بر زبری سطح اثر چندانی ندارد [۲۶، ۲۵]. در این پژوهش با توجه به این که اندازه ذرات پرکننده به طور متوسط، ۳۲ میکرومتر بوده‌اند از اثر اندازه ذرات صرف نظر شده و در نتیجه سازوکار ایجاد زبری سطح ناشی از حرکت پیشروی ابزار مطابق با سازوکار نشان داده شده در شکل ۶ - الف بوده است.



شکل ۳: تغییرات زبری سطح نسبت به سرعت برش



شکل ۶: اثر اندازه ذرات پرکننده بر زبری سطح در مقایسه با اندازه شعاع نوک ابزار، پیشروی و عمق برش (الف) اندازه شعاع نوک ابزار، پیشروی و عمق برش از اندازه ذرات بزرگ‌ترند. در نتیجه اندازه ذرات بر زبری سطح تأثیری ندارد. (ب) اندازه شعاع نوک ابزار، پیشروی و عمق برش از اندازه ذرات کوچک‌ترند. در نتیجه اندازه ذرات بر زبری سطح مؤثر است [۲۵]

سطح قطعه می‌شوند. در صورتی که ذرات پرکننده به صورت یکنواخت در درون ماده مرکب توزیع شده باشند زبری سطح کاهش و در نتیجه صافی سطح بهبود می‌یابد.

۷- آماده‌سازی و طبقه‌بندی داده‌ها

از آنجا که مقادیر عددی مربوط به عوامل ماشین‌کاری و هم‌چنین زبری سطح، دارای واحدها و اندازه‌های متفاوتی هستند فرایند آموزش شبکه عصبی مصنوعی به خوبی انجام نمی‌شود. زیرا تفاوت اندازه اعداد، در اصلاح وزن‌های شبکه تاثیر زیادی می‌گذارد و در نتیجه می‌باید تعداد داده‌های تجربی بسیار زیاد باشند تا وزن‌ها را تعدیل نمایند و نتیجه مطلوب حاصل شود. به عنوان مثال اگر یک بردار ورودی دارای اعداد بسیار بزرگ‌تری نسبت به بقیه ورودی‌ها باشد، پس از اصلاح وزن‌ها بر مبنای اعداد بزرگ، سایر ورودی‌ها باید به تعداد دفعات بسیار زیادی به شبکه اعمال شوند تا بتوانند اثر خود را بر روی شبکه بگذارند و اثر داده‌های با ابعاد بزرگ را تا حدی تعدیل نمایند. بنابراین قبل از آموزش شبکه عصبی، به یک تابع متعادل‌کننده^{۱۶} برای اصلاح وزن‌ها نیاز است تا مشکل گفته‌شده از بین برود. برای متعادل‌سازی داده‌ها، با استفاده از روابط (۱) و (۲)، داده‌های ورودی و خروجی فرایند تراش کاری بر مقادیر حداکثرشان تقسیم شده‌اند:

$$P_n = \frac{P}{P_{max}} \quad (1)$$

$$T_n = \frac{T}{T_{max}} \quad (2)$$

P_n بردار ورودی تعدیل شده، T_n بردار خروجی تعدیل شده، P و T بردار ورودی و خروجی، P_{max} و T_{max} حداکثر مقدار بردار ورودی و خروجی هستند.

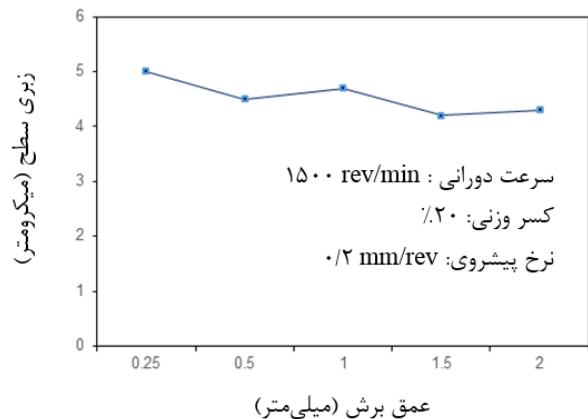
۸- معماری شبکه عصبی چند لایه پرسپترون و شبکه عصبی با تابع پایه شعاعی

شکل ۹ ساختار شبکه عصبی چند لایه پرسپترون را نشان می‌دهد. شبکه دارای سه لایه شامل: ورودی با چهار نرون^{۱۷}، پنهان که تعداد نرون‌های آن بعد از آموزش صحیح شبکه، انتخاب گردیده‌اند و خروجی که شامل یک نرون برای زبری سطح است.

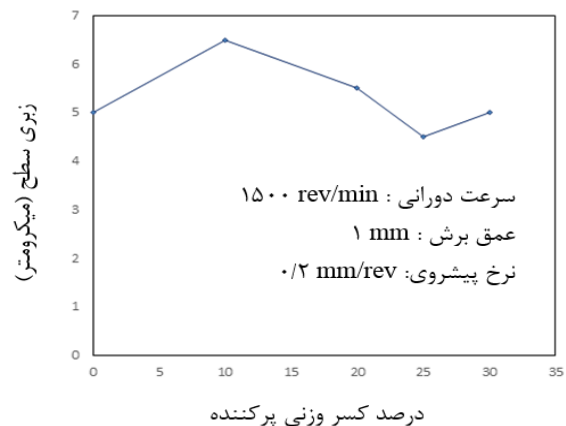
شبکه عصبی با تابع پایه شعاعی که در شکل ۱۰ نشان داده شده است از لایه‌های ورودی، پنهان و خروجی تشکیل شده است که هر یک از نرون‌های لایه خروجی، ترکیب خطی از خروجی‌های نرون‌های لایه پنهان است. تابع انتقال لایه پنهان شبکه عصبی با تابع پایه شعاعی به صورت تابع گوسی شکل ۱۱ است و تابع انتقال لایه خروجی یک تابع خطی است. رابطه ورودی‌ها و خروجی‌های شبکه عصبی با تابع پایه شعاعی از رابطه (۳) محاسبه می‌شوند [۲۹]:

شکل ۷ تغییرات زبری سطح را نسبت به عمق برش در سرعت برش ۱۵۰۰ دور بر دقیقه، کسر وزنی ذرات ۲۰ درصد و پیشروی ۰/۲ میلی‌متر بر دور نشان می‌دهد. با توجه به نمودار شکل ۷، با تغییر عمق برش، زبری سطح تغییرات قابل ملاحظه‌ای نشان نمی‌دهد. پژوهش‌ها نشان داده‌اند که عمق برش در مقایسه با میزان پیشروی، بر زبری سطح مواد مرکب زمینه اپوکسی اثر کم‌تری دارد. به هر حال گزارش شده است که با افزایش عمق برش، نیروهای ماشین‌کاری افزایش می‌یابند [۲۷، ۲۸].

شکل ۸ تغییرات زبری سطح را نسبت به کسر وزنی ذرات پرکننده در سرعت برش ۱۵۰۰ دور بر دقیقه، عمق برش یک میلی‌متر و پیشروی ۰/۲ میلی‌متر بر دور نشان می‌دهد. با توجه به شکل ۸ مشخص می‌شود که تغییرات زبری سطح نسبت به کسر وزنی پرکننده نوسانی است. با افزایش کسر وزنی ذرات پرکننده تا ۲۰ درصد، زبری سطح کاهش و سپس در ۲۵ درصد کسر وزنی، افزایش و در ۳۰ درصد کسر وزنی کاهش می‌یابد. علت تغییرات زبری سطح می‌تواند عدم توزیع یکنواخت ذرات پرکننده در درون ماده مرکب باشد. هنگام عبور ابزار از بخش‌هایی از سطح قطعه کار که ذرات در آن مناطق تجمع یافته‌اند، ذرات از این مناطق خارج شده و در نتیجه باعث ایجاد حفرات و ناصافی‌های بیش‌تری در



شکل ۷: تغییرات زبری سطح نسبت به عمق برش



شکل ۸: تغییرات زبری سطح نسبت به کسر وزنی ذرات پرکننده

¹⁶ Normalizing

¹⁷ Neuron

c_j مرکز تابع گوسی، r_j ضریب پراکندگی^{۱۸} است که مقدارش به تدریج با فاصله گرفتن از بردار ورودی x و مرکز c_j کاهش می‌یابد.

۹- روند ایجاد شبکه عصبی چند لایه پرسپترون

اولین مرحله در طراحی شبکه عصبی چند لایه پرسپترون، ایجاد معماری شبکه است. برای ایجاد معماری شبکه چند لایه پرسپترون، برنامه‌ای در نرم‌افزار متلب^{۱۹} با استفاده از تابع newff نوشته شده است [۳۰]. این تابع دارای چهار ورودی بوده که شبکه ایجاد شده را به خروجی مرتبط ساخته است. اولین ورودی، یک ماتریس $R \times 2$ به عنوان مقادیر حداقل و حداکثر هر ورودی به تعداد R بردار ورودی است. دومین ورودی، یک آرایه از اندازه هر لایه است که تعداد نرون‌های لایه‌های مختلف را تعیین می‌کند. سومین ورودی، یک آرایه سلولی است که شامل توابع انتقال مورد استفاده در هر لایه است و چهارمین ورودی، نام تابع آموزشی مورد استفاده است. در این پژوهش برای اینکه بهترین توابع انتقال و همچنین تعداد نرون‌های بهینه در لایه میانی حاصل شود، از سه حلقه for استفاده شده است. اولین و دومین حلقه for برای تعیین بهترین توابع انتقال و سومین حلقه برای تعیین تعداد نرون‌های بهینه در لایه میانی استفاده شده است. توابع انتقال شامل: Tansig، Logsig، Purelin بوده است که به ترتیب در روابط (۵) تا (۷) تعریف شده‌اند:

$$\text{Logsig}(n) = 1 / (1 + \exp(-n)) \quad (۳)$$

$$\text{Tansig}(n) = 2 / (1 + \exp(-2 \times n)) - 1 \quad (۴)$$

$$\text{Purelin}(n) = n \quad (۵)$$

n ورودی توابع است. تابع Logsig به ازای ورودی $(-\infty, +\infty)$ خروجی بین صفر و ۱ تولید می‌کند. تابع Tansig به ازای ورودی $(-\infty, +\infty)$ خروجی بین ۱ و -۱ تولید می‌کند. تابع Purelin به ازای ورودی $(-\infty, +\infty)$ در خروجی همان داده ورودی را تولید می‌کند.

در ابتدا در لایه میانی، ۵۰ عدد نرون و مقادیر وزن‌ها و بایاس‌ها صفر انتخاب شده‌اند. تابع کارایی مورد استفاده در شبکه عصبی چند لایه پرسپترون به صورت مجموع متوسط مربعات خطاها در رابطه (۸) تعریف شده است:

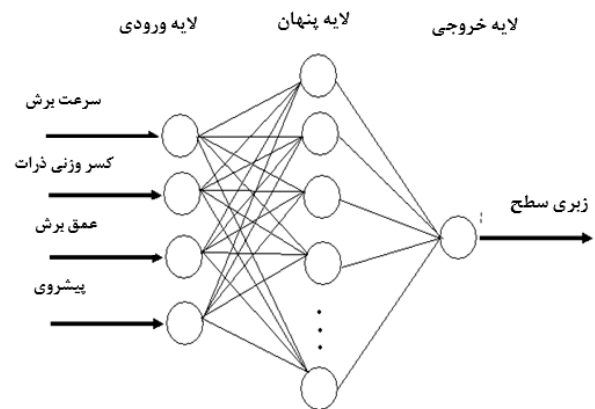
$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (e_i)^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (t_i - a_i)^2 \quad (۶)$$

N تعداد کل نمونه‌های آموزشی، t_i مقدار خروجی واقعی و a_i مقدار خروجی شبکه می‌باشد. برای آموزش شبکه عصبی چند لایه پرسپترون در نرم‌افزار متلب از الگوریتم لونیگ-مارکورت^{۲۰} استفاده شد. برای آموزش شبکه عصبی چند لایه پرسپترون، داده‌ها به سه مجموعه: داده‌های آموزش^{۲۱}، داده‌های آزمایش^{۲۲} و داده‌های معتبرسازی^{۲۳} تقسیم شدند. داده‌های آموزش به آن دسته از داده‌هایی اطلاق شد که برای آموزش شبکه استفاده

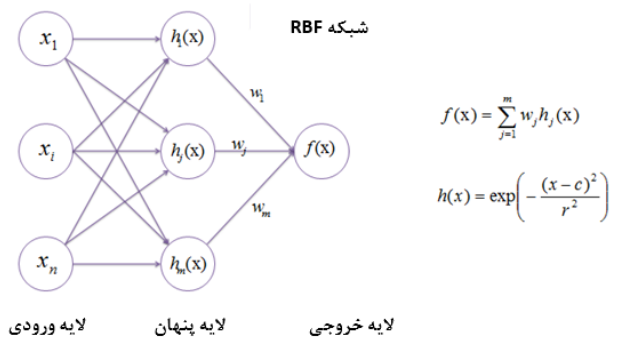
$$f(x) = \sum_{j=1}^M w_j \cdot h_j(x) \quad (۷)$$

x بردار ورودی شبکه، w_j بردار وزن‌ها و $h_j(x)$ پاسخ نرون j ام در لایه پنهان هستند. تابع $h_j(x)$ با فرض شکل گوسی، با رابطه (۴) تعریف می‌شود [۲۹]:

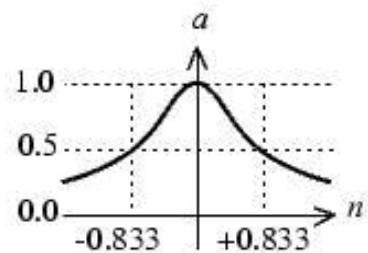
$$h_j(x) = \exp\left(-\frac{\|x - c_j\|^2}{r_j}\right) \quad (۸)$$



شکل ۹: ساختار شبکه عصبی چند لایه پرسپترون



شکل ۱۰: ساختار شبکه عصبی با تابع پایه شعاعی



شکل ۱۱: شکل تابع انتقال گوسی در شبکه با تابع پایه شعاعی

¹⁸ Spread

¹⁹ MATLAB®

²⁰ Levenberg-Marquardt

²¹ Training data

²² Testing data

²³ Validation data

دو سوم داده‌ها مربوط به مجموعه داده‌های آموزش و بقیه مربوط به مجموعه داده‌های آزمایش بودند.

جدول ۴: نتایج حاصل از آموزش شبکه عصبی چند لایه پرسپترون برای یافتن توابع انتقال بهینه

میانگین مجذورخطا	تعداد نرون‌های لایه میانی	تابع انتقال	
۰/۷۴۷۹	۳۸	Logsig, Logsig	۱
۰/۶۳۴۵	۲۸	Logsig, Tansig	۲
۰/۷۸۸۶	۸	Logsig, Pureline	۳
۲/۱۱۷۶	۱	Tansig, Logsig	۴
۲/۱۱۷۶	۱	Tansig, Tansig	۵
۲/۱۱۷۶	۱	Tansig, Pureline	۶
۲/۱۱۷۶	۱	Pureline, Logsig	۷
۲/۱۱۷۶	۱	Pureline, Tansig	۸
۲/۱۱۷۶	۱	Pureline, Pureline	۹

۱۱- نتایج حاصل از آموزش شبکه چند لایه پرسپترون

پس از آموزش شبکه عصبی چند لایه پرسپترون با استفاده از الگوریتم لونبرگ - مارکورت، بهترین توابع انتقال با کمترین میانگین خطا برای توابع انتقال Logsig و Tansig بدست آمد. نتایج حاصل از آموزش شبکه، برای یافتن توابع انتقال بهینه در جدول ۴ نشان داده شده است. همان‌گونه که از جدول ۴ دیده می‌شود از میان شبکه‌های آموزش دیده، شبکه با ۲۸ نرون در لایه پنهان، شبکه‌ای با کمترین خطا بوده است. علت بدست آوردن تعداد نرون‌های بهینه این است که شبکه‌ها به این نرون‌ها بسیار حساس هستند. تعداد نرون‌های کم باعث عدم انطباق^{۲۴} می‌شود و تعداد زیاد نرون‌ها، باعث بیش برآزش^{۲۵} می‌شود و منحنی برازشی بین این نقاط به شدت نوسان می‌کند. شکل‌های ۱۲ تا ۱۴ به ترتیب تغییرات خطای شبکه‌های مختلف را نسبت به تعداد نرون‌های لایه پنهانی در شبکه عصبی چند لایه پرسپترون به ترتیب با توابع انتقال Logsig-Pureline، Logsig-Tansig و Logsig-Pureline به ترتیب برای لایه پنهان و خروجی نشان می‌دهد. در نهایت، برای داده‌های خروجی پس از خارج کردن آنها از حالت متعادل، تحلیل رگرسیون انجام شد. نتیجه حاصل از تحلیل رگرسیون برای شبکه عصبی چند لایه پرسپترون در شکل ۱۵ دیده می‌شود.

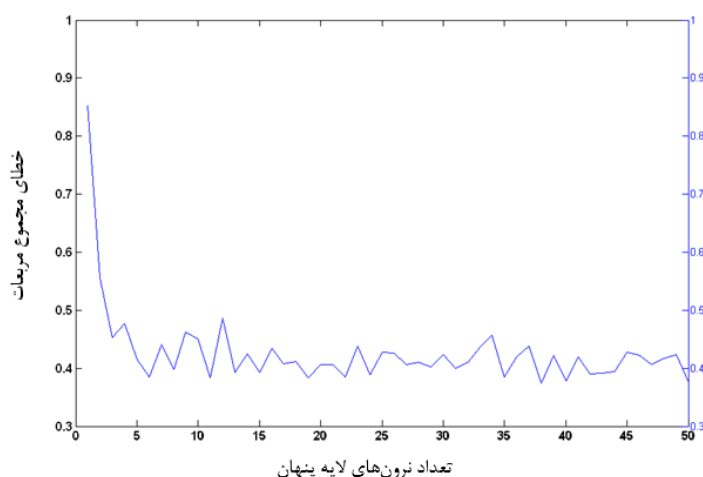
²⁴ Underfitting

²⁵ Overfitting

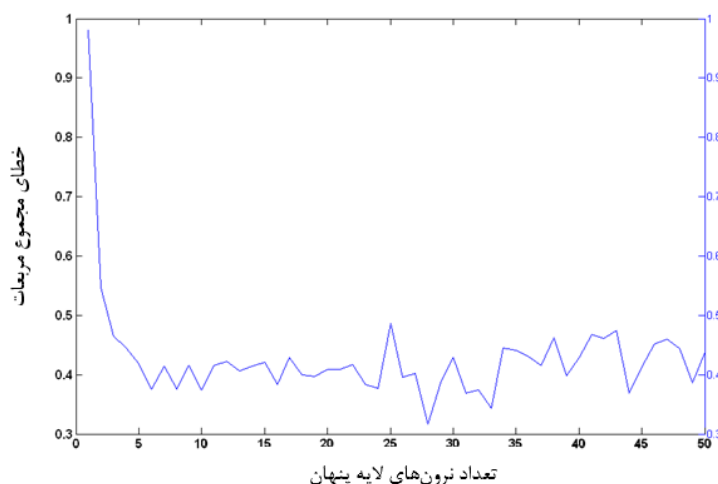
شدند و عوامل شبکه با توجه به خطاهای بدست آمده از این داده‌ها تنظیم شد. داده‌های معتبرسازی برای اندازه‌گیری عمومیت شبکه استفاده شد. خطای معتبرسازی در طول فرایند آموزش، مانند خطای مجموعه آموزشی باید کاهش می‌یافت. به هر حال زمانی که شبکه سعی در تطابق بیش از حد با داده‌ها داشت، خطای معتبرسازی افزایش می‌یافت. زمانی که خطای معتبرسازی برای تعداد خاصی از تکرارها افزایش می‌یافت، آموزش متوقف می‌شد و مقدار وزن‌ها و بایاس‌ها با زمانی که این خطا حداقل بودند، انطباق داده می‌شدند. سومین زیرمجموعه، داده‌های آزمایش هستند که در طول فرایند آموزش، کاربردی نداشته‌اند اما از آنها برای مقایسه مدل‌های مختلف استفاده شد. همچنین از داده‌های آزمایش، برای رسم خطای مجموعه داده‌های آموزش در طول فرایند آموزش استفاده شد. در این پژوهش نیمی از داده‌ها به عنوان مجموعه داده‌های آموزش (۴۰ داده)، یک چهارم داده‌ها (۲۰ داده) به عنوان مجموعه داده‌های معتبرسازی و همچنین یک چهارم دیگر داده‌ها به عنوان مجموعه داده‌های آزمایش استفاده شد. در مرحله اول هدف از آموزش شبکه عصبی چند لایه پرسپترون، بدست آوردن توابع انتقال بهینه و همچنین تعداد نرون‌های بهینه در لایه پنهان بود. در این مرحله از تمامی داده‌های آموزشی برای دستیابی به این هدف استفاده شد. در مرحله دوم، آموزش تمامی داده‌ها در سه زیرمجموعه داده‌های آموزشی، معتبرسازی و آزمایش انجام شد. این آموزش بر مبنای توابع انتقال بهینه، که از مرحله قبل بدست آمده و همچنین با تعداد نرون‌های بهینه در لایه میانی انجام شد.

۱۰- روند ایجاد شبکه عصبی با تابع پایه شعاعی

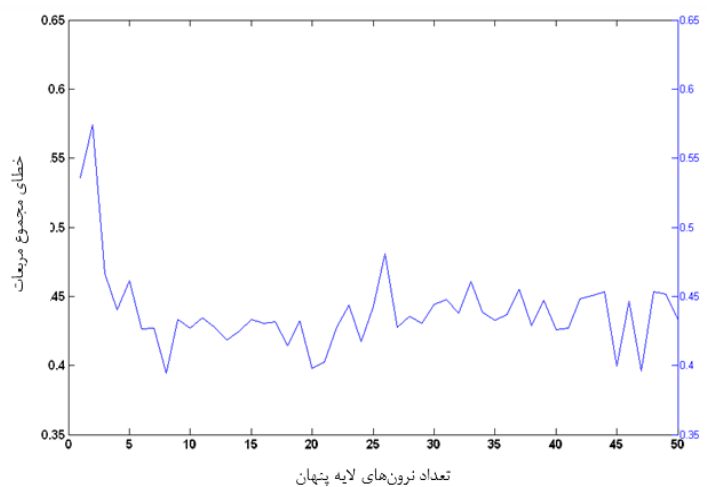
در الگوریتم شبکه عصبی با تابع پایه شعاعی، در هر تکرار یک نرون به لایه میانی شبکه اضافه شد. در صورت بالا بودن خطای شبکه یک نرون دیگر به شبکه اضافه شد و دوباره خطای مربوط به شبکه جدید بررسی شد. اگر این خطا به اندازه کافی کوچک بود، الگوریتم پایان می‌یافت. در غیر این صورت نرون جدید دیگری اضافه می‌شد و این رویه آنقدر تکرار می‌شد تا الگوریتم به مقدار خطای تعیین شده می‌رسید و یا اینکه تعداد نرون‌های شبکه به حداکثر مقدار تعیین شده‌اش می‌رسید. ضریب پراکندگی، عرض محدوده‌ای را که نرون نسبت به آن عکس‌العمل نشان می‌دهد، را تعیین می‌کند. ضریب پراکندگی در الگوریتم آموزش، باید به اندازه کافی بزرگ انتخاب می‌شد تا به این ترتیب نرون با تابع پایه شعاعی توانایی ایجاد عکس‌العمل مناسب روی نواحی هم‌پوشان از فضای ورودی را می‌داشت. البته اگر این عامل بیش از اندازه بزرگ انتخاب می‌شد، همه نرون‌های شبکه، دارای رفتار مشابهی می‌بودند که این اثر نامطلوبی در روند آموزش داشت. ابتدا شبکه برای بدست آوردن ضریب پراکندگی بهینه آموزش داده شد. در نهایت پس از تقسیم داده‌ها به دو مجموعه داده آموزش و آزمایش، شبکه با استفاده از ضریب پراکندگی بهینه آموزش داده شد. برای آموزش شبکه عصبی با تابع پایه شعاعی، داده‌ها به دو مجموعه آموزش و آزمایش طبقه‌بندی شدند.



شکل ۱۲: تغییرات خطای شبکه نسبت به تعداد نرون‌های لایه پنهان شبکه عصبی چند لایه پرسپترون در شبکه با توابع انتقال Logsig-Logsig



شکل ۱۳: تغییرات خطای شبکه نسبت به تعداد نرون‌های لایه پنهان شبکه عصبی چند لایه پرسپترون در شبکه با توابع انتقال Logsig-Tansig

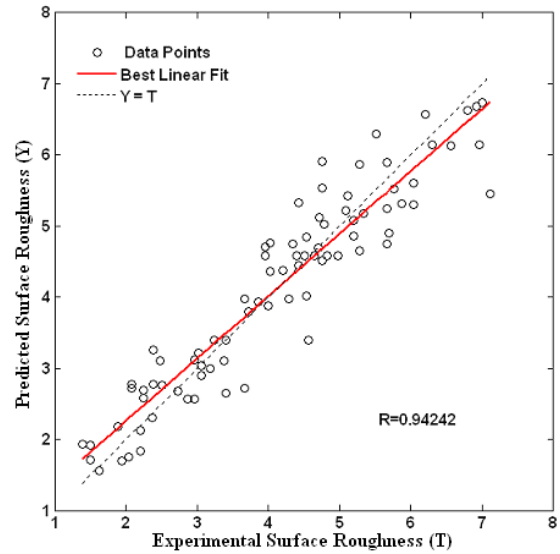


شکل ۱۴: تغییرات خطای شبکه نسبت به تعداد نرون‌های لایه پنهان شبکه عصبی چند لایه پرسپترون در شبکه با توابع انتقال Logsig-Purelin

جدول ۵: پیش‌بینی زبری سطح توسط شبکه پرسپترون

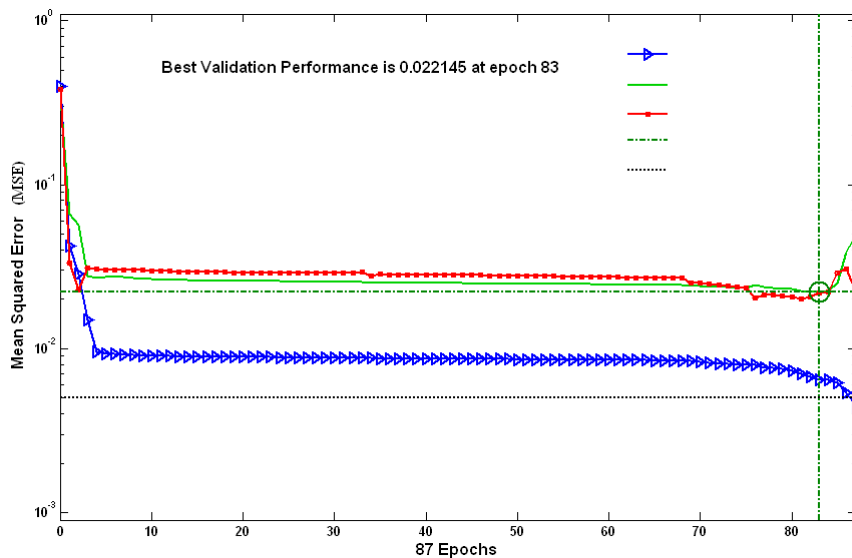
ردیف	تجربی	پیش‌بینی	مقدار خطا
۱	۲/۰۸	۲/۰۷۱۵۳	-۰/۰۰۸۴۷
۲	۴/۰۲	۳/۹۷۸۶۷	-۰/۰۴۱۳۳
۳	۶/۰۴	۶/۰۱۱۷۹	-۰/۰۲۸۲۱
۴	۵/۶۶	۵/۷۱۷۰۲	۰/۰۵۷۰۲
۵	۳/۶۶	۳/۶۳۳۳۹	-۰/۰۲۶۶۱
۶	۲/۳۸	۲/۴۷۷۵۴	۰/۰۹۷۵۴
۷	۳/۰۲	۳/۰۰۹۵۵	-۰/۰۱۰۴۵
۸	۵/۱۲	۵/۰۴۶۰۵	-۰/۰۷۳۹۵
۹	۶/۳	۶/۲۶۶۷۵	-۰/۰۳۳۲۵
۱۰	۴/۶۵	۴/۷۱۷۱۹	۰/۰۶۷۱۹
۱۱	۳/۶۶	۳/۷۰۴۰۳	۰/۰۴۴۰۳
۱۲	۱/۵	۱/۵۲۴۴۵	۰/۰۲۴۴۵
۱۳	۱/۹۴	۱/۸۵۴۵۷	-۰/۰۸۵۴۳
۱۴	۵/۶۶	۵/۶۵۵۷۵	-۰/۰۰۴۲۵
۱۵	۶/۹۲	۶/۸۴۵۲۷	-۰/۰۷۴۷۳

میانگین خطای حاصل از سه مجموعه داده‌های آموزش، معتبرسازی و آزمایش نسبت به روند آموزشی (تعداد تکرارها) در شکل ۱۶ نشان داده شده است. از آنجا که تغییرات خطای مجموعه داده‌های آزمایش و معتبرسازی مشابه همدیگر هستند، بنابراین نتیجه مطلوب بوده و بیش برآزش اتفاق نیافتاده است.

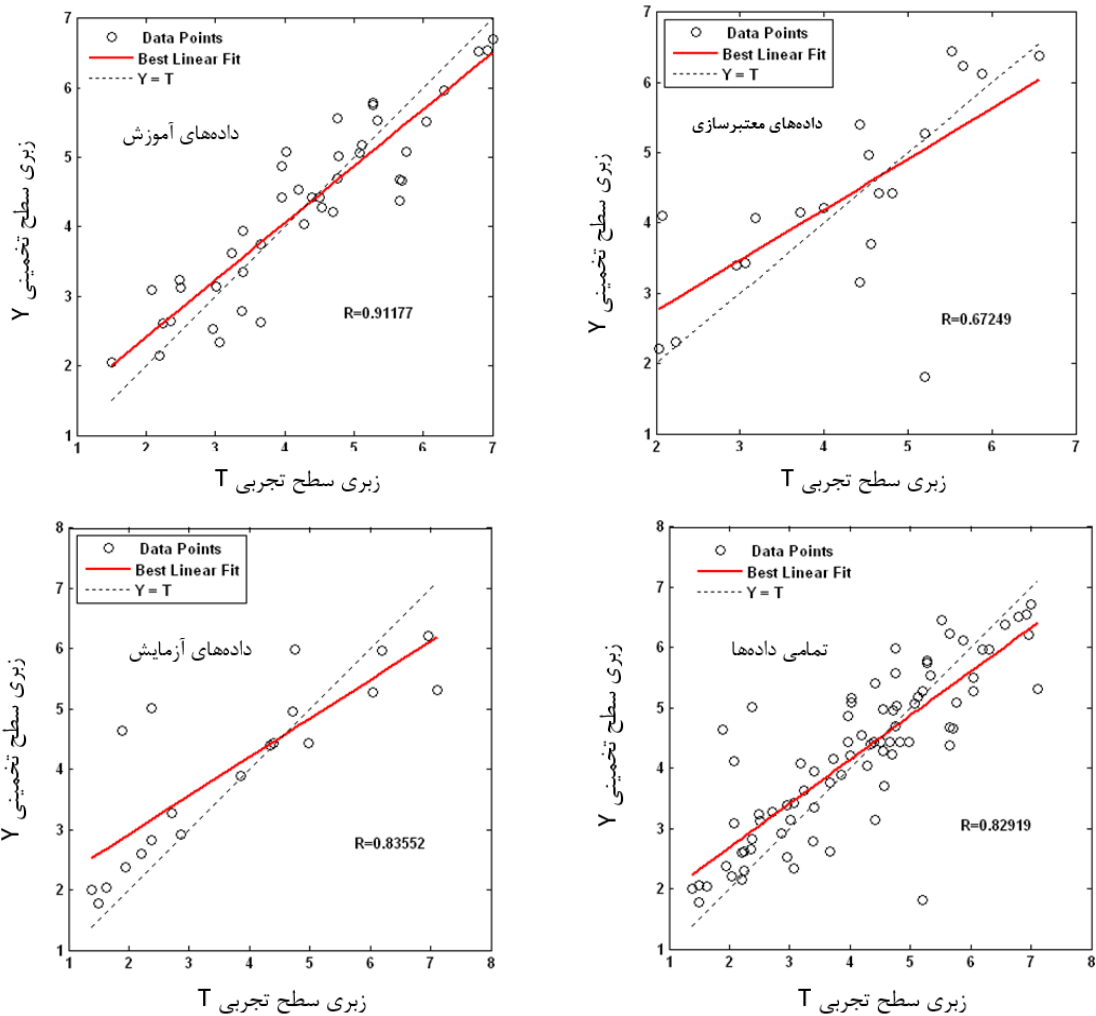


شکل ۱۵: تحلیل رگرسیون خروجی تجربی نسبت به خروجی تخمینی توسط شبکه عصبی چند لایه پرسپترون (R ضریب همبستگی است)

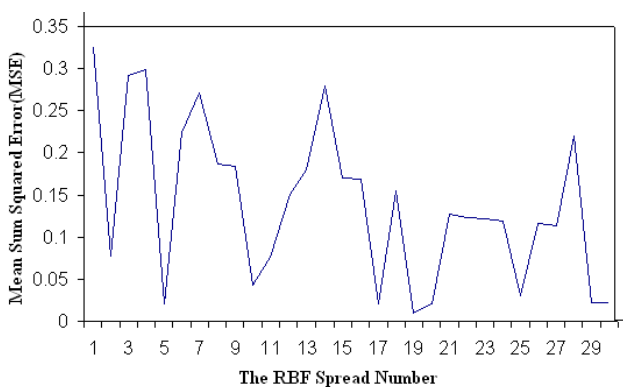
ضریب همبستگی در شکل ۱۵، ۰/۹۴۲ است. این ضریب همبستگی نشان‌دهنده همبستگی مناسب بین داده‌های تجربی و داده‌های حاصل از آزمایش در شبکه عصبی چند لایه پرسپترون است. در مرحله دوم، آموزش تمامی داده‌ها در سه زیر مجموعه داده‌های آموزش، معتبرسازی و آزمایش انجام شده است. این آموزش بر مبنای توابع انتقال بهینه بدست آمده از مرحله قبل (Logsig, Tansig) و همچنین با تعداد نرون‌های ۲۸ در لایه میانی، صورت گرفته است. جدول ۵ نتایج زبری سطح بدست آمده از شبکه عصبی چند لایه پرسپترون را نشان می‌دهد.



شکل ۱۶: میانگین خطای حاصل از سه مجموعه داده‌های آموزش، معتبرسازی و آزمایش نسبت به تعداد تکرارها در شبکه عصبی چند لایه پرسپترون



شکل ۱۷: تحلیل رگرسیون خروجی تجربی نسبت به خروجی تولید شده توسط شبکه عصبی چند لایه پرسپترون برای سه مجموعه داده‌های آموزش، معتبرسازی، آزمایش و مجموع تمامی داده‌ها



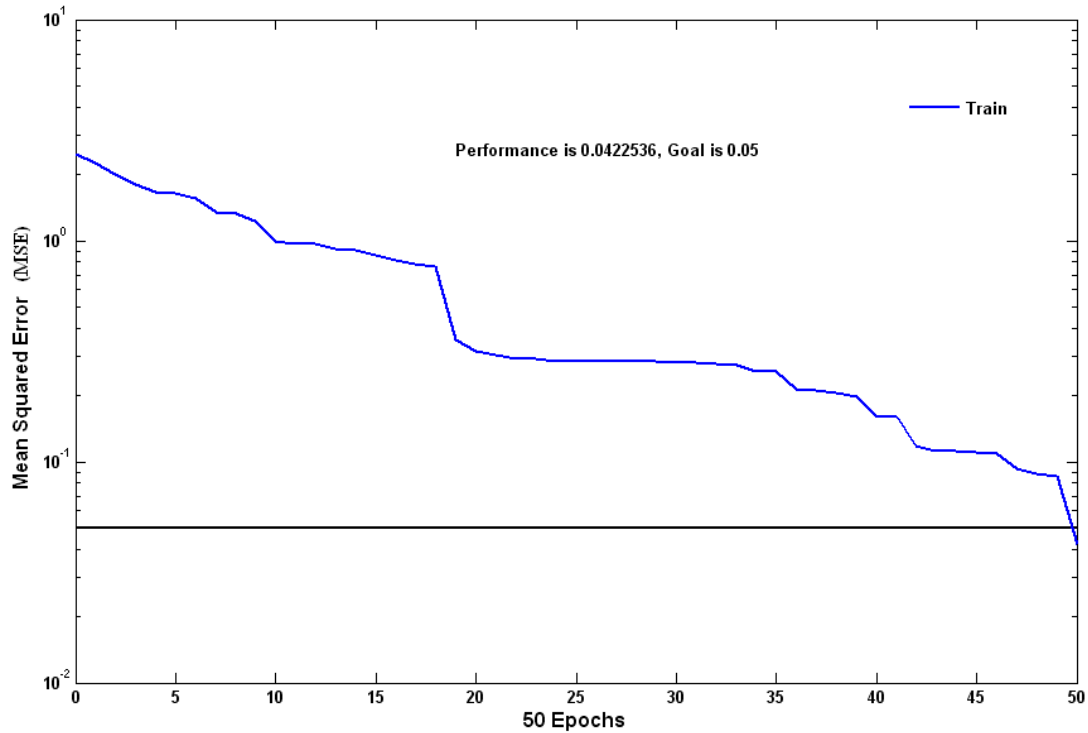
شکل ۱۸: تغییرات خطای شبکه عصبی با تابع پایه شعاعی نسبت به روند آموزش شبکه

پس از آموزش در محدوده پراکندگی بین ۱ تا ۳۰، کم‌ترین خطا برای عامل پراکندگی ۱۹ حاصل شد. هم‌چنین شکل ۱۹ میزان کاهش خطای شبکه را نسبت به روند آموزشی نشان می‌دهد. با توجه به نتایج شکل ۱۹، پس از اضافه شدن ۵۰ نرون به لایه پنهان، آموزش شبکه به پایان رسیده است. شکل ۲۰ نمودار رگرسیون خطی بین خروجی‌های واقعی و

بیش برآزش یکی از مشکلات موجود در آموزش شبکه‌های عصبی به حساب می‌آید. بیش برآزش زمانی اتفاق می‌افتد که پس از آموزش شبکه، خطا بر روی مجموعه داده‌های آموزش به حداقل مقدار خود می‌رسد، ولی با ارائه داده‌های جدید به شبکه به عنوان ورودی، خطا افزایش می‌یابد. در واقع شبکه بر روی داده‌های آموزشی احاطه کامل می‌یابد، اما نمی‌تواند در قبال داده‌های جدید عکس‌العمل مناسبی از خود نشان دهد و می‌توان گفت که شبکه عمومیت کافی پیدا نکرده است. پس از خارج کردن داده‌ها از حالت متعادل، تحلیل رگرسیون خطی بین خروجی‌ها و هدف‌ها مورد بررسی قرار گرفت. نتایج حاصل از تحلیل رگرسیون در شکل ۱۷ مشاهده می‌شود. مقادیر ضریب همبستگی برای مجموعه داده‌های آموزش ۰/۹۱۱، مجموعه داده‌های آزمایش ۰/۸۳۵ و مجموعه داده‌های معتبرسازی ۰/۶۷۲ و برای کل داده‌ها ۰/۸۲۹ بدست آمد.

۱۲- نتایج حاصل از آموزش شبکه با تابع پایه شعاعی

در آموزش شبکه با تابع پایه شعاعی، برای بدست آوردن ضریب پراکندگی بهینه، از تمام داده‌ها جهت آموزش شبکه استفاده شده است. شکل ۱۸ نمودار تغییرات خطای شبکه نسبت به تغییرات ضریب پراکندگی را نشان می‌دهد.

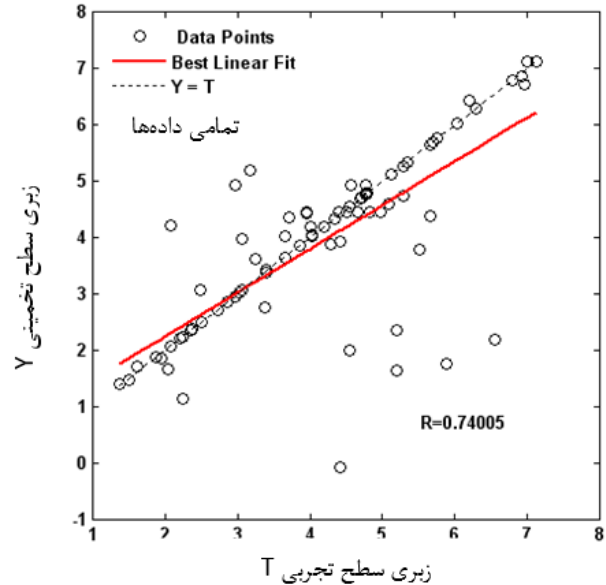
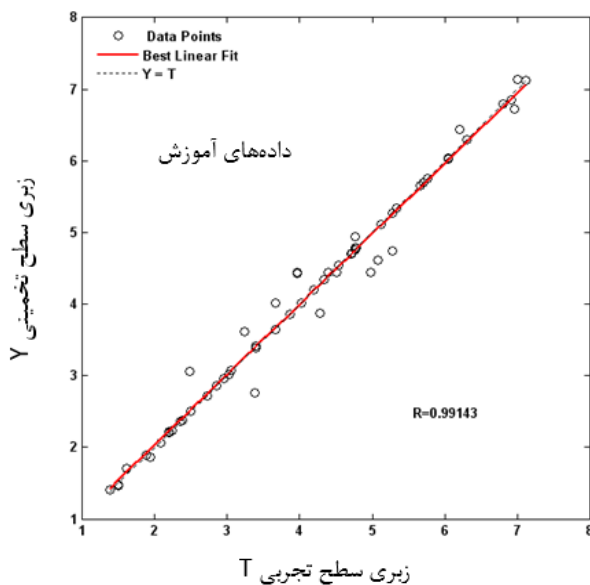


شکل ۱۹: تغییرات خطای شبکه عصبی با تابع پایه شعاعی نسبت به روند آموزش شبکه

۰/۹۹۱ در شکل ۲۱، خطا بر روی مجموعه داده‌های آموزش به حداقل مقدار خود رسیده است.

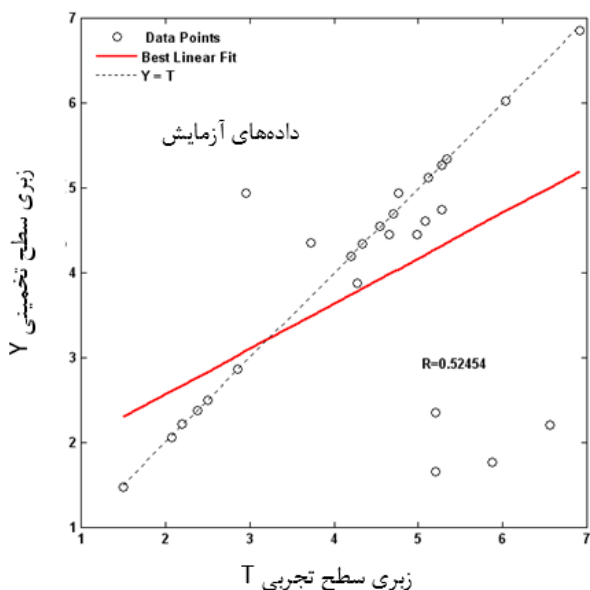
شکل ۲۲ نمودار رگرسیون خطی بین خروجی‌های واقعی و خروجی‌های شبکه را برای مجموعه داده‌های آزمایش نشان می‌دهد. مقدار ضریب همبستگی بسیار پایین و برابر ۰/۵۲۴ است و همچنین داده‌ها نسبت به

خروجی‌های شبکه را برای تمامی داده‌ها نشان می‌دهد. با توجه به نمودار رگرسیون شکل ۲۰ و مقدار ضریب همبستگی ۰/۷۴۰، این احتمال وجود دارد که خروجی‌های شبکه به خوبی مدل شده باشند. شکل ۲۱ نمودار رگرسیون خطی بین خروجی‌های واقعی و خروجی‌های شبکه را برای مجموعه داده‌های آموزش نشان می‌دهد. با توجه به ضریب همبستگی



شکل ۲۱: نمودار رگرسیون خطی بین خروجی‌های واقعی و خروجی‌های شبکه عصبی با تابع پایه شعاعی برای داده‌های آموزش

شکل ۲۰: نمودار رگرسیون خطی بین خروجی‌های واقعی و خروجی‌های شبکه عصبی با تابع پایه شعاعی برای تمامی داده‌ها



شکل ۲۲: نمودار رگرسیون خطی بین خروجی‌های واقعی و خروجی‌های شبکه عصبی با تابع پایه شعاعی برای داده‌های آزمایش

نیست.

۱۳- بحث

با توجه به نتایج حاصل از دو شبکه ایجاد شده، تعداد نرون‌های شبکه عصبی با تابع پایه شعاعی بسیار بیشتر از تعداد نرون‌های شبکه عصبی چند لایه پرسپترون است. به این علت که در شبکه عصبی چند لایه پرسپترون از توابع Sigmoid به عنوان تابع انتقال استفاده شده است. توابع Sigmoid می‌توانند روی محدوده گسترده‌ای از فضای ورودی عمل

جدول ۷: مقایسه مشخصات دو شبکه عصبی

نوع شبکه		مشخصات شبکه
تابع پایه شعاعی	چند لایه پرسپترون	
۴	۴	تعداد ورودی‌ها
۱	۱	تعداد خروجی‌ها
۵۰	۲۸	تعداد نرون‌های لایه پنهان
۱	۱	تعداد نرون‌های لایه خروجی
Gaussian	Log-sigmoid	تابع انتقال لایه پنهانی
Linear	Tan-sigmoid	تابع انتقال لایه خروجی

جدول ۸: نتایج تحلیل رگرسیون برای شبکه‌های عصبی

خروجی شبکه			
تمامی داده‌ها		داده‌های آزمایش	
MLP	RBF	MLP	RBF
۰/۸۲۹	۰/۷۴۰	۰/۸۳۵	۰/۵۲۴

جدول ۶: نتایج پیش‌بینی زبری سطح توسط شبکه با تابع پایه شعاعی

ردیف	تجربی	پیش‌بینی	مقدار خطا
۱	۲/۲	۲/۲۱۸۷	-۰/۱۸۷
۲	۴/۷۶	۴/۹۴۰۳	-۰/۱۸۰۳
۳	۴/۵۴	۴/۵۴۷۷	-۰/۰۰۷۷
۴	۵/۲	۱/۶۴۸۹	-۳/۵۵۱۱
۵	۵/۲۸	۴/۷۴۰۰	-۰/۵۴۰۰
۶	۲/۳۸	۲/۳۸۰۰	-۰/۰۰۰۰
۷	۵/۳۴	۵/۳۴۰۰	-۰/۰۰۰۰
۸	۲/۹۶	۴/۹۴۳۸	-۱/۹۸۳۸
۹	۴/۷	۴/۷۰۰۰	-۰/۰۰۰۰
۱۰	۴/۳۴	۴/۳۴۰۰	-۰/۰۰۰۰
۱۱	۵/۱۲	۵/۱۲۰۰	-۰/۰۰۰۰
۱۲	۳/۷۲	۴/۳۵۱۰	-۰/۶۳۱۰
۱۳	۵/۰۸	۴/۶۰۷۳	-۰/۴۷۲۷
۱۴	۴/۹۸	۴/۴۴۸۰	-۰/۵۳۲۰
۱۵	۲/۵	۲/۵۰۰۰	-۰/۰۰۰۰
۱۶	۴/۶۵	۴/۴۴۸۰	-۰/۲۰۲۰
۱۷	۴/۲	۴/۲۰۰۰	-۰/۰۰۰۰
۱۸	۲/۳۸	۲/۳۸۰۰	-۰/۰۰۰۰
۱۹	۵/۲۸	۵/۲۷۲۴	-۰/۰۰۷۶
۲۰	۵/۲	۲/۳۴۷۴	۲/۸۵۲۶
۲۱	۲/۰۸	۲/۰۶۲۰	-۰/۰۱۸۰
۲۲	۱/۵	۱/۴۶۵۴	-۰/۰۳۴۶
۲۳	۶/۰۴	۶/۰۲۹۲	-۰/۰۱۰۸
۲۴	۶/۵۶	۲/۱۹۸۲	-۴/۳۶۱۹
۲۵	۴/۲۸	۳/۸۷۷۱	-۰/۰۲۹۴
۲۶	۲/۸۶	۲/۸۶۰۰	-۰/۰۰۰۰
۲۷	۶/۹۲	۶/۸۵۵۴	-۰/۰۶۴۶
۲۸	۵/۸۸	۱/۷۶۰۷	-۴/۱۱۹۳

خط انطباق کامل، پراکندگی بسیار زیادی دارند. در نتیجه شواهد حاکی از این است که در شبکه بیش برآزش اتفاق افتاده است. نتایج حاصل از آموزش داده‌های آموزش و آزمایش برای مقادیر تجربی زبری سطح و مقادیر پیش‌بینی شده توسط شبکه در جدول ۶ دیده می‌شود. با توجه به میزان خطای بدست آمده مشاهده می‌شود که شبکه عصبی با تابع پایه شعاعی از دقت کافی برای مدل‌سازی برخوردار

- [4] Teti, R.; "Machining of Composite Materials", CIRP Annals - Manufacturing Technology, Vol. 51: pp 611-634, 2002.
- [5] Bishay, I.K.; Abd-El-Messieh, S.L.; Mansour, S.H.; "Electrical, mechanical and thermal properties of polyvinyl chloride composites filled with aluminum powder", Materials and Design, Vol. 32: pp 62-68, 2011.
- [6] Choi, S.; Kim, J.; "Thermal conductivity of epoxy composites with a binary-particle system of aluminum oxide and aluminum nitride fillers", Composites Part B: Engineering, Vol. 51: pp 140-147, 2013.
- [7] Zhou, W.; Wang, C.; Ai, T.; Wu, K.; Zhao, F.; Gu, H.; "A novel fiber-reinforced polyethylene composite with added silicon nitride particles for enhanced thermal conductivity", Composites Part A: Applied Science and Manufacturing, Vol. 40: pp 830-836, 2009.
- [8] Basavarajappa, S.; Ellangovan, S.; "Dry sliding wear characteristics of glass-epoxy composite filled with silicon carbide and graphite particles", Wear, Vol. 296: pp 491-496, 2012.
- [9] Fu, S.Y.; Feng, X.Q.; Lauke, B.; Mai, Y.W.; "Effects of particle size, particle/matrix interface adhesion and particle loading on mechanical properties of particulate-polymer composites", Composites Part B: Engineering, Vol. 39: pp 933-961, 2008.
- [10] Kim, H.J.; Jung, D.H.; Jung, I.H.; Cifuentes, J.I.; Rhee, K.Y.; Hui, D.; "Enhancement of Mechanical Properties of Aluminium/Epoxy Composites with Silane Functionalization of Aluminium Powder", Composites Part B: Engineering, Vol. 43: pp. 1743-1748, 2012.
- [11] Chung, S.; Im, Y.; Kim, H.; Park, S.; Jeong, H.; "Evaluation for Micro Scale Structures Fabricated Using Epoxy-Aluminum Particle Composite and Its Application", Journal of Materials Processing Technology, Vol. 160: pp 168-173, 2005.
- [12] Goyanes, S.; Rubiolo, G.; Marzocca, A.; Salgueiro, W.; Somoza, A.; Consolati, G. I.; Mondragon, G.; "Yield and internal stresses in aluminum filled epoxy resin. A compression test and positron annihilation analysis", Polymer, Vol. 44: pp 3193-3199, 2003.
- [13] Miko, E.; Nowakowski, L.; "Analysis and Verification of Surface Roughness Constitution Model After Machining Process", Procedia Engineering, Vol. 39: pp 395-404, 2012.
- [14] Benardos, P.G.; Vosniakos, G.C.; "Predicting surface roughness in machining: a review", International Journal of Machine Tools and Manufacture, Vol. 43: pp 833-844, 2003.

نمایند، در حالی که نرون‌های با تابع پایه شعاعی فقط می‌توانند روی فضای محدودی عکس‌العمل نشان دهند و در نتیجه برای گسترش این فضا نیاز به نرون‌های بیشتری دارند. مقایسه مشخصات دو شبکه عصبی چند لایه پرسپترون و شبکه عصبی با تابع پایه شعاعی در جدول ۷ نشان داده شده است. جدول ۸ ضریب همبستگی بین خروجی واقعی و خروجی شبکه را نشان می‌دهد. ضریب همبستگی بین خروجی واقعی و خروجی شبکه عصبی چند لایه پرسپترون انطباق بهتری نسبت به شبکه عصبی با تابع پایه شعاعی نشان می‌دهد (۰/۸۲۹ و ۰/۸۳۵ برای شبکه عصبی چند لایه پرسپترون در مقایسه با ۰/۷۴۰ و ۰/۵۲۴ برای شبکه عصبی با تابع پایه شعاعی). به علت داشتن ضریب همبستگی بالا در شبکه عصبی چند لایه پرسپترون، قابلیت این شبکه برای مدل‌سازی زبری سطح به وضوح مشاهده می‌شود.

۱۴- نتیجه‌گیری

در این پژوهش پس از تهیه ماده مرکب زمینه اپوکسی پر شده با ذرات آلومینیم به روش ماشین‌کاری، از قطعات تهیه شده در شرایط مختلف تراش‌کاری با انواع سرعت‌های برش، کسرهای وزنی پرکننده، عمق‌های برش و نرخ‌های پیشروی براده‌برداری انجام گرفت و سپس زبری سطح قطعات اندازه‌گیری شد. با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی چند لایه پرسپترون و شبکه عصبی مصنوعی با تابع پایه شعاعی، مدل‌هایی برای پیش‌بینی اثر چهار عامل فوق‌بر زبری سطح قطعات از جنس ماده مرکب ایجاد گردید. تحلیل‌های آماری رگرسیون از طریق ضرایب همبستگی نشان داد که شبکه چند لایه پرسپترون نسبت به شبکه عصبی با تابع پایه شعاعی شرایط بهتری برای مدل‌سازی دارد (ضریب همبستگی ۰/۸۲۹ و ۰/۸۳۵ برای شبکه چند لایه پرسپترون در مقایسه با ۰/۷۴۰ و ۰/۵۴۲ برای شبکه عصبی با تابع پایه شعاعی). به علت ضریب همبستگی بالای شبکه عصبی چند لایه پرسپترون نسبت به شبکه عصبی با تابع پایه شعاعی، شبکه عصبی چند لایه پرسپترون برای مدل‌سازی زبری سطح پیشنهاد گردید.

۱۵- مراجع

- [۱] فضل‌ی، محمد؛ رضاعی، سید مهدی؛ زارعی نژاد، محمد؛ "بررسی، آزمایش و بهبود عملکرد عملگر میکرونی در سنگ زنی دقیق بکمک شبکه عصبی"، نشریه علمی پژوهشی امیرکبیر (مهندسی مکانیک)، دوره ۴۵، شماره ۲، صفحه ۸۷-۱۰۴، زمستان ۱۳۹۲.
- [۲] قریشی، مجید؛ عصارزاده، سعید؛ "پیش‌بینی نرخ براده‌برداری و زبری سطح در فرایند ماشین‌کاری تخلیه الکتریکی بر اساس مدل‌های شبکه عصبی"، مهندسی مکانیک مدرس، دوره ۶، شماره ۱، صفحه ۸۷-۱۰۲، شهریور ۱۳۸۵.
- [۳] مهدوی نژاد، رمضانعلی؛ تمیمی، کامران؛ "پیش‌بینی زبری سطح در تراش‌کاری خشک به کمک شبکه‌های فازی-عصبی تطبیقی"، نشریه دانشکده فنی، دوره ۴۳، شماره ۱، صفحه ۱۱۰-۱۰۳، بهار ۱۳۸۸.

- Composites”, *Composite Structures*, Vol. 63: pp 329-338, 2004.
- [24] Zunjarrao, S.C.; Singh, R.P.; “Characterization of the Fracture Behavior of Epoxy Reinforced with Nanometer and Micrometer Sized Aluminum Particles”, *Composites Science and Technology*, Vol. 66: pp 2296-2305, 2006.
- [25] Pendse, D.M.; Joshi, S.S.; “Modeling and Optimization of Machining Process in Discontinuously Reinforced Aluminum Matrix Composites”, *Machining Science and Technology: An International Journal*, Vol. 8: pp 85–102, 2004.
- [26] Basheer, A.C.; Dabade, U.A.; Joshi, S.S.; Bhanuprasad, V.V.; Gadre, V.M.; “Modeling of Surface Roughness in Precision Machining of Metal Matrix Composites Using ANN”, *Journal of Materials Processing Technology*, Vol. 197: pp 439-444, 2008.
- [27] An, S.-O.; Lee, E.-S.; Noh, S.-L.; “A Study on the Cutting Characteristics of Glass Fiber Reinforced Plastics with Respect to Tool Materials and Geometries”, Vol. 68: pp 60-67, 1997.
- [28] Carr, J.W.; Feger, C.; “Ultraprecision Machining of Polymers”, *Precision Engineering*. Vol. 15: pp 221–237, 1993.
- [29] Hagan, M.T.; Demuth, H.B.; Beale, M.H.; “*Neural Network Design*”, PWS Publishing, Boston, 1996.
- [30] The Math Works Inc., Product, *Neural Network Toolbox Version 7.6 MATLAB® 7.6 Release 14 Service Pack 3*, 2008.
- [15] Dandekar, C.R.; Shin, Y.C.; “Modeling of machining of composite materials: A review”, *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, Vol. 57: pp 102-121, 2012.
- [16] Raj, K.H.; Sharma, R.S.; Srivastava, S.; Patvardhan, C.; “Modeling of manufacturing processes with ANNs for intelligent manufacturing”, *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, Vol. 40: pp 851-868, 2000.
- [17] Gururaja, S.; Ramulu, M.; Pedersen, W.; “Machining of MMCs a Review”, *Machining Science and Technology*, Vol. 17: pp 41–73, 2013.
- [18] Zhang, Z.; Friedrich, K.; “Artificial neural networks applied to polymer composites: a review”, *Composites Science and Technology*, Vol. 63: pp 2029-2044, 2003.
- [19] <http://www.pmpcompany.ir>.
- [20] DIN EN ISO 4287:2010-07, *Geometrical Product Specifications (GPS) - Surface texture: Profile method - Terms, definitions and surface texture parameters (ISO 4287:1997)*.
- [21] Sheikh-Ahmad, G.Y.; “*Machining of Polymer Composites*”, Springer Science, New York, USA, 2009.
- [22] Xiao, K.Q.; Zhang, L.C.; “The Role of Viscous Deformation in the Machining of Polymers”. *International Journal of Mechanical Sciences*, Vol. 44: pp 2317–2336, 2002.
- [23] El-Sonbaty, I.; Khashaba, U.A.; Machaly, T.; “Factors Affecting the Machinability of GFR/Epoxy