

پیش‌بینی مشخصات ساختاری و خواص مغناطیسی پودرهای نانوساختار آهن-نیکل با استفاده از شبکه‌ی عصبی مصنوعی

غلامرضا آقایی^۱، محمدرضا ایزدپناه^{۱*} و مهدی افتخاری^۲

۱. بخش مهندسی مواد، دانشگاه شهید باهنر کرمان

۲. بخش مهندسی کامپیوتر، دانشگاه شهید باهنر کرمان

(دریافت مقاله: ۱۳۸۹/۱۱/۲۳ - دریافت نسخه نهایی: ۱۳۹۱/۱۱/۲۸)

چکیده -

()

واژگان کلیدی :

Prediction of structural characteristics and magnetic properties of nanostructured Fe-Ni powders by artificial neural network

Gh.R. Aghaei¹, M.R. Izadpanah¹ and M. Eftekhari²

1. Department of Materials Engineering, Shahid Bahonar University of Kerman

2. Department of Computer Engineering, Shahid Bahonar University of Kerman

Abstract: Mechanical alloying technique is used for production of nanostructured soft magnetic alloys. In this work the back propagation (BP) artificial neural adopted to model the effect of various mechanical alloying parameters i.e. milling time and chemical composition, on the properties of Fe-Ni powders. Lattice parameter, grain size, lattice strain, coersivity and saturation

* : مسئول مکاتبات، پست الکترونیکی: mizadpanah@yahoo.com

intrinsic flux density are considered as the output of five BP neural networks. The results obtained show the efficiency of designed networks for the prediction of the properties of Fe-Ni powders.

Keywords: Mechanical Alloying, Artificial Neural Network, Coersivity, Saturation Intrinsic Flux Density

۱- مقدمه

از نتایج تجربی به دست آمده از تحقیق کوهکن و همکاران [۱۵] است. از بین پارامترهایی که بر فرایند آلیاژسازی مکانیکی تأثیر گذارند زمان آسیا کاری و ترکیب شیمیایی به عنوان پارامترهای اصلی در این تحقیق مورد بررسی قرار گرفته‌اند و مابقی پارامترها ثابت در نظر گرفته شده است. بر اساس این تحقیق پودر آهن با خلوص ۹۸٪ با اندازه‌ی متوسط ذرات $150\mu\text{m}$ و پودر نیکل با خلوص $99/5\%$ با اندازه‌ی متوسط ذرات $10\mu\text{m}$ مورد استفاده قرار گرفتند. آسیا کاری در یک آسیا گلوله‌ای انرژی بالا با سرعت 500 rpm انجام شد. قطر گلوله‌های فولادی ۲۳ و ۱۲ میلیمتر و وزن کلی پودرها ۲۰ گرم و نسبت وزنی گلوله به پودر نیز ۱:۲۰ بود.

پودر آهن- نیکل با افزودن مداوم $3\text{ wt}\%$ رزین اپوکسی محلول در حلال استون در یک آسیای گلوله‌ای در زمان‌های مختلف مخلوط شدند. بعد از بخار شدن حلال یک پودر پوشش داده شده به دست آمد. بعد از خشک شدن، پودر در قالب‌های استوانه‌ای با قطر 12 mm فشرده شد و سپس در فشار 800 MPa تحت پرس سرد قرار گرفت.

مورفولوژی نمونه‌ها با استفاده از میکروسکوپ الکترونی روبشی (SEM) (Cam Scan MV 2300) مشخص شد. آزمایشات تفرق اشعه X (XRD) توسط تابش $\text{CuK}\alpha$ (Philips XPert High Score) انجام شد. از پردازشگر منحنی B - H (Magnet Physics C-330) برای اندازه‌گیری خواص مغناطیسی استفاده شد. اندازه‌گیری‌های XRD و SEM بر روی پودرها انجام شد اما اندازه‌گیری‌های خواص مغناطیسی بر روی نمونه‌های استوانه‌ای انجام شد.

پارامتر شبکه کریستالی توسط قانون براگ^۷ محاسبه شد.

مواد پیشرفته در مهندسی، سال ۳۲، شماره ۲، پاییز ۱۳۹۲

آلیاژسازی مکانیکی یک روش قدرتمند برای تولید پودرهای نانو ساختار است. [۱-۳]. این روش شامل شکسته شدن ذرات به صورت مداوم و دوباره جوش خوردن آنهاست، که منجر به کاهش اندازه دانه و تغییر شکل ذرات می‌شود [۴]. تکنیک آلیاژسازی مکانیکی به صورت گسترده برای تولید آلیاژهای مغناطیسی نرم نانو ساختار^۱ که یک گروه جدید از مواد مهندسی با ویژگی‌های ارتقا یافته‌اند استفاده می‌شود [۵ و ۶]. در بین آلیاژهای مغناطیسی نرم نانو ساختار پایه آهن، آلیاژ مغناطیسی نرم نانو ساختار آهن- نیکل از پتانسیلی قوی برای کاربردهایی نظیر دستگاه‌های اندازه‌گیری الکترونیکی/مغناطیسی^۲، ذخیره سازی اطلاعات^۳، آهنرباهای مبدل^۴ و هسته‌های مغناطیسی^۵ برخوردار است [۷-۱۰].

بسیاری از پارامترها شامل ترکیب شیمیایی، نسبت وزنی گلوله به پودر، سرعت آسیا کاری و زمان آسیا کاری می‌توانند بر روی ریزساختار و خواص مغناطیسی نرم پودرهای آهن- نیکل به دست آمده از آلیاژسازی مکانیکی تأثیر بگذارند [۷]. بنابراین بهینه سازی شرایط آسیا کاری و ترکیب شیمیایی برای به دست آوردن آلیاژ آهن- نیکل با خواص مورد نظر می‌تواند پرهزینه و وقت گیر باشد. از این رو رویکرد مهندسی بر این است تا پارامترهای آسیا کاری و ترکیب شیمیایی را با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی^۶ بهینه‌سازی کند [۱۱-۱۴].

در این تحقیق از شبکه عصبی مصنوعی برای پیش بینی خواص مورد نظر پودرهای آهن- نیکل بر اساس شرایط آسیا کاری و ترکیب شیمیایی استفاده شده است.

۲- شرایط آزمایشگاهی

داده‌های مورد استفاده برای آموزش و آزمون شبکه عصبی

ویلیامسون - هال مربوط به نمونه مذکور در شکل (۲) آورده شده است. با توجه به محاسبات انجام شده اندازه دانه آهن معادل ۴۶ نانومتر و اندازه کرنش شبکه معادل ۰/۹۵ درصد تعیین شد. همچنین برای تعیین فاصله بین صفحات از رابطه براگ استفاده شده است [۱۶]:

$$\theta = 2d \sin \lambda \quad (۲)$$

که در آن d فاصله بین صفحات است. با جایگذاری θ معدل ۴۵/۳ درجه مربوط به پیک صفحات (۱۱۱) مقدار d معادل ۰/۱۰۸ نانومتر محاسبه می شود. در نهایت با جایگذاری مقدار d در رابطه (۳) مقدار پارامتر شبکه محاسبه می شود.

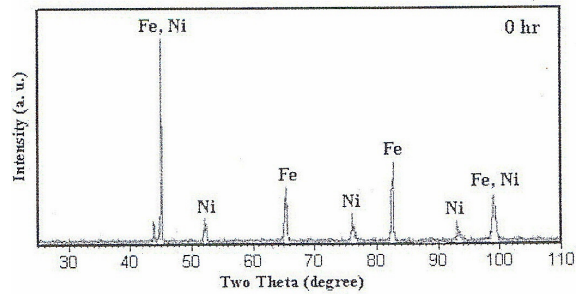
$$d = \frac{a}{\sqrt{h^2 + k^2 + l^2}} \quad (۳)$$

با جایگذاری مقدار d در رابطه فوق مقدار ثابت شبکه معادل ۰/۱۸۷ نانومتر محاسبه می شود.

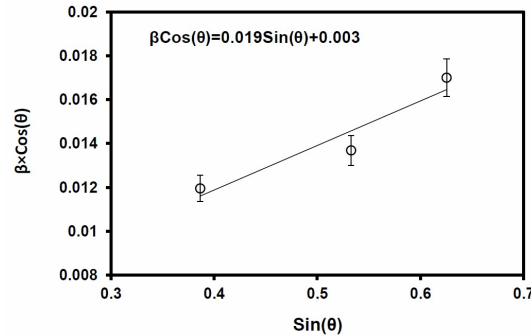
۳- شبکه عصبی مصنوعی

شبکه عصبی مصنوعی یک سامانه پردازشی داده هاست. ایده این شبکه از ساختار مغز انسان گرفته شده است. این شبکه پردازش داده ها را بر عهده پردازنده های کوچک و بسیار زیادی به نام نرون قرار داده که به صورت شبکه ای به هم پیوسته و موازی با یکدیگر رفتار می کنند تا یک مسئله را حل کند. در این شبکه ها به کمک دانش برنامه نویسی ساختاری از نرون ها طراحی می شود که اثر هر نرون با توجه به وزن آن نرون مشخص می شود. با اعمال الگوریتم آموزشی به شبکه، شبکه با تغییر دادن نرون ها و بایاس ها سعی در نزدیک کردن خروجی شبکه ی عصبی با خروجی مورد نظر دارد. کاربردهای مختلفی برای شبکه ی عصبی مصنوعی در تحلیل داده ها، تشخیص الگوها^۱ و کنترل تطبیقی^{۱۱} و ... وجود دارد [۱۷].

شبکه های عصبی مصنوعی زیادی برای شبیه سازی فرایندها پیشنهاد شده اند. متداول ترین مدل های مورد استفاده برای شبیه سازی، شبکه های عصبی پیش خور^{۱۲} مانند شبکه های پرسپترون چند لایه^{۱۳} و تابع پایه شعاعی^{۱۴} هستند [۱۸]. در این مقاله از شبکه پرسپترون چند لایه برای



شکل ۱- الگوی XRD نمونه Fe-10%Ni بعد از ۳ ساعت آسیاب کاری.

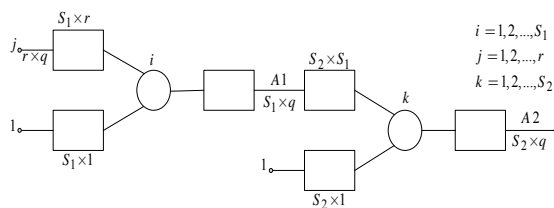


شکل ۲- نمودار ویلیامسون هال مربوط به نمونه Fe-10%Ni بعد از ۳ ساعت آسیاب کاری.

اندازه دانه ها و کرنش شبکه نیز توسط روش ویلیامسون- هال^۱ تعیین شد. روش ویلیامسون- هال با رابطه (۱) بیان می شود:

$$B_s \cos \theta = 2\varepsilon \sin \theta + K\lambda / D \quad (۱)$$

که در آن B_s پهنای پیک در نصف ماکزیمم پهنای پیک های XRD، K ثابت شرر، D اندازه دانه، λ طول موج اشعه X معادل ۰/۱۵۴ نانومتر و θ زاویه ای که در آن پراش اتفاق افتاده است. برای محاسبه مقادیر θ و B مربوط به پیک XRD از نرم افزار XPert HighScore استفاده شد. در این روش اطلاعات مربوط به حداقل سه پیک با حداکثر شدت برای یک جز مثلا آهن از روی پیک XRD محاسبه شد. در شکل (۱) الگوی XRD مربوط به نمونه Fe-10%Ni بعد از ۳ ساعت آسیاب کاری نشان داده شده است. علاوه بر این نمودار



شکل ۳- ساختار یک شبکه‌ی عصبی پس انتشار [۱۸]

جدول ۱- پارامترهای مربوط به آلیاژسازی مکانیکی، مشخصات ساختاری و خواص مغناطیسی پودر

نوع پارامتر	نماد	پارامترهای فرایند
ورودی	t	زمان آسیاب کاری
ورودی	CC	ترکیب شیمیایی
ثابت	V	سرعت آسیاب کاری
ثابت	R _{BP}	نسبت وزنی گلوله به پودر
ثابت	d	قطر گلوله
خروجی	a	پارامتر شبکه کریستالی
خروجی	D	اندازه دانه
خروجی	ε	کرنش شبکه کریستالی
خروجی	H _C	نیروی مغناطیس زدا
خروجی	J _S	چگالی شار ذاتی اشباع

شد تا آنها را به شکل مناسب برای استفاده در شبکه عصبی تبدیل کند.

$$X' = \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (4)$$

که X_{\min} ، X_{\max} به ترتیب مقادیر ماکزیمم و مینیمم متغیر X هستند. با این عمل داده‌ها بین صفر و یک نرمال سازی می‌شوند. محدوده‌ی مقادیر ورودی و خروجی شبکه در جدول (۲) نشان داده شده است.

۳-۲- ساختار شبکه عصبی

در تحقیق موجود از شبکه پس انتشار^{۱۶} استفاده شده است. شکل (۱) ساختار یک شبکه پس انتشار را نشان می‌دهد. این ساختار شامل یک لایه ورودی، یک لایه مخفی و یک لایه

شبیه سازی استفاده شده است شکل (۳). در ادامه روند طراحی شبکه عصبی توضیح داده می‌شود.

۳-۱- جمع آوری داده‌های تجربی و پیش پردازش

داده‌های آموزشی و آزمون در جریان شبیه سازی از طریق نتایج آزمایشگاهی ذکر شده قبلی حاصل شده است. متغیرهای آسیاب کاری شامل زمان آسیاب کاری و ترکیب شیمیایی به عنوان پارامترهای ورودی انتخاب شده و ۵ خروجی با نام‌های پارامتر شبکه کریستالی، اندازه دانه، کرنش شبکه کریستالی، نیروی مغناطیس زدا و چگالی شار ذاتی اشباع و برای هر کدام یک شبکه عصبی در نظر گرفته شد. تمامی پارامترها در جدول (۱) نشان داده شده است.

نرمال سازی خطی^{۱۵} به صورت زیر بر روی داده‌ها انجام

جدول ۲- محدوده مقادیر عددی ورودی و خروجی شبکه عصبی

متغیر	ماکزیمم	مینیمم	میانگین	انحراف معیار
CC (wt% Ni)	۲۰	۱۰	۱۵	۵
t (s)	۱۱۰	۵۰	۶۰	۳۶/۰۵
a (nm)	۰/۲۸۷۰	۰/۲۸۶۵	۰/۲۸۶۸	۱/۱۸×۱۰-۴
D (nm)	۱۳۳/۸۷۵	۵۵/۴۲۰	۸۱/۸۷۵	۲۵/۱۹۴
ε (%)	۰/۱۷۸	۰/۹۷	۰/۵۷۶	۰/۱۶۳
HC(Oe)	۱۹۷/۲۵	۶۲/۵۷	۱۴۳/۲	۴۱/۲
JS(KG)	۴/۱۶	۱/۷۱	۳/۳۶۳	۰/۷۶۳

خروجی است. در این ساختار لایه‌ها مقادیر ورودی را فقط به نرون‌های لایه بعد انتقال می‌دهند. ثابت شده است که شبکه پس انتشار با فقط یک لایه مخفی از نرون‌ها و نوع خاصی از توابع انتقال (توابع سیگموئید)^{۱۷} می‌تواند هر تابعی را به طور نسبتاً خوب تقریب بزند، مشروط بر این که تعداد نرون مخفی به اندازه کافی وجود داشته باشد [۱۹].

رابطه بین ورودی و خروجی هر نرون لایه مخفی می‌تواند به صورت زیر نوشته شود.

رابطه بین ورودی و خروجی هر نرون لایه مخفی می‌تواند به صورت زیر نوشته شود.

$$a_k = f \left(\sum_{i=1}^Y w_{ki} P_i + b_k \right) \quad (5)$$

که P_i خروجی نرون i ام لایه قبلی، w_{ki} وزن ارتباطی بین نرون i ام و نرون k ام و b_k بایاس نرون مربوطه است. f تابعی است که می‌تواند خطی نباشد مانند Log-Sigmoid (۶) یا tan-Sigmoid (۷)

$$f(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}} \quad (6)$$

$$f(z) = \frac{e^z - e^{-z}}{e^z + e^{-z}} \quad (7)$$

۳-۳- آموزش و آزمون شبکه

به منظور تعیین رابطه بین داده‌های ورودی و خروجی، شبکه باید آموزش ببیند. در حین آموزش شبکه وزن‌ها و بایاس‌ها به طور مکرر تنظیم می‌شوند تا خطای کلی شبکه تا یک سطح رضایت بخش کم شود و یا اینکه تعداد تکرار به

حداکثر تعداد تکرار آموزشی برسد. بعد از آموزش شبکه یک سری از داده‌های جدید به ورودی شبکه‌ی عصبی اعمال می‌شود تا قابلیت شبکه برای پیش بینی خروجی مورد نظر بررسی شود. در این مرحله توانایی شبکه‌ی عصبی برای اطلاعات جدید آزمایش می‌شود.

الگوریتم متعارف مورد استفاده در مرحله آموزش شبکه پس انتشار بر اساس گرادینان حداقل میانگین مربعات خطاست^{۱۸}. ثابت شده است که سرعت آموزش الگوریتم پس انتشار خطا به علت وابسته بودن به مفهوم مشتق بسیار بالا می‌باشد [۱۹-۲۰].

به طور کلی می‌توان گفت که در طراحی مدل‌ها، هر چه مدل از نظر ساختاری و تعداد پارامترها ساده تر باشد بهتر است [۲۱]. با در نظر گرفتن این اصل و با توجه به اینکه کل داده‌های به کار برده شده برای آموزش شبکه‌های عصبی ۳۶ نمونه است برای تعیین ساختار بهینه شبکه عصبی (تعداد نرون‌ها در لایه مخفی) از روش سعی و خطا استفاده شد. به عبارت دیگر از یک نرون در لایه مخفی (ساده ترین مدل) شروع شد و به تدریج تعداد نرون‌ها افزایش یافتند (تا حداکثر ۱۰ نرون) و جایی که کمترین مقدار خطا روی داده‌ها مشاهده شد به عنوان تعداد نرون‌های مطلوب در نظر گرفته شد. همان طور که گفته شد برای پیش بینی ۵ خروجی مختلف، ۵ شبکه عصبی طراحی شد که مشخصات آن‌ها در جدول (۳) داده شده است.

جدول ۳- مشخصات شبکه‌های عصبی پس انتشار طراحی شده

شماره شبکه	شبکه ۵	شبکه ۴	شبکه ۳	شبکه ۲	شبکه ۱	پارامترهای شبکه
ورودی‌ها	زمان آسیاب‌کاری ترکیب شیمیایی	زمان آسیاب‌کاری ترکیب شیمیایی	زمان آسیاب‌کاری ترکیب شیمیایی	زمان آسیاب‌کاری ترکیب شیمیایی	زمان آسیاب‌کاری ترکیب شیمیایی	
خروجی	چگالی شار ذاتی اشباع	نیروی مغناطیس زدا	کرنش شبکه کریستالی	اندازه دانه	پارامتر شبکه کریستالی	
تعداد نرونها در لایه مخفی	۳	۴	۴	۵	۳	

جدول ۴- مقدار میانگین خطاهای محاسبه شده حاصل از ده بار اجرای تصادفی روش بررسی صحت مقاطع ۶ گانه

نوع شبکه	انحراف معیار \pm خطای آموزش	انحراف معیار \pm خطای آزمون	تعداد مراحل آموزش
شبکه ۱	$8/67 \times 10^{-4} \pm 1/44 \times 10^{-5}$	$1/37 \times 10^{-4} \pm 8/13 \times 10^{-5}$	۶۰
شبکه ۲	$1/57 \times 10^{-4} \pm 4/98 \times 10^{-5}$	$2/68 \times 10^{-5} \pm 8/03 \times 10^{-6}$	۶۰
شبکه ۳	$5/18 \times 10^{-5} \pm 1/61 \times 10^{-6}$	$6/63 \times 10^{-5} \pm 1/69 \times 10^{-6}$	۶۰
شبکه ۴	$2/51 \times 10^{-4} \pm 1/09 \times 10^{-5}$	$3/13 \times 10^{-3} \pm 1/06 \times 10^{-4}$	۶۰
شبکه ۵	$1/93 \times 10^{-5} \pm 2/13 \times 10^{-6}$	$3/35 \times 10^{-4} \pm 4/58 \times 10^{-5}$	۶۰

۴- نتایج و بحث

برای مجموعه داده‌های آزمون، مقادیر پیش بینی شده توسط شبکه عصبی محاسبه و سپس با مقادیر واقعی مقایسه شد. متوسط میانگین مربعات خطا و انحراف معیار هر شبکه محاسبه شد که مقادیر آن در جدول (۴) نشان داده شده است. لازم به ذکر است که خطاهای گزارش شده در جدول (۴) حداقل خطای ممکن هستند که فقط به ازای ساختار ذکر شده برای شبکه‌ها (تعداد نرون‌های لایه مخفی) به دست می‌آیند. به عبارت دیگر به ازای هر ساختار دیگری (چه تعداد نرون‌های بیشتر، چه کمتر) خطاها مقدار بیشتری دارند.

این مقادیر با توجه به تعداد داده‌های آموزشی و خطاهایی که در اندازه گیری‌ها وجود دارد مورد قبول است. این عملکرد قابل قبول شبکه مؤید این مطلب است که شبکه پس انتشار مربوطه می‌تواند با دقت کافی برای کارکردهای عملی استفاده شود. نتایج به دست آمده به طور واضح کارایی

در مواردی که تعداد داده‌های آموزشی زیادی در دسترس نیست، مانند مورد مطالعه این مقاله از روش بررسی صحت مقاطع^{۱۹} برای بررسی عملکرد شبکه‌ی عصبی استفاده می‌شود [۲۱]. در روش بررسی صحت مقاطع ۶ گانه ابتدا داده‌ها به ۶ قسمت مساوی تقسیم می‌شوند ۵ قسمت آن‌ها برای آموزش و ۱ قسمت برای آزمون در نظر گرفته می‌شود. سپس به صورت چرخشی هر یک از این ۶ قسمت مذکور یک بار برای آزمون و بقیه داده‌ها (۵ قسمت باقی مانده) برای آموزش در نظر گرفته می‌شوند. به این ترتیب ۶ خطای آزمون و ۶ خطای آموزش وجود دارد که در انتها از آن‌ها میانگین گرفته می‌شود. در مقاله‌ی حاضر این کار در ۱۰ بار انجام می‌شود که در هر بار ترتیب داده‌ها به صورت تصادفی به هم می‌ریزد. میانگین کل خطاهای آموزش و آزمون به عنوان معیاری برای تعیین ساختار بهینه شبکه‌های عصبی به کار برده شد.

کاری (زمان آسیا کاری و ترکیب شیمیایی)، یک لایه مخفی (با تعداد نرون متفاوت [n] برای مدل‌های مختلف) و یک لایه خروجی که نشان دهنده ویژگی‌های پودر آهن- نیکل است (پارامتر شبکه کریستالی، اندازه دانه، کرنش شبکه کریستالی، نیروی مغناطیس زدا و چگالی شار ذاتی اشباع).

- تابع انتقال مناسب برای لایه مخفی، تابع تانژانت سیگموئید و برای لایه خروجی تابع خطی به دست آمد.
- تعداد نرون‌ها در لایه مخفی (n) برای مدل پارامتر شبکه، اندازه دانه، کرنش شبکه، نیروی مغناطیس زدا و چگالی شار ذاتی اشباع به ترتیب ۳، ۴، ۵، ۴ و ۳ به دست آمد که براساس روش بررسی صحت مقاطع انتخاب شدند.
- نتایج حاصل از پیش بینی شبکه‌ی عصبی در تطابق خوبی با داده‌های تجربی است. بنابراین نتیجه می‌شود که شبکه‌ی عصبی مصنوعی می‌تواند برای بهینه سازی شرایط آسیاب کاری و ترکیب شیمیایی پودرهای آهن- نیکل برای دست یافتن به شرایط مورد نظر استفاده شود.
- با توجه به قابلیت‌های پیش بینی مدل‌های طراحی شده در شرایط مشابه می‌توان با ترکیب کردن این شبکه‌ها با الگوریتم‌های بهینه سازی مانند الگوریتم ژنتیک و ... به شرایط بهینه برای دست یابی به ذرات پودر با کمترین اندازه دانه برای کاربردهای متالورژیکی و دست یابی به ذرات پودر با کمترین نیروی مغناطیس زدا و بیشترین مغناطیس اشباع برای کاربردهای مغناطیسی دست پیدا کرد.

شبکه‌های طراحی شده به منظور پیش بینی ویژگی‌های پودرهای آهن- نیکل را نشان می‌دهد. بر اساس قابلیت‌های پیش بینی مدل‌های طراحی شده آن‌ها می‌تواند به طور مؤثر در شرایط مشابه نیز استفاده شوند که برای کاربردهای متالورژیکی دست یابی به شرایط بهینه برای حاصل شدن ذرات پودر با کمترین اندازه دانه اهمیت دارد و برای کاربردهای مغناطیسی حاصل شدن ذرات پودر با کمترین نیروی مغناطیس زدا و بیشترین مغناطیس اشباع مد نظر است. از این رو می‌توان با ترکیب کردن این شبکه با الگوریتم‌های بهینه سازی مانند الگوریتم ژنتیک و ... به شرایط بهینه برای دست یافتن به این شرایط با خواص مورد نظر دست یافت.

۵- خلاصه و نتیجه گیری

از تکنیک شبکه‌ی عصبی برای تعیین تاثیر پارامترهای آسیا کاری مکانیکی (زمان آسیا کاری و ترکیب شیمیایی) بر روی مشخصات ساختاری و خواص مغناطیسی پودرهای حاصله استفاده شد. فرایند آلیاژسازی مکانیکی یک فرایند غیر خطی و چند متغیره پیچیده است و بنابراین این تغییر تاثیر عوامل مختلف بر روی پارامترهای پودر خروجی بدون استفاده از تکنیک‌هایی همچون شبکه‌های عصبی مصنوعی مقدور نیست. شبکه پس انتشار به دلیل ضریب همبستگی بالا و خطای پیش بینی کم برای مدل‌سازی به کار رفت. الگوریتم مورد استفاده برای آموزش شبکه الگوریتم لونیبرگ- مارکوارت ۲۰ است. مدل‌های شبکه پس انتشار به صورت زیر اجرا شدند:

- مدل‌های شبکه به صورت $n-1-2$ طراحی شدند یعنی هر مدل شامل یک لایه ورودی شامل متغیرهای آسیا

واژه‌نامه

- | | | |
|--|--|-------------------------|
| 1. nanostructured soft magnetic alloys | 3. information storage uniform transformer magnets | 7. Bragg's law |
| 2. electric/magnetic measurement | 4. magnetic cores | 8. Williamson- Hall |
| | 6. artificial neural network | 9. data analysis |
| | | 10. pattern recognition |

- | | | |
|----------------------------|---|-----------------------------|
| 11. adaptive control | 15. linear normalization | 18. least mean square error |
| 12. feed forward | 16. back propagation | 19. cross validation |
| 13. multi-layer perceptron | 17. transfer functions(sigmoid functions) | 20. Levenberg- Marquart |
| 14. radial basis function | | |

مراجع

- Hays, V., Marchand, R., Saindrenan, G., and Gaffet, E., "Nanocrystalline Fe-Ni Solid Solutions Prepared by Mechanical Alloying," *Nanostructured Materials*, Vol. 7 pp. 411-420, 1996.
- Kaloshkin, S.D., Tcherdyntsev, V.V., Tomilin, I.A., Boldkhin, Y.V., and Shelekhov, E.V., "Phase Transformations in Fe-Ni System at Mechanical Alloying and Consequent Annealing of Elemental Powder Mixtures," *Physica B*, Vol. 299, pp. 236-241, 2001.
- Kaloshkin, S.D., Tcherdyntsev, V.V., Tomilin, I.A., Boldkhin, Y.V., and Shelekhov, E.V., "Mechanically Alloyed Low-Nickel Austenite Fe-Ni Phase Evidence of Single-Phase Paramagnetic State," *Non-Crystalline Solids*, Vol. 287 pp. 329-333, 2001.
- Handley, R.C., *Modern Magnetic Materials (Principles and Applications)*, Wiley Inter-Science, New York, 2000.
- Zhu, L.H., Huang, Q.W., and Zhao, H.F., "Effect of Nickel Content and Milling Parameters on Martensitic Transformation of Fe-Ni Mechanical Alloying," *Scripta Materialia*, Vol. 51, pp. 527-531, 2004.
- Bahrami, A., Madaah-Hosseini, H.R., Abaschi, P., and Miraghaei, S., "Structural and Soft Magnetic Properties of Nanocrystalline Fe₈₅Si₁₀Ni₅ Prepared by Mechanical Alloying," *Materials Letters*, Vol. 60, pp. 1068-1070, 2006.
- Madaah-Hosseini, H.R., and Bahrami, A., "Preparation of Nanocrystalline Fe-Ni-Si Soft Magnetic Powders by Mechanical Alloying," *Materials Science and Engineering*, Vol B 123, pp. 74-79, 2005.
- Stevulova, N., Buchal, A., Ptrovic, P., Tkacova, K., and Spelak, V., "Structural Investigation of the High-Energy Milled Fe-Ni system," *Magnetism and Magnetic Materials*, Vol. 203, pp. 190-192, 1999.
- Pekala, M., Jachimowicz, M., Fadeeva, V.I., Matyja, H., and Grabias, A., "Magnetic and Structural Studies of Ball Milled Fe₇₈B₁₃Si₉," *Non-Crystalline Solids*, Vol. 287, pp. 380-384, 2001.
- Kim, Y.D., Chung, J.Y., Kim, J., and Jeon, H., "Formation of Nanocrystalline Fe-Co Powders Produced by Mechanical Alloying," *Materials Science and Engineering*, Vol. A 291, pp. 17-21, 2000.
- Mousavi Anijdan, S.H., and Bahrami, A., "A New Method in Prediction of TCP Phases Formation in Super Alloys," *Materials Science and Engineering*, Vol. A 396, pp. 335-342, 2005.
- Bahrami, A., Mousavi Anijdan, S.H., and Ekrami, A., "Prediction of Mechanical Properties of DP Steels Using ANN Model," *Alloys and Compounds*, Vol. 392, pp. 177-183, 2005.
- Mousavi Anijdan, S.H., Madaah-Hosseini, H.R., Bahrami, A., "Using Genetic Algorithm in Heat Treatment Optimization of 17-4PH Stainless Steel," *Materials and Design*, Vol 28, pp. 2034-2039, 2007.
- Bahrami, A., Mousavi Anijdan, S.H., Madaah-Hosseini, H.R., Shafyei, A., and Narimani, R., "Effective Parameters Modeling in Compression of An Austenitic Stainless Steel," *Computational Materials Science*, Vol. 34(4), pp. 335-342, 2005.
- Koohkan, R., Sharafi, S., Shokrollahi, H., and Janghorban, K., "Preparation of Nanocrystalline Fe-Ni Powders by Mechanical Alloying Used in Soft Magnetic Composites," *Magnetism and Magnetic Materials*, Vol. 320, pp. 1089-1094, 2008.
- Cullity, B.D., and Stock S. R., *Element X ray Diffraction*, 3rd. ed., pp. 399-410, Prentice Hall, Upper Saddle River, NJ, 2001.
- Mousavi Anijdan, S.H., and Bahrami, A., "Prediction of Mechanical Properties of Hot Work Tool Steels Using ANN," *Proceedings of 6th Symposium of Iron and Steel, Iran*, Vol. 6, pp. 350-357, 2004.
- Mousavi Anijdan, S.H., Bahrami, A., Madaah-Hosseini, H.R., and Shafyei, A., "Using Genetic Algorithm and Artificial Neural Network Analyses to Design an Ai-Si Casting Alloy of Minimum Porosity," *Materials and Design*, Vol. 27, pp. 605-609, 2006.
- Hagan, M.T., Demuth, H.B., and Beale, M., *Neural Network Design*, 2nd ed., PWS, Boston, 1996.
- The Math Works Inc Product, Neural Network Toolbox Version 4.0.1 MATLAB 7.0.1 Release 14 Service Pack 3, The Math Works Inc, 2005.
- Melles, O., *Nonlinear System Identification*, Springer-Verlag, Berlin Heidelberg, 2001.