

## شبیه سازی تاثیر سرعت انجماد بر ریز ساختار آلیاژهای ریختگی آلومینیوم با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی

محمود مرآتیان\* و نوید سعیدی\*\*

دانشکده مهندسی مواد، دانشگاه صنعتی اصفهان

(دریافت مقاله: ۸۶/۲/۲۹ - دریافت نسخه نهایی: ۸۸/۲/۱۵)

چکیده - در انجماد آلومینیوم و آلیاژهای آن، بررسی ریز ساختار حاصل از شرایط انجمادی مختلف به علت تاثیر قابل ملاحظه آن بر خواص مکانیکی، اهمیت زیادی دارد. این مواد اصولاً در انواع قالبهای ماسه‌ای، فلزی و تزریقی ریخته گری می‌شوند که شرایط انجمادی متفاوتی ایجاد کرده و ریز ساختار نهایی قطعه تا حد زیادی به این شرایط وابسته است. در این تحقیق تاثیر عواملی مثل سرعت سرد شدن، سرعت حرکت جبهه انجماد و شیب دمایی در فصل مشترک مذاب - جامد بر فواصل بین شاخه‌های ثانویه دندریتی توسط یک سیستم ریخته گری با انجماد جهت دار آلیاژهای مهم آلومینیوم بررسی شد. فواصل بین شاخه‌های ثانویه دندریتی در سرعت‌های سرد شدن مختلف اندازه‌گیری و ارتباط آن به صورت روابط ریاضی ارائه شد. از طرف دیگر ارتباط بین فواصل شاخه‌های ثانویه دندریتی و سرعت سرد شدن توسط شبکه عصبی مصنوعی شبیه سازی و نمودارهای حاصل با نتایج آزمایشگاهی مقایسه شد و تطابق خوبی مشاهده شد. لذا از مدل شبیه سازی می‌توان برای پیش بینی مقادیر حدی که به صورت آزمایشگاهی انجام آن بسیار مشکل و یا ناممکن است استفاده کرد.

واژگان کلیدی: انجماد جهت دار، آلیاژهای ریختگی آلومینیوم، سرعت سرد شدن، فواصل بین دندریتی، شبکه‌های عصبی

## Simulation of Solidification Rate Effects on the Microstructure of Al-Alloy Castings Using Artificial Neural Network

M. Meratian and N. Saeidi

Department of Materials Engineering, Isfahan University of Technology, Isfahan, IRAN, 84156-83111,

**Abstract:** *In cast aluminum and its alloys, the microstructure varies under different solidification conditions, causing variations in their mechanical properties. These materials are basically produced in sand and metallic molds or through die*

\*\* - دانشجوی کارشناسی

\* - استادیار

casting, each of which is associated with a unique solidification regime with significantly different cooling rates so that the resulting microstructure strongly depends on the casting method used. In the present study, the effects of such important solidification parameters as cooling rate, solidification front velocity, and thermal gradient at the solid-liquid interface on secondary dendrite arm spacing were investigated. By a directional solidification system, the mathematical relation between cooling rate and dendrite spacing was extracted for several commercially important aluminum alloys. A neural network model was trained using the experimental values of cooling rates and secondary dendrite arm spacing. Reliable prediction of these values was made from the trained network and their corresponding diagrams were constructed. A good agreement was found between simulation and experimental values. It is concluded that the neural network constructed in this study can be employed to predict the relationship between cooling rate and dendrite arm spacing, which is difficult, if not impossible, to accomplish experimentally.

**Keywords:** Directional solidification, Aluminum casting alloys, Cooling rate, Dendrite arm spacing, Neural Network Model.

## ۱- مقدمه

اصولا برای بررسی پارامترهای موثر بر انجماد، از سیستم انجماد جهت دار به دلیل قابلیت کنترل حرارتی فرایند استفاده می‌شود [۱]. در این سیستم پارامترهایی از قبیل سرعت حرکت جبهه انجماد (R)، شیب دمایی در فصل مشترک مذاب - جامد (G) و سرعت سرد شدن مستقیما قابل اندازه‌گیری است. تغییر این پارامترها در حین انجماد تاثیر مستقیمی بر ریزساختار قطعات تولید شده به خصوص فواصل بین دندریتی (DAS)<sup>۱</sup> دارد. بسیاری از محققان این فواصل را تابعی از شرایط رشد و نوع آلیاژ معرفی کرده‌اند [۲ و ۳]. فواصل بین دندریتی (DAS) به‌طور معکوس و غیر خطی با پارامترهای حرارتی حاکم بر سیستم و به‌خصوص سرعت سرد شدن ارتباط دارد و می‌توان با اندازه‌گیری این فواصل از ریز ساختار و استفاده از منحنیهای سرد شدن بر حسب فواصل بین دندریتی، سرعت سرد شدن در زمان ریخته‌گری یک آلیاژ با ترکیب مشخص را برآورد کرد. در این میان فواصل بین شاخه‌های ثانویه دندریتی (SDAS)<sup>۲</sup> از جمله پارامترهایی است که با تغییر شرایط رشد به میزان قابل توجهی تغییر می‌کند [۳، ۴-۵]؛ ضمن آنکه اندازه‌گیری آن نسبت به سایر شاخه‌های دندریتی آسانتر است. برای اندازه‌گیری فواصل بین دندریتی، معمولا فواصل عمودی بین محور شاخه‌ها اندازه‌گیری می‌شود. برای آلیاژهای مختلف روابط تجربی متعددی برای نشان دادن رابطه میان شرایط رشد و DAS ارائه شده است. به عنوان مثال فلمینگز رابطه بین SDAS و شرایط انجماد (GR) را به صورت رابطه ۱ ارائه

کرده است [۴].

$$SDAS = b(GR)^{-n} \quad (1)$$

جایی که G شیب دما در مذاب، R سرعت حرکت جبهه انجماد، b یک عدد ثابت و n نیز عددی ثابت در محدوده  $\frac{1}{3}$  تا  $\frac{1}{4}$  و تابع نوع آلیاژ است. همچنین کاکرز و وانگ<sup>۳</sup> رابطه میان سرعت سرد شدن و فواصل دندریتی را برای آلیاژهای آلومینیوم به صورت رابطه (۲) ارائه کرده‌اند [۶].

$$\log \frac{dT}{dt} = -\frac{\log \lambda - 1/595}{0/35} \quad (2)$$

جایی که  $\frac{dT}{dt}$ ، سرعت سرد شدن بر حسب درجه سانتیگراد بر ثانیه و  $\lambda$  فاصله بین دندریتی بر حسب میکرون است.

به طور کلی سرعت سرد شدن یا از روی منحنیهای سرد شدن به روش تجربی و یا از حاصل ضرب شیب دما در مذاب در سرعت حرکت فصل مشترک (GR) در یک سیستم انجماد جهت دار قابل تعیین است [۷].

## ۲- شبکه عصبی مصنوعی

شبکه عصبی مصنوعی (ANN)<sup>۴</sup> ایده‌ای است که از شیوه کارکرد سیستم عصبی زیستی برای پردازش اطلاعات الهام گرفته است. عنصر کلیدی این ایده، ایجاد ساختارهایی جدید برای سامانه پردازش اطلاعات است. این سیستم از شمار زیادی عناصر پردازشی به‌هم پیوسته با نام نرون تشکیل شده که برای حل یک مسئله با هم هماهنگ عمل می‌کنند. شبکه عصبی مصنوعی، شبکه‌ای متشکل از گره‌ها یا

نورونهای مشابه نورونهای بیولوژیکی است. سیستم اتصال سخت افزار نورونها به یکدیگر توپولوژی شبکه نام دارد. در این توپولوژی یک لایه ورودی برای دریافت اطلاعات و تعدادی لایه مخفی که اطلاعات را از لایه‌های قبلی می‌گیرند، وجود دارد. در نهایت نتیجه محاسبات به لایه خروجی رفته و جوابها در آن قرار می‌گیرد. هر سلول در هر لایه به کلیه سلولهای لایه مجاور بعدی متصل می‌شود. اتصال به خود سلولها، به لایه قبلی، و پرش اتصالات در طول لایه‌ها مجاز نیست. این توپولوژی به نام پیشخور<sup>۵</sup> معروف است زیرا جریان اطلاعات همیشه از ورودی به سوی خروجی است. بین ۹۰ تا ۹۵٪ کاربردهای شبکه‌های عصبی امروزی مربوط به این توپولوژی است [۸].

در شروع مرحله یادگیری، اطلاعات مربوط به نمونه‌ها یکی یکی به شبکه داده می‌شود. اطلاعات ورودی در شبکه جریان پیدا می‌کند به این معنی که در وزنهای سیناپسی ضرب شده و نتیجه فعالیت هر نورون به صورت سیگنالی، خود ورودی نورونهای لایه بعدی خواهد بود. در نهایت، در پایان جریان اطلاعات هر نمونه، شبکه پاسخی در لایه خروجی خواهد داشت. به دلیل استفاده از وزنهای سیناپسی اتفاقی، پاسخ ایجاد شده با میزان تجربی تفاوت خواهد داشت این تفاوت به نام خطای پیشگویی<sup>۶</sup> که تفاضل میزان پیشگویی شده پاسخ توسط شبکه و میزان اندازه‌گیری شده تجربی آن است باید به صفر نزدیک شود تا شبکه از پیشگویی خوبی برخوردار شود.

معمولترین روال برای کاهش این خطا، روش توزیع معکوس خطا<sup>۷</sup> است که در ۹۵٪ کاربردهای امروزی شبکه عصبی، روش مورد استفاده به همراه توپولوژی پیشخور است. در روش توزیع معکوس خطا، پس از محاسبه خطای پیشگویی، وزنهای سیناپسی از آخرین لایه به سوی نخستین لایه، به تدریج طوری تغییر می‌کنند که خطای پیشگویی کمتر شود. در واقع این روش که روش پس‌خور<sup>۸</sup> نیز نامیده می‌شود عبارت از سرشکن کردن خطا بر روی سلولهای یک لایه و نیز لایه‌های بعدی است. الگوریتم پس‌خور اغلب کارایی و اطمینان لازم را ندارد و نیاز به تکرارهای

زیادی است تا همگرا شود. لذا تغییراتی روی الگوریتم استاندارد (براساس روشهای بهینه سازی) انجام شده و الگوریتمهای متعددی ایجاد شده است. یکی از مفیدترین و سریعترین این الگوریتمها، الگوریتم LM<sup>۹</sup> است [۹ و ۱۰].

پس از این، اطلاعات نمونه دوم به شبکه خورنده می‌شود. مسلماً با همان وزنهای سیناپسی، نمونه جدید مجدداً خطا خواهد داشت. بنابراین روش توزیع معکوس مجدداً وزنها را طوری تغییر می‌دهد که کمترین خطا را (هم برای این نمونه و هم برای نمونه پیشین) ایجاد کنند. به این ترتیب پس از خوراندن تعداد نمونه کافی به ورودی شبکه، تمام فضای  $n$  بعدی روابط پارامترها توسط شبکه تجزیه می‌شود. در این حالت گفته می‌شود که شبکه همگرا<sup>۱۰</sup> شده است به این معنی که خطای پیشگویی به کمترین مقدار خود رسیده است. این به معنای موفقیت در مرحله یادگیری است و شبکه همگرا شده و آماده است تا برای پیشگویی مورد استفاده قرار گیرد [۱۱ و ۱۲].

### ۳- روش تحقیق

در این تحقیق یک سیستم انجماد جهت دار به منظور ایجاد سرعتهای سرد شدن متنوع در یک نمونه مورد استفاده قرار گرفت. این سیستم متشکل از یک قالب سرامیکی با مقطع مربع مستطیل و یک سیستم تبرید است. در یکی از دیواره‌های جانبی قالب و در راستای عمودی ۸ محل با فواصل غیر خطی برای قرار گیری ترموکوپلها به منظور ثبت دمایی فرایند تعبیه شد. با فاصله گرفتن از کف (مبرد) سرعت سرد شدن در شمش در حال انجماد کم می‌شود به نحوی که در کف شمش به دست آمده بیشترین و در بالای آن کمترین سرعت سرد شدن به دست آید [۷]. جزئیات دقیق چگونگی کار این سیستم در مرجع [۷] آورده شده است.

چهار نمونه آلومینیوم خالص (نمونه ۱)، آلومینیوم -۴/۵٪ مس (نمونه ۲)، آلومینیوم -۷٪ سیلیسیم (نمونه ۳) و آلومینیوم - سیلیسیم حدود یوتکتیک (نمونه ۴) با خلوص تجارتي مورد آزمایش قرار گرفت. ترکیب شیمیایی این نمونه‌ها در جدول (۱) آورده شده است.

جدول ۱- ترکیب شیمیایی نمونه‌های مورد استفاده

درصد وزنی عناصر								شماره نمونه
Al	Ti	Zn	Mn	Cu	Fe	Mg	Si	
بقیه	۰/۰۳	۰/۰۲	۰/۰۵	۰/۰۲	۰/۰۹	۰/۳۸	۰/۳۸	۱
بقیه	۰/۰۶	۰/۰۲	۰/۰۶	۴/۵۰	۰/۱۱	۰/۳۲	۰/۴۳	۲
بقیه	۰/۰۵	۰/۰۳	۰/۰۸	۰/۰۲	۰/۱۱	۰/۲۱	۷/۲۰	۳
بقیه	۰/۰۷	۰/۲۵	۰/۰۷	۰/۰۳	۰/۰۹	۰/۴۳	۱۲/۲۰	۴

جدول ۲- نتایج حاصل از آزمایش و نتایج پیش بینی شبکه عصبی برای نمونه‌های ۱ و ۲

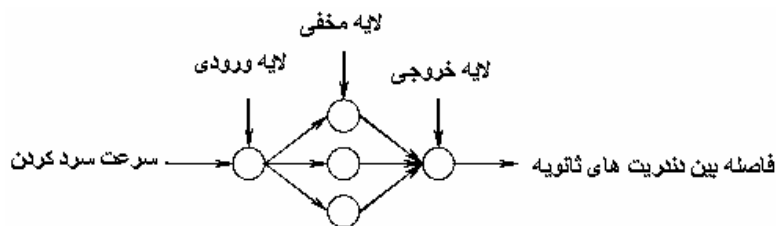
نمونه ۲			نمونه ۱			فاصله از کف شمش (cm)	موقعیت ترموکوپلها
سرعت سرد شدن (°C/s) (حاصل از پیش بینی شبکه عصبی)	سرعت سرد شدن (°C/s) (حاصل از آزمایش)	فاواصل بین دندریتهای ثانویه (µm)	سرعت سرد شدن (°C/s) (حاصل از پیش بینی شبکه عصبی)	سرعت سرد شدن (°C/s) (حاصل از آزمایش)	فاواصل بین دندریتهای ثانویه (µm)		
۱۵/۷۱	۱۶/۰۰	۲/۰±۲۰	۱۸/۰۵	۱۸/۰۰	۲/۰±۱۲	۰/۶	۱
۲/۶۰	۲/۰۰	۲/۰±۲۵	۲/۸۶	۲/۵۰	۱/۵±۳۰	۳/۳	۲
۱/۱۸	۱/۵۰	۲/۰±۳۶	۲/۳۸	۴/۰۰	۱/۰±۳۶	۵/۲	۳
۱/۱۶	۱/۰۰	۲/۵±۳۹	۲/۲۰	۱/۴	۳/۰±۳۸	۷/۳	۴
۱/۰۵	۰/۹۰	۲/۰±۴۴	۱/۸۹	۱/۸۰	۲/۰±۴۱	۹/۷	۵
۰/۷۷	۰/۸۰	۳/۰±۵۲	۱/۰۰	۰/۹۰	۲/۰±۵۱	۱۱/۸	۶
۰/۵۷	۰/۵۰	۳/۰±۶۶	۰/۷۳	۰/۷۰	۴/۰±۷۱	۱۴/۸	۷
۰/۱۶	۰/۲۰	۳/۵±۷۸	۰/۳۸	۰/۴۰	۴/۰±۸۲	۲۱/۵	۸

میکروسکوپ الکترونی روبشی (SEM) تعیین شد. داده‌های موجود به دو دسته داده‌های آموزشی و آزمونی تقسیم شدند. بدین صورت که هشت داده برای آموزش شبکه عصبی استفاده شدند و سه داده برای امتحان شبکه کنار گذاشته شدند. برای مدل کردن اثر سرعت سرد کردن بر روی فاصله بین دندریتهای ثانویه در آلیاژهای آلومینیوم از شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده شد. در جدولهای (۲) و (۳) داده‌های تجربی (آزمایشگاهی) مورد استفاده برای آموزش شبکه و داده‌های حاصل از پیش بینی شبکه عصبی نشان داده شده است. برای آموزش موثر شبکه عصبی ابتدا تمام ورودیها بین مثبت و منفی یک نرمال شد. سپس شبکه عصبی برای حصول مقدار خطای

برای هر نمونه به صورت مشابه ۲ کیلوگرم مذاب با فوق‌گداز حدود ۱۵۰ درجه سانتیگراد توسط کوره الکتریکی تهیه و در سیستم انجماد جهت دار ریخته‌گری شد. در تمام آزمایشات دمای پیشگرم قالب برابر ۴۵۰ درجه سانتیگراد و دبی آب خنک کننده مبرد ۷/۵ لیتر بر دقیقه ثابت نگه داشته شد. با مشخص بودن فواصل بین محل ترموکوپلها، شیب دمایی در فصل مشترک مذاب - جامد (G)، سرعت حرکت فصل مشترک (R) و سرعت سرد شدن تعیین شد. پس از کامل شدن انجماد، در مقاطع مختلف نمونه تهیه و فواصل بین دندریتهای ثانویه با بیش از ۱۵ اندازه‌گیری به روش تصادفی مشخص و متوسط آن به همراه خطای انحراف معیار (STD) با استفاده از

جدول ۳- نتایج حاصل از آزمایش و نتایج پیش بینی شبکه عصبی برای نمونه‌های ۳ و ۴

نمونه ۴			نمونه ۳			فاصله از کف شمش (cm)	موقعیت ترموکوپلها
سرعت سرد شدن (°C/s) (حاصل از پیش بینی شبکه عصبی)	سرعت سرد شدن (°C/s) (حاصل از آزمایش)	فاواصل بین دندریتهای ثانویه (µm)	سرعت سرد شدن (°C/s) (حاصل از پیش بینی شبکه عصبی)	سرعت سرد شدن (°C/s) (حاصل از آزمایش)	فاواصل بین دندریتهای ثانویه (µm)		
۱۲/۳۲	۱۲/۵۰	۱/۰±۸/۵	۱۴/۹۱	۱۵/۰۰	۱/۰±۱۷	۰/۶	۱
۲/۶۲	۲/۱۰	۱/۰±۱۳	۴/۵۲	۴/۱۰	۱/۰±۲۱	۳/۳	۲
۲/۳۰	۳/۲۰	۱/۰±۱۴/۵	۲/۱۶	۲/۳۰	۱/۰±۲۴	۵/۲	۳
۱/۹۴	۱/۵۰	۱/۰±۱۶	۱/۲۵	۱/۷۰	۲/۰±۳۰	۷/۳	۴
۰/۸۱	۰/۹۰	۱/۰±۲۰	۱/۲۲	۱/۰۰	۱/۰±۳۱	۹/۷	۵
۰/۵۶	۰/۶۰	۱/۰±۲۵	۰/۹۵	۰/۹۰	۱/۵±۳۸	۱۱/۸	۶
۰/۵۰	۰/۵۰	۱/۵±۲۶	۰/۶۲	۰/۵۰	۲/۰±۴۳	۱۴/۸	۷
۰/۱۹	۰/۲۰	۲/۰±۲۸	۰/۱۵	۰/۳۰	۲/۰±۶۳	۲۱/۵	۸



شکل ۱- ساختار شبکه عصبی طراحی شده برای هر نمونه

#### ۴- نتایج و بحث

تغییرات دمایی از مرحله پر شدن تا انتهای انجماد، در ۸ مقطع عرضی مختلف در ارتفاع قالب (۸ محل قرار گیری ترموکوپل) تعیین و ثبت شد (در مورد مقادیر مورد استفاده برای امتحان شبکه عصبی، به صورت جداگانه در سه مقطع مختلف در ارتفاع قالب تغییرات دمایی تعیین شد). مقادیر اندازه گیری شده سرعت سرد شدن و نیز متوسط فواصل شاخه‌های ثانویه دندریتی برای ۴ نمونه مورد بررسی در جدولهای (۲) و (۳) آورده شده است. به علاوه برای هر محل ترموکوپل در چهار نمونه مقادیر شیب دمایی  $\frac{\partial T}{\partial x}$  در فصل مشترک مذاب - جامد، سرعت حرکت فصل مشترک  $\frac{\partial x}{\partial t}$  و

۰/۰۱ برای چهار نمونه به صورت جداگانه آموزش داده شد. در این آموزش، خطا به صورت متوسط مجذور خطا (MSE) <sup>۱۱</sup> به شکل زیر تعریف شد.

$$MSE = \frac{1}{QN_0} \sum_{m=1}^Q \sum_{n=1}^{N_0} [d_n(m) - y_n(m)]^2 \quad (3)$$

در جایی که  $N_0$  تعداد خروجیها،  $Q$  تعداد دوره‌های آموزش،  $d$  خروجی حاصل از آزمایش و  $y$  خروجی شبکه عصبی است. پس از آزمایشهای مختلف مشخص شد که شبکه عصبی با یک لایه پنهان که دارای سه نورون در این لایه است بهترین نتیجه را می‌دهد. ساختار این شبکه در شکل (۱) نشان داده شده است. به علاوه در این آموزش از الگوریتم آموزشی LM استفاده شد.

جدول ۴- مقادیر شیب دمایی در فصل مشترک مذاب-جامد، سرعت حرکت فصل مشترک و سرعت سرد شدن نظری برای نمونه‌های ۱ و ۲

نمونه ۲			نمونه ۱			فاصله بین موقعیت قبلی و بعدی برای هر ترموکوپل (cm)	موقعیت ترموکوپلها
سرعت سرد شدن (°C/s)	سرعت حرکت جبهه انجماد (cm/s)	شیب دما در فصل مشترک (°C/cm)	سرعت سرد شدن (°C/s)	سرعت حرکت جبهه انجماد (cm/s)	شیب دما در فصل مشترک (°C/cm)		
۳/۱	۰/۱۳	۲۴/۰	۲/۳	۰/۰۸	۲۹/۰	۴/۸	۲
۲/۴	۰/۱۴	۱۷/۰	۲/۱	۰/۰۹	۲۳/۰	۴/۰	۳
۱/۳	۰/۰۸	۱۶/۰	۱/۶	۰/۰۸	۱۹/۵	۴/۵	۴
۰/۹	۰/۰۶	۱۵/۰	۰/۹	۰/۰۵	۱۸/۰	۴/۵	۵
۰/۷	۰/۰۵	۱۴/۰	۰/۶	۰/۰۴	۱۵/۵	۵/۱	۶
۰/۵	۰/۰۵	۱۰/۰	۰/۴	۰/۰۴	۱۱/۰	۹/۷	۷

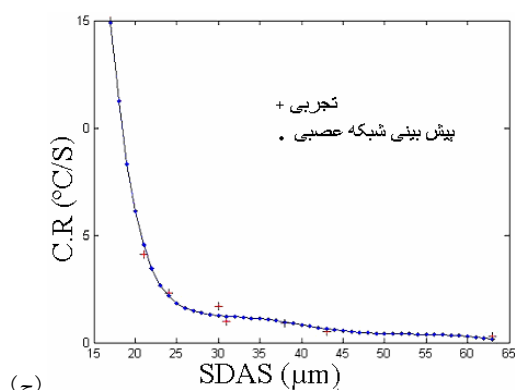
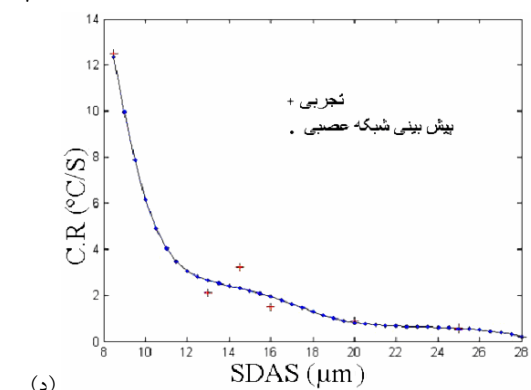
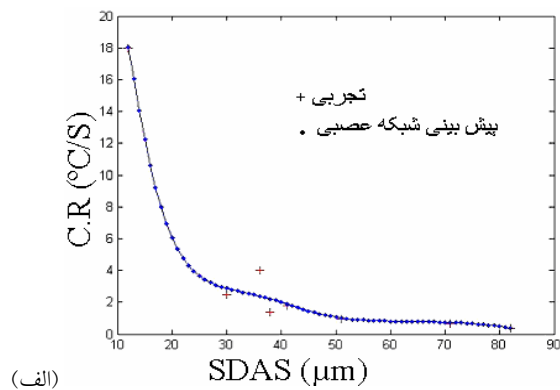
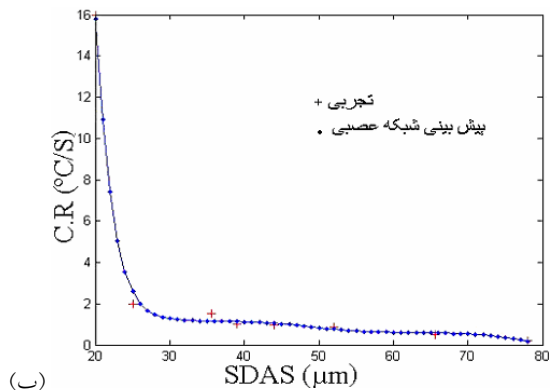
جدول ۵- مقادیر شیب دمایی در فصل مشترک مذاب-جامد، سرعت حرکت فصل مشترک و سرعت سرد شدن تئوری برای نمونه‌های ۳ و ۴

نمونه ۴			نمونه ۳			فاصله بین موقعیت قبلی و بعدی برای هر ترموکوپل (cm)	موقعیت ترموکوپلها
سرعت سرد شدن (°C/s)	سرعت حرکت جبهه انجماد (cm/s)	شیب دما در فصل مشترک (°C/cm)	سرعت سرد شدن (°C/s)	سرعت حرکت جبهه انجماد (cm/s)	شیب دما در فصل مشترک (°C/cm)		
۳/۲	۰/۰۸	۴۰/۰	۲/۶	۰/۰۹	۲۹/۵	۴/۸	۲
۱/۹	۰/۰۶	۳۲/۰	۱/۸	۰/۰۸	۲۳/۰	۴/۰	۳
۱/۲	۰/۰۴	۲۹/۰	۱/۳	۰/۰۶	۲۲/۵	۴/۵	۴
۰/۸	۰/۰۳	۲۷/۰	۰/۹	۰/۰۵	۲۰/۵	۴/۵	۵
۰/۵	۰/۰۲	۲۴/۰	۰/۷	۰/۰۳	۱۷/۵	۵/۱	۶
۰/۳	۰/۰۲	۱۶/۵	۰/۵	۰/۰۳	۱۲/۰	۹/۷	۷

سرعت سرد شدن حاصل از نتایج آزمایش تجربی و حاصل از پیش بینی شبکه عصبی برای چهار نمونه نشان داده شده است. با توجه به این نمودارها نیز می‌توان دقت حاصل شده را بررسی و مقایسه کرد.

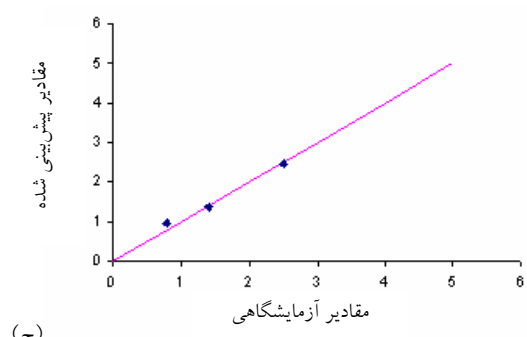
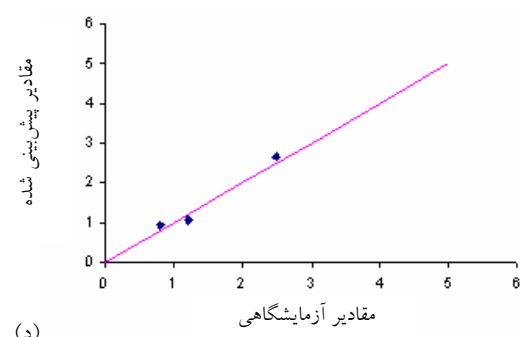
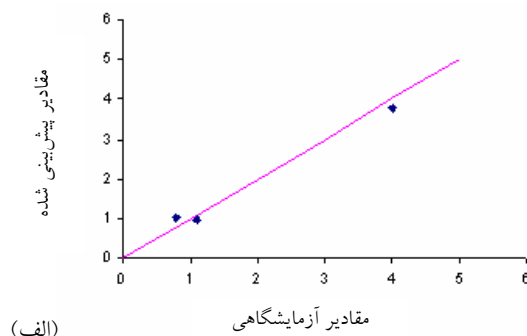
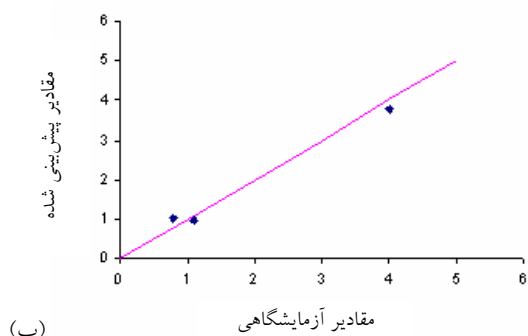
در شکل (۳) منحنیهای حاصل از مقادیر پیش بینی شده سرعت سرد شدن توسط شبکه عصبی در مقابل مقادیر تجربی (داده‌های کنار گذاشته شده برای امتحان شبکه عصبی) برای

حاصل ضرب آنها یا سرعت سرد شدن نظری  $\left(\frac{\partial T}{\partial x} \cdot \frac{\partial x}{\partial t}\right)$  محاسبه و در جدولهای (۴) و (۵) ارائه شده است. مشاهده می‌شود که بین سرعت سرد شدن نظری، جدولهای (۴) و (۵)، و سرعت سرد شدن تجربی جدولهای (۲) و (۳) مطابقت خوبی وجود دارد. در شکل (۲) منحنیهای فواصل بین دندریتی ثانویه و



شکل ۲- منحنیهای حاصل از نتایج آزمایش تجربی و حاصل از پیش بینی شبکه عصبی برای

الف) نمونه ۱ (ب) نمونه ۲ (ج) نمونه ۳ (د) نمونه ۴



شکل ۳- منحنیهای حاصل از مقادیر پیش بینی شده سرعت سرد شدن (°C/s) توسط شبکه عصبی برحسب مقادیر تجربی

الف) نمونه ۱ (ب) نمونه ۲ (ج) نمونه ۳ (د) نمونه ۴

چهار نمونه مذکور، آورده شده است که معیاری برای مقایسه و بررسی مقدار خطاست. مقدار خطای پیشگویی هنگام آموزش (متوسط مجذور خطا، MSE) برای نمونه‌های ۱، ۲، ۳ و ۴ به ترتیب برابر ۰/۰۰۵۴۹۴، ۰/۰۰۱۳۴۲، ۰/۰۰۱۱۳۶ و ۰/۰۰۴۳۶۲ است. همان‌طور که مشاهده می‌شود متوسط مجذور خطا برای نمونه ۳ از همه کمتر است، که نشان دهنده آن است که هنگام آموزش بیشترین دقت برای این نمونه حاصل شده است. با توجه به شکل (۳) نیز این نتیجه تایید می‌شود.

در ارتباط با عوامل تغییر فواصل شاخه‌های ثانویه دندردیتی در اثر تغییر شرایط انجماد، دو دسته علل را می‌توان ذکر کرد.

۱. با افزایش شیب دما در فصل مشترک، سرعت حرکت جبهه انجماد زیاد شده و با کم شدن فواصل دندردیتی همراه است. در جایی که شیب دمایی در فصل مشترک مذاب - جامد و سرعت حرکت فصل مشترک زیاد است، در اثر نفوذ عرضی، گرمای نهان بیشتری آزاد می‌شود و تغییرات حرارتی ناشی از زیاد بودن سرعت سرد شدن حفظ می‌شود و پاسخ سیستم به این وضعیت حرارتی کم کردن فواصل بین دندردیتی و افزایش سطح دندردیتهاست.

۲. در سرعت‌های رشد بالا به دلیل کوتاه بودن زمان، فرصت و امکان برای نفوذ اتمی کمتر مهیاست، به همین سبب دندردیتها با سرعت کمتر رشد می‌کنند. برعکس در سرعت‌های رشد پایین، فرصت کافی برای نفوذ اتمی و رشد وجود داشته و در نتیجه، گسترش و تکامل شاخه‌های دندردیتی بهتر صورت می‌گیرد. در مجموع با افزایش سرعت سرد شدن، دندردیت‌های ریزتری حاصل می‌آید یا به عبارت دیگر فواصل بین دندردیتی کاهش می‌یابد.

با توجه به نتایج حاصل شده استنباط می‌شود که با تغییر پارامترهای مهم انجماد مثل شیب دما در فصل مشترک مذاب - جامد (G)، سرعت حرکت فصل مشترک (R) و سرعت سرد شدن (C.R.)، فواصل شاخه‌های ثانویه دندردیتی تغییر می‌یابد. برای نمونه‌های آلومینیوم خالص، آلومینیوم - ۴/۵٪

مس، آلومینیوم - ۷٪ سیلیسیم و آلومینیوم - سیلیسیم حدود یوتکتیک با خلوص صنعتی ارتباط فواصل شاخه‌های ثانویه دندردیتی با سرعت سرد شدن مطابق شکل (۲) است. هنگامی که اطلاعات تجربی در دسترس نیست، برای تعیین پارامتر مجهول (سرعت سرد شدن یا فاصله بین دندردیتی) می‌توان از نتایج شبیه سازی شبکه عصبی مصنوعی، شکل (۲) استفاده کرد. همچنین ترکیب شیمیایی آلیاژ در ارتباط بین سرعت سرد شدن (C.R.) و فواصل شاخه‌های ثانویه دندردیتی (SDAS) موثر است. به همین سبب برای برآورد دقیقتر ارتباط بین فواصل شاخه‌های ثانویه دندردیتی و سرعت سرد شدن پیشنهاد می‌شود برای هر ترکیب خاص از منحنی آن آلیاژ استفاده شود و به روابط و فرمولهای ارائه شده اکتفا نشود.

در این پژوهش با طراحی یک شبکه عصبی مصنوعی نتایج حاصل از فرایندهای آزمایشگاهی پیش بینی شد. با توجه به شبیه سازی انجام شده و نتایج حاصل از آن استنباط می‌شود که با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی می‌توان با صرفه جویی بسیار زیادی در زمان و هزینه به نتایج مطلوب رسید. همچنین اگر از شبکه‌های عصبی مصنوعی به درستی استفاده شود، یک ابزار مناسب برای جانمایی آزمایش‌اند. در ضمن باید دقت کرد که در طراحی شبکه عصبی انتخاب الگوریتم آموزش بسیار با اهمیت است و استفاده از الگوریتمهای مختلف، نتایج با دقت بسیار متفاوتی به دست می‌دهد.

## ۵- نتیجه گیری

بررسیهای انجام شده در تحقیق حاضر نشان می‌دهد که با تغییر پارامترهای مهم انجماد (شیب دما در فصل مشترک مذاب - جامد (G)، سرعت حرکت فصل مشترک (R) و سرعت سرد شدن (C.R.)، فواصل شاخه‌های ثانویه دندردیتی تغییر می‌یابد. همچنین مقایسه نتایج شبیه سازی انجام شده (ارتباط بین فواصل شاخه‌های ثانویه دندردیتی و سرعت سرد شدن) توسط شبکه عصبی مصنوعی نشان می‌دهد که تطابق خوبی بین نتایج تجربی و مقادیر حاصل از شبیه سازی وجود



## قدردانی

بدین وسیله از معاونت محترم پژوهش و فناوری دانشگاه صنعتی اصفهان به دلیل اختصاص بودجه برای این پژوهش (با کد طرح 1MSA782) تقدیر و تشکر می‌شود.

دارد. لذا مدل شبکه عصبی مصنوعی می‌تواند به عنوان ابزاری قدرتمند برای پیش بینی مقادیر حدی که به صورت آزمایشگاهی حصول آن مستلزم وقت و هزینه بسیار زیادی است، مورد استفاده قرار گیرد.

## واژه نامه

- |                                    |                              |                        |
|------------------------------------|------------------------------|------------------------|
| 1. dendrite arm spacing            | 5. Feed Forward              | 9. levenberg-marquardt |
| 2. secondary dendritic arm spacing | 6. prediction error          | 10. converge           |
| 3. Caceres and Wang                | 7. back propagation of error | 11. mean square error  |
| 4. artificial neural network       | 8. back propagation          |                        |

## مراجع

1. Kurz, W., "Fundamentals of Solidification," *Trans Tech Publications*, 1989.
2. Trivedi, R., "Eutectic Growth under Rapid Solidification Conditions," *Metallurgical Transactions*, Vol. 22, pp. 3051-3057, 1992.
3. Grugel, R.N., "Evaluation of Primary Dendrite Trunk Diameters in Directionally Solidified Al-Si Alloys," *Materials Characterization*, Vol. 28, pp. 213-219, 1992.
4. Flemings, C., "Solidification Processing," *Mc Graw Hill*, 1992.
5. Dominique, B., "Prediction of Dendrite Arm Spacing in Unsteady and Steady-State Heat Flow of Unidirectionally Solidified Binary Alloys," *Metallurgical Transactions*, Vol. 28, pp. 651-663, 1997.
6. Rong -Jiunn, S., "Microstructural and Compositional Transients During Accelerated Directional Solidification of Al-4.5 wt pct Cu," *Metallurgical Transactions*, Vol. 29, No. 9, pp. 2375-2381, 1998.
7. گل‌عذار، م.ع.، مرآتیان، م.، نصوحیان، س.، "بررسی تاثیر شرایط انجماد بر ریزساختار آلیاژهای ریختگی آلومینیم توسط انجماد جهت دار،" سیزدهمین سمینار سالانه جامعه ریخته گران ایران، دانشگاه علم و صنعت ایران، صفحه ۱۶۲-۱۵۳، خرداد ۱۳۸۰.
8. Ganesan, G., Raghukandan, K., Karthikeyan, R., and Pai, B.C., "Development of Processing Map for 6061 Al/15% SiC<sub>p</sub> Through Neural Networks," *Journal of Materials Processing Technology*, Vol. 166, pp. 423-429, 2005.
9. Zurada, J.M., "Introduction to Artificial Neural Systems," *Jaico Publishing House*, Delhi, 1997.
10. Haykin, S., "Neural networks," *New York, Macmillan College Publishing Company*, pp. 138-140, 1994.
11. Altinkok, N., and koker, R., "Neural Network Approach to Prediction of Bending Strength and Hardening Behaviour of Particulate Reinforced (Al-Si-Mg) Aluminum Matrix Composites," *Materials Design*, Vol. 25, pp. 595-602, 2004.