

* بررسی اثر ترکیب شیمیایی بر خواص مکانیکی فولاد میکروآلیاژی گرید API X65

سید حجت هاشمی^(۱)مسعود رخش خورشید^(۲)

چکیده در این تحقیق از شبکه عصبی پیشرو با الگوریتم پس انتشار خطأ، برای پیش‌بینی اثر ترکیب شیمیایی بر خواص مکانیکی (مقامات تسلیم، مقاومت کششی و از دیاد طول نسبی) فولاد API X65 (مورد استفاده در ساخت لوله‌های قطعه انتقال گاز ایران) استفاده گردید. داده‌های تجربی با جدا کردن نمونه از ۱۰۰ لوله ساخته شده در مقیاس صنعتی (با ذوب و فرآیند ساخت یکسان) و انجام آنالیز شیمیایی و آزمون کشش فراهم شد. از نمودار پراکنده‌گی و معیارهای آماری ضریب همبستگی و مجانور میانگین مربعات خطای نسبی (MSRE)، برای ارزیابی شبکه استفاده شد. سپس با توجه به نتایج مناسب به دست آمده از شبکه عصبی، از آن برای پیش‌بینی اثر کمی نیکل، مس و مجموع عنصر میکروآلیاژی ($Nb + Ti + V + Al$) بر خواص مکانیکی فولاد مطالعه، استفاده گردید.

واژه‌های کلیدی شبکه عصبی، ترکیب شیمیایی، عناصر میکروآلیاژی، خواص مکانیکی، فولاد میکروآلیاژی API X65

Investigation of Chemical Composition Influence on Mechanical Properties of API X65 Microalloyed Steel

S.H. Hashemi

M. Rakhshkhorshid

Abstract A neural network with feed forward topology and back propagation algorithm was used to investigate the effect of composition on mechanical properties in API X65 microalloyed steel (used in manufacturing of large diameter pipes). Experimental data was obtained by cutting 100 specimens from pipes manufactured in industrial scale (with similar heats and manufacturing processes). The chemical analysis and tensile tests were conducted according to the requirements specified by API 5L standard. Scatter diagrams and two statistical criteria: correlation coefficient and mean squared relative error were used to evaluate the prediction performance of developed model. With regard to the satisfactory performance of the developed neural network, it was used then to investigate the effect of Ni, Cu and microalloying elements ($Nb + Ti + V + Al$) on mechanical properties of test steel.

Key Words neural network, chemical composition, micro-alloying elements, mechanical properties, API X65 microalloyed steel

* نسخه نخست مقاله در تاریخ ۹۰/۴/۱۸، اولین پذیرش آن در تاریخ ۹۱/۲/۴ و نسخه آماده چاپ آن در تاریخ ۹۱/۴/۵ به دفتر نشریه رسیده است.

(۱) دانشیار، گروه مکانیک، دانشکده مهندسی، دانشگاه بیرجند

(۲) نویسنده مسؤول: دانشجوی دکتری، گروه مکانیک، دانشکده مهندسی، دانشگاه بیرجند

همزمان استحکام و چقرمگی می‌شوند [1,2,11].

عملیات ترمومکانیکی، شامل نورد کترل شده و سرد کردن سریع می‌باشد. نورد کترل شده در دو مرحله نورد خشن و نورد پرداخت انجام می‌شود. نورد خشن (اولیه)، در دمایی بالاتر از دمای عدم تبلور مجدد انجام می‌گیرد که هدف از این مرحله دستیابی به ریزساختار ریزدانه‌ای از آستینیت تبلور مجدد یافته است. نورد پرداخت (نورد نهایی) در دمایی زیر دمای عدم تبلور مجدد (T_{NR}) و بالای Ar_3 (دمای شروع تبدیل فاز آستینیت به فریت) انجام می‌گیرد تا ریزساختار آستینیت کشیده شده (Pancaked) به دست آید. در این ریزساختار با افزایش نسبت مز به حجم دانه و تشکیل باندهای تغییر شکل، مکانهای جوانه زنی فریت افزایش یافته و امکان ریز دانه شدن فولاد فراهم می‌شود. با سرد کردن سریع از بالای خط Ar_3 تا دمای کلاف پیچی بر مقدار ریزدانه شدن افزوده می‌شود [1,11,12].

عناصر میکروآلیاژی (Nb, Al, V, Ti)، با تشکیل کاربیدها، نیتریدها و کربونیتریدها از رشد بیشتر دانه‌های آستینیت پایدار در طی گرم کردن مجدد تا شروع نورد جلوگیری می‌کنند. مخصوصاً TiN تا دمای حدود ۱۲۰۰ درجه سانتی‌گراد باقی می‌ماند و از رشد دانه‌های آستینیت تبلور مجدد یافته در طی نورد اولیه جلوگیری می‌کند. هم‌چنین این عناصر با بالا بردن دمای T_{NR} محدوده تشکیل آستینیت کشیده شده را افزایش داده امکان ریزدانه شدن فولاد را افزایش می‌دهند. با بالا رفتن دمای T_{NR} ، امکان انجام نورد نهایی در دمایی بالاتر و نیروهای پایین‌تر فراهم می‌آید. Nb بیشترین تأثیر را در بالا بردن دمای T_{NR} دارد و عناصر Ti، Al و V به ترتیب در رتبه‌های دوم تا چهارم قرار دارند. هم‌چنین عناصر میکروآلیاژی با تشکیل رسوبات ریز در طی عبورهای نهایی نورد (در دمای پایین) و در هنگام سرد کردن، منجر به افزایش استحکام فولاد می‌شوند. این مسئله مخصوصاً در مورد

مقدمه

فولادهای میکروآلیاژی یا به عبارت دیگر فولادهای استحکام بالای کم آلیاژی (HSLA) در طی نیم قرن گذشته گسترش یافته‌اند و به طور گسترده در کاربردهایی نظیر کشتی سازی و ساخت لوله‌های قطوط نفت و گاز به کار می‌روند. این فولادها اصولاً همان فولادهای کربن-منگنزی هستند که با افزودن مقادیر کم عناصر میکروآلیاژی، استحکام آنها افزوده شده است [1,2]. مشخصات آن دسته از این فولادها که در ساخت لوله‌های انتقال گاز و نفت مورد استفاده قرار می‌گیرند توسط مؤسسه نفت آمریکا (American Petroleum Institute (API))، استاندارد شده است [3]. مقاومت تسلیم بالا، ازدیاد طول نسبی بالا، قابلیت جوش پذیری بالا و چقرمگی بالا و دمای انتقال شکست نرم به شکست ترد پایین از ویژگی‌های اصلی این فولادها است [3,4]. ریزساختار این فولادها ممکن است فریت-پرلیتی یا فریت سوزنی-باینیتی باشد که ساختار اخیر به دلیل ترکیب بهتر استحکام و چقرمگی ارجحیت دارد [5-7]. در این فولادها دستیابی به ریزساختار و خواص مکانیکی مطلوب با ترکیب مناسب عناصر میکروآلیاژی و عملیات ترمومکانیکی میسر است [8-10]. موقیت فرآیند و ترکیب صحیح عناصر در نظر گرفته شده را می‌توان با آنالیز شیمیایی (قابلیت جوش پذیری)، انجام آزمون کشش (استحکام و ازدیاد طول نسبی) و انجام آزمون ضربه شارپی و آزمون وزنه سقوطی مطابق استاندارد API 5L ارزیابی کرد [3,4].

در این فولادها به منظور بهبود قابلیت جوشکاری، درصد کربن، معمولاً پایین نگه داشته می‌شود (کمتر از ۰/۱ درصد وزنی) و اثر کاهش استحکام ناشی از کاهش کربن با افزودن منگنز (معمولًا بین ۱/۴ تا ۱/۹ درصد وزنی) و مقادیر جزیی عناصر میکروآلیاژی نظیر Nb، Ti، Al و V جبران می‌شود. عناصر میکروآلیاژی با ریز دانه کردن فولاد منجر به افزایش

مبانی این مطالعات پارامترهای بهینه عملیات ترمومکانیکال (TMCP) طراحی شده است. علاوه بر این، آزمون نورد بر روی دستگاه نورد آزمایشگاهی انجام و نشان داده شده است با کنترل مناسب پارامترهای فرآیند تولید TMCP، می‌توان به مقاومت بالا و چermگی عالی دست یافت.

به منظور دستیابی به ریزساختار و خواص مکانیکی مطلوب (استحکام، چermگی و قابلیت جوشکاری) در تولید فولادها به داشت وسیعی در مورد پارامترهای فرآیند نیاز است. قطعاً طراحی فرآیند و طراحی آلیاژ برای تهیه فولاد پیچیده بوده و به درک عمیقی از مفاهیم متالورژیکی در هر یک از مراحل تولید وابسته است. اخیراً از سیستم‌های یادگیری هوشمند نظری شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی خواص مکانیکی فولادهای گوناگون به منظور تهیه آلیاژ یا طراحی مسیر فرآیند استفاده شده است [15-18]. در تحقیق انجام شده توسط کال و همکاران [19]، با انجام آزمون‌های نورد بر روی فولادی با گرید تجاری API X65 با پنج ترکیب شیمیایی مختلف از شبکه عصبی رگرسیون تعمیم یافته برای پیش‌بینی انرژی ضربه به عنوان تابعی از پارامترهای متالورژیکی و نورد استفاده شده است.

در تحقیق حاضر از یک شبکه عصبی پیشرو با الگوریتم پس انتشار خطاب برای پیش‌بینی اثر ترکیب شیمیایی بر خواص مکانیکی (مقاومت تسليیم، مقاومت کششی و افزایش طول نسبی نسی) فولاد میکروآلیاژی گرید API X65 استفاده شده است. این فولاد به طور گسترده در خطوط انتقال گاز ایران به شکل لوله‌های فولادی با ضخامت بالا، مورد استفاده قرار می‌گیرد. با توجه به عملکرد دقیق شبکه عصبی آموزش داده شده از آن برای بررسی کمی اثر نیکل، عناصر میکروآلیاژی (نیوبیوم، تیتانیوم، وانادیوم و آلومینیوم) و مس بر مقاومت تسليیم، مقاومت کششی و افزایش طول نسبی استفاده شده است.

وانادیوم صادق است، زیرا در دمای بالاتر از ۱۰۰۰ درجه سانتی گراد کاملاً به صورت محلول جامد است و در هنگام سرد کردن، مجدد رسوب می‌کند [1]. در تحقیق انجام شده توسط بکالاولو [7] اثر پارامترهای فرآیند، نظری دمای نورد نهایی، کاهش ضخامت، زمان بین مراحل نورد، زمان و سرعت سرد شدن، بر ریزساختار و خواص مکانیکی (استحکام، HSLA از دیاد طول نسبی و چermگی ضربه) فولاد گرید X52 مورد مطالعه قرار گرفته و به منظور بهبود خواص استحکام و چermگی این فولاد نورد کنترل شده در ناحیه دو فازی ($\alpha+\gamma$) پیشنهاد شده است. ژاو و همکاران [13] اثر پارامترهای نورد کنترل شده بر خواص مکانیکی و ریزساختار یک فولاد خط لوله تجاری با ترکیب شیمیایی ثابت را مورد بررسی قرار داده و معادلات رگرسیونی زیر را برای تعیین خواص مکانیکی (استحکام و افزایش طول نسبی) پیشنهاد کرده‌اند:

$$YS = 0.508T_s - 0.231T_f - 0.334T_c + 1.905V_c + 323.6 \quad (1)$$

$$EL = -0.002T_s - 0.064T_f - 0.086T_c + 0.325V_c + 121.8 \quad (2)$$

که در روابط فوق T_s , T_f , T_c و V_c به ترتیب دمای شروع نورد، دمای پایان نورد، دمای سرد کردن نهایی (دمای کلاف پیچی) بر حسب درجه سانتی گراد و سرعت سرد کردن (درجه سانتی گراد بر ثانیه) از دمای نورد نهایی به دمای کلاف پیچی می‌باشد. در مطالعه انجام شده توسط زیاوی و همکاران [14]، رفتار تغییر شکل گرم و همچنین تأثیر آن بر انتقال فاز فولاد خط لوله فریت سوزنی با ترکیب شیمیایی ثابت مطابق با گرید تجاری API X60 مورد بررسی قرار گرفته و بر

نمونه‌های مربوط به فلز پایه در جهت محیطی بردیده می‌شوند. به منظور تهیه نمونه‌های محیطی در شکل (۱-الف) از حرف B استفاده شده است. همچنین موقعیت تهیه آنها با فاصله نصف گام مارپیچ درزجوش (1/2 a) در شکل، مشخص شده است. در این شکل حرف C نشان دهنده جهت تهیه نمونه‌های عرضی (عمود بر مقطع جوش مارپیچ) و خارج از بحث مقاله حاضر است. ضخامت نمونه‌های تخت برابر ضخامت کامل لوله (mm t=14.3) در نظر گرفته شد تا خواص مواد به دقت تعیین شود. نمونه‌های آزمون کشش (با ابعاد بزرگتر) ابتدا به وسیله شعله اکسی استیلی از لوله‌ها در جهت محیطی، جدا شدند. لازم به ذکر است که حداقل دما در این فرآیند ۱۹۰۰ درجه سانتی گراد و عرض ناحیه متاثر از حرارت حدود ۲۰ میلی متر است. به منظور عدم تأثیر پذیری سنجه در نمونه‌های آزمون کشش از حرارت ایجاد شده، ابعاد نمونه‌ها تا حدود ۵۰ میلی متر در هر طرف مطابق استاندارد بزرگتر انتخاب می‌گردد [3,20]. سپس نمونه‌ها مطابق استاندارد قبل از ماشین کاری به ابعاد نهایی توسط پرس هیدرولیکی تخت شدند (به منظور حذف انحنای اولیه). این فرآیند مقداری جزیی پیش کرنش در نمونه ایجاد می‌کند که در استاندارد مورد اغماس قرار گرفته است [3]. در نهایت ماشین کاری نمونه‌ها، تا ابعاد نهایی انجام شد.

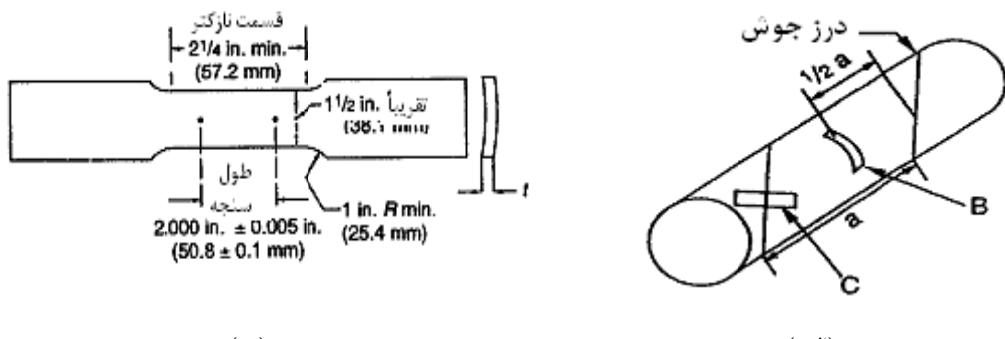
از ماشین آزمون کشش ۶۰۰ کیلونیوتونی Zwick با گیره‌های هیدرولیک و داده نگار کامپیوتروی استفاده شده است. آزمون‌های کشش در دمای محیط و با سرعت حرکت ۰/۰۵ mm/s (فک فوقانی) انجام گرفت. به کمک نرم افزار کامپیوتروی مقاومت تسليم (در ۰/۵ درصد از دیاد طول نسبی کلی مطابق استاندارد API) و مقاومت کششی و از دیاد طول نسبی نمونه تا نقطه شکست (در طول سنجه ۵۰ mm) برای کلیه نمونه‌ها به دست آمد. نتایج آزمون کشش به همراه الزامات تعیین شده از سوی استاندارد API 5L در جدول (۲) نشان داده شده است.

مواد و روش تحقیق

به منظور دستیابی به اهداف تحقیق حاضر، نمونه‌هایی از ۱۰۰ لوله ساخته شده در مقیاس صنعتی (با جنس فولاد میکروآلیاژی گرید API X65 با قطر خارجی ۱۴/۳ mm، ضخامت دیواره ۱۲۱۹ mm با ذوب و فرآیند ساخت یکسان) جدا و آنالیز ترکیب شیمیایی به روش کوانتمتری انجام شد. مطابق استاندارد API 5L آنالیز شیمیایی، باید حداقل شامل عناصر: کربن، منگنز، فسفر، گوگرد، کرم، نیوبیوم، مس، مولیبیدن، نیکل، سیلیسیوم، تیتانیوم، وانادیم، بور (در صورتی که ترکیب شیمیایی نمونه مقدار آن را کمتر از ۰/۰۰۱٪ نشان دهد، ذکر مقدار آن در ترکیب شیمیایی محصولات ضروری نمی‌باشد) و تمامی عناصر آلیاژی که در طول ساخت فولاد برای اهدافی غیر از اکسیژن زدایی اضافه می‌شوند، باشد [3]. خلاصه آماری نتایج انجام آنالیز شیمیایی مطابق الزامات تعیین شده از سوی استاندارد API 5L بر روی این ۱۰۰ نمونه شامل مقدار حداقل، حداقل و میانگین به همراه الزامات این استاندارد در جدول (۱) نشان داده شده است. بررسی نتایج ترکیب شیمیایی (جدول ۱) نشان می‌دهد که نتایج با حدود بالای تعیین شده توسط استاندارد X65 (C < 0.26 , Mn < 1.45 , P < 0.030 , S < 0.030 , Ti < 0.06 , Nb+Ti+V < 0.15) مطابقت دارد.

همچنین مقدار کربن معادل با توجه به رابطه ارایه شده در استاندارد API 5L و درصد عناصر موجود در فولاد مورد مطالعه حداقل برابر ۰/۱۸ بوده و از مقدار حداقل (۰/۲۵) تعیین شده در استاندارد کوچکتر است. در مرحله بعد نمونه‌های آزمون کشش از این ۱۰۰ لوله مطابق الزامات تعیین شده توسط استاندارد API 5L جدا شد. موقعیت و جهت تهیه نمونه‌های آزمون کشش (مربوط به فلز پایه) و همچنین هندسه این نمونه‌ها به ترتیب در شکل‌های (۱-الف و ب) نشان داده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود

جدول ۱ خلاصه آماری نتایج ترکیب شیمیایی نمونه‌های جدا شده از API در ناحیه فلز پایه به همراه الزامات استاندارد (wt %)



شکل ۱ (الف) موقعیت و جهت تهیه نمونه آزمون کشش (مربوط به فلز پایه) در لوله (در شکل با حرف B نشان داده شده است، ب) ابعاد
جهان نسبی محاط [3].

جدول ۲ خلاصه آماری نتایج آزمون کششی روی نمونه های جدا شده از ۱۰۰ لوله ساخته شده از گپید API X65 در ناحیه فلن پایه

از دیاد طول نسبی (%)	مقاومت کششی (MPa)	مقاطمت تسلیم (MPa)	پارامتر	
۳۰	۵۸۲	۴۷۹	min	
۳۸	۶۷۲	۵۸۹	max	نتایج آزمایشگاهی
۳۴	۶۲۴	۵۳۸	mean	
۲۴	۵۳۵	۴۵۰	min	الزامات استاندارد
-	۷۶۰	۶۰۰	max	API 5L

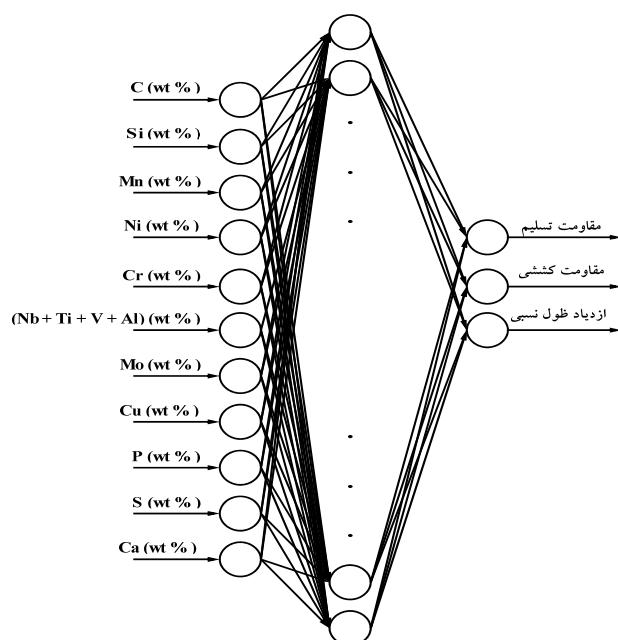
معمولًا به ندرت بیش از ۲ یا ۳ لایه انتخاب می‌شوند و انتخاب تعداد لایه بیشتر منجر به بهبود عملکرد شبکه نمی‌شود [22]. همچنین نشان داده شده است که شبکه عصبی سه لایه (شامل یک لایه ورودی، یک لایه خروجی و یک لایه مخفی) به همراه یک تابع انتقال سیگمویدی قادر به مدل کردن همه مسایل عملی می‌باشد [23].

در تحقیق حاضر از شبکه سه لایه استفاده شده است. شبکه از یازده متغیر ورودی شامل درصد وزنی عنصر C, S, P, Cu, Mo, Cr, Ni, Mn, Si, (Nb + Ti + V + Al) مجموع درصد وزنی عنصر میکروآلیاژی است. در ترکیب شیمیایی فولاد مورد مطالعه و سه متغیر خروجی حاصل از انجام آزمون کشش شامل مقاومت تسلیم، مقاومت کششی و ازدیاد طول نسبی تشکیل شده است. بنابراین شبکه دارای ۱۱ گره در لایه ورودی و ۳ گره در لایه خروجی می‌باشد. تعداد گره‌های لایه پنهان طی آموزش و آزمون شبکه به دست آمده است. معماری شبکه عصبی طراحی شده در شکل (۲) نشان داده شده است.

همان‌طور که مشاهده می‌شود نتایج آزمون کشش برای گرید X65 با الزامات تعیین شده از سوی استاندارد API 5L: (450 MPa < YS < 600 MPa, 535 MPa < UTS < 760 MPa, Elongation% > 24٪) مطابقت دارد.

مدل شبکه عصبی

معماری شبکه ارایه شده در تحقیق حاضر از شبکه عصبی پیشرو با الگوریتم پس انتشار خطاب برای پیش‌بینی خواص مکانیکی فولاد میکروآلیاژی گرید APIX65 استفاده شده است. این نوع شبکه قابلیت تخمین هر تابعی با نقاط ناپیوستگی نامحدود را دارد. در طراحی شبکه‌های عصبی پیشرو اغلب از یک لایه ورودی، یک یا چند لایه پنهان از تابع انتقال خطي سیگمویدی و یک لایه خروجی با تابع انتقال خطی استفاده می‌شود [21]. تعداد گره‌ها در لایه‌های ورودی و خروجی های شبکه تعیین می‌شوند. تعداد لایه‌ها و گره‌ها در لایه مخفی در طی آموزش و آزمون شبکه با سعی و خطاب به دست می‌آید. تعداد لایه‌های میانی



شکل ۲ معماری شبکه عصبی طراحی شده در این تحقیق

کمینه شدن تابع کارایی به روز می‌شوند. تابع کارایی (Mean) را یک مورد استفاده در شبکه‌های پیشرو، تابع Squared Error (MSE) می‌باشد که به صورت میانگین مجموع مربعات خطأ تعريف می‌شود:

$$MSE = \frac{1}{N} \sum (t_i - a_i)^2 \quad (7)$$

N تعداد کل نمونه‌های آموزشی، t_i مقدار خروجی واقعی و a_i مقدار خروجی شبکه برای داده i ام می‌باشد. در این تحقیق به منظور بهبود عمومیت شبکه از الگوریتم آموزش شبکه تنظیم بیزین استفاده شده است. در این الگوریتم، وزن‌ها و بایاس‌ها با استفاده از الگوریتم بهینه سازی لونبرگ-مارکوارت به روز می‌شوند و بهبود عمومیت شبکه با کمینه کردن ترکیبی از مجموع مربعات خطأ (MSE) و مجموع مربعات وزن‌های شبکه به دست می‌آید. وزن‌ها به شکل متغیرهایی تصادفی با توزیع گوسی در نظر گرفته می‌شوند [21]. این الگوریتم اولین بار توسط مک-کی ارایه [24] و توسط هاگان و فورسی در الگوریتم آموزش شبکه لونبرگ-مارکوارت استفاده شده است [25].

به دست آوردن تعداد گره‌های بهینه لایه مخفی بسیار مهم است، زیرا شبکه‌های پیشرو به این گره‌ها بسیار حساس هستند. تعداد گره‌های کم، باعث عدم انطباق و تعداد زیاد گره، باعث بیش برازش می‌شود. برای ارزیابی عملکرد شبکه می‌توان از معیارهای مجدد میانگین مربعات خطای نسبی (Mean Squared Error) مطابق رابطه (8) و یا ضریب همبستگی (R) مطابق رابطه (9) استفاده کرد:

$$MSRE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n ((V_{m,i} - V_{p,i}) / V_{m,i})^2}{n}} \quad (8)$$

$$R = \frac{n \sum_{i=1}^n V_{m,i} V_{p,i} - \sum_{i=1}^n V_{m,i} \sum_{i=1}^n V_{p,i}}{\sqrt{[n \sum_{i=1}^n V_{m,i}^2 - (\sum_{i=1}^n V_{m,i})^2][n \sum_{i=1}^n V_{p,i}^2 - (\sum_{i=1}^n V_{p,i})^2]}} \quad (9)$$

آموزش و آزمون شبکه. از نتایج آنالیز شیمیایی و نتایج آزمون کشش فولاد که بر روی نمونه‌هایی در مقیاس صنعتی انجام شده است، برای آموزش شبکه استفاده شد. از ۱۰۰ آزمایش انجام شده (جداول ۱)، ۷۰ آزمایش برای آموزش و ۳۰ آزمایش (با انتخاب تصادفی) برای آزمون شبکه استفاده شد. در بسیاری از موارد نرمالیزه کردن داده‌ها، سبب افزایش دقت شبکه می‌شود. در عملیات نرمالیزه کردن مقادیر داده‌های ورودی و خروجی قبل از اعمال به شبکه در یک بازه از پیش تعیین شده مقیاس می‌شوند. در اینجا با توجه به این که داده‌های ورودی در بازه ۰ و ۱ قرار داشتند فقط داده‌های خروجی با استفاده از رابطه (۳) در بازه بین ۰ و ۱ نرمالیزه شدند:

$$X_n = \frac{X - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (3)$$

در رابطه فوق X_n و X_{\max} به ترتیب مقادیر نرمالیزه شده، حداقل و حداکثر پارامتر خروجی X می‌باشند. پس از آموزش و آزمون شبکه برای غیر نرمالیزه کردن خروجی‌های حاصل از شبکه از رابطه (4) استفاده شده است:

$$X = X_n (X_{\max} - X_{\min}) + X_{\min} \quad (4)$$

از تابع انتقال لجستیک سیگموید (رابطه ۵) در لایه پنهان و از تابع انتقال خطی (رابطه ۶) در لایه خروجی استفاده شده است:

$$\text{logsig}(x) = 1 / (1 + \exp(-x)) \quad (5)$$

$$\text{purelin}(x) = x \quad (6)$$

تابع انتقال لجستیک سیگموید مقادیر ورودی در بازه $-\infty$ تا $+\infty$ را در بازه بین ۰ تا ۱ فشرده می‌سازد و تابع انتقال خطی همان مقدار ورودی به تابع را به عنوان خروجی بر می‌گرداند. در شبکه‌های عصبی، با استفاده از یک تابع کارایی وزن‌ها و بایاس‌ها به منظور

نتایج و بحث

بررسی تغییرات خواص مکانیکی فولاد بر حسب درصد عناصر نیکل، مس و مجموع عناصر میکروآلیاژی. از نتایج آنالیز شیمیایی و نتایج آزمون کشش فولاد که بر روی نمونه هایی در مقیاس صنعتی انجام شده است، به همراه شبکه طراحی شده برای بررسی اثر نیکل، مس و مجموع عناصر میکروآلیاژی (Nb + Ti + V + Al) بر مقاومت تسليم، مقاومت کششی و ازدیاد طول نسبی استفاده گردید. به این منظور سه گروه فولاد مطابق جدول (۳) طراحی شده است.

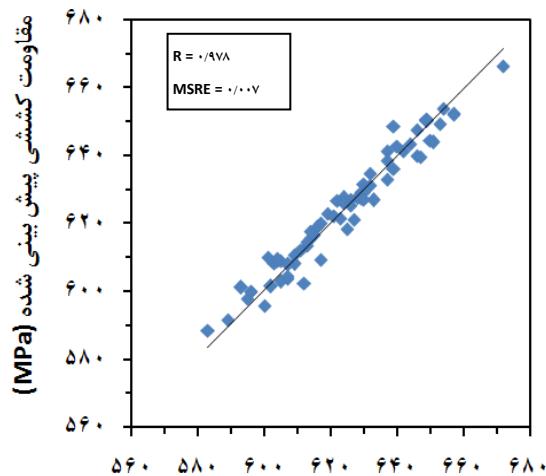
گروه فولاد شماره ۱ با هدف شبیه سازی اثر نیکل و مس بر خواص مکانیکی فولاد مورد مطالعه با استفاده از شبکه عصبی توسعه داده شده، طراحی شده است. در این گروه مقادیر نیکل و مس (بر حسب درصد) بین مقادیر حداقل و حداکثر به دست آمده از ترکیب شیمیایی ۱۰۰ نمونه مورد مطالعه تغییر می کند. همچنان مقادیر سایر عناصر (بر حسب درصد) برابر با مقدار میانگین حاصل از ترکیب شیمیایی در نظر گرفته شده است. در این گروه با تقسیم بازه تغییرات هر یک از این دو عنصر به ۱۰ قسمت مساوی در مجموع ۱۲۱ فولاد حاصل شده است.

در روابط فوق $V_{m,i}$ مقدار واقعی داده i ام از متغیر V ، $V_{p,i}$ مقدار پیش‌بینی شده برای داده i ام متغیر V تعداد کل داده‌های متغیر V می‌باشد. در این مقاله از MSRE به عنوان معیار ارزیابی شبکه، برای تعیین تعداد گره‌های لایه پنهان استفاده شده است. مقدار این خطای برای داده‌های آموزش و آزمون شبکه‌هایی با ۴ تا ۲۴ گره در لایه میانی محاسبه شد. مشخص شد که شبکه با ۱۶ گره در لایه میانی، دارای کمترین میزان خطای داده‌های آزمون است و افزایش تعداد این گره‌ها باعث بهبود نتایج شبکه برای داده‌های آموزش نمی‌شود. در نتیجه ساختار شبکه مورد استفاده ۱۶ - ۳ - ۱۱ می‌باشد.

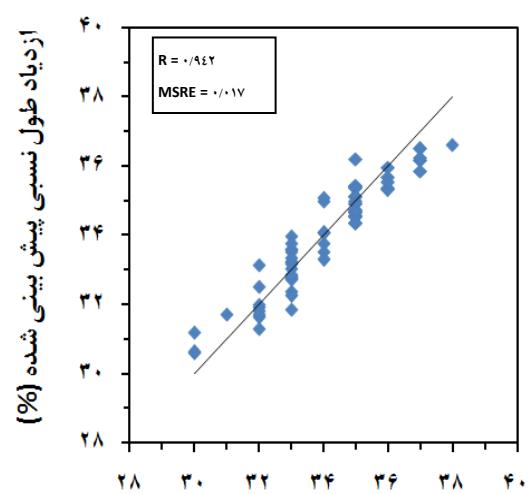
در این تحقیق، از نمودارهای پراکنده‌گی داده‌های حاصل از پیش‌بینی شبکه نسبت به داده‌های تجربی (داده‌های اندازه‌گیری شده) و معیارهای آماری خطای نسبی مجموع مربعات (MSRE) و ضریب همبستگی (R) برای ارزیابی عملکرد مدل شبکه عصبی ارایه شده استفاده شده است. نمودارهای پراکنده‌گی بدست آمده به همراه مقادیر MSRE و R محاسبه شده هم برای داده‌های آموزش و هم برای داده‌های آزمون برای هر یک از متغیرهای خروجی (ازدیاد طول نسبی، مقاومت کششی و مقاومت تسليم) به ترتیب در شکل‌های (۳-۱) تا (۳-۳) و (۴-۱) تا (۴-۴) نشان داده شده است. نتایج نشان دهنده دقیق‌تری در مورد شبکه عصبی توسعه داده شده است.

جدول ۳ ترکیب شیمیایی استفاده شده برای طراحی سه گروه فولاد

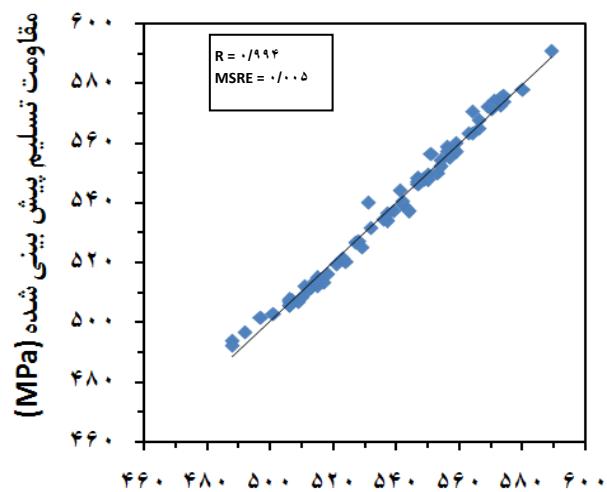
شماره فولاد	C	Si	Mn	P	S	Cr	Mo	Al	Ni	Cu	Al + V + Ti + Nb
۱	۰/۰۷۰	۰/۰۲۱	۰/۰۵۱۵	۰/۰۱۰	۰/۰۰۱	۰/۱۶۴	۰/۰۰۳	۰/۰۳۹	۰/۰۱۶-۰/۰۰۹	۰/۰۲۱-۰/۰۱۱	۰/۱۴
۲	۰/۰۷۰	۰/۰۲۱	۰/۰۵۱۵	۰/۰۱۰	۰/۰۰۱	۰/۱۶۴	۰/۰۰۳	۰/۰۳۹	۰/۰۱۶-۰/۰۰۹	۰/۰۱۶	۰/۱۲۶-۰/۱۰۵
۳	۰/۰۷۰	۰/۰۲۱	۰/۰۵۱۵	۰/۰۱۰	۰/۰۰۱	۰/۱۶۴	۰/۰۰۳	۰/۰۳۹	۰/۰۱۱	۰/۰۲۱-۰/۰۱۱	۰/۱۲۶-۰/۱۵۵



(ب) مقاومت کششی

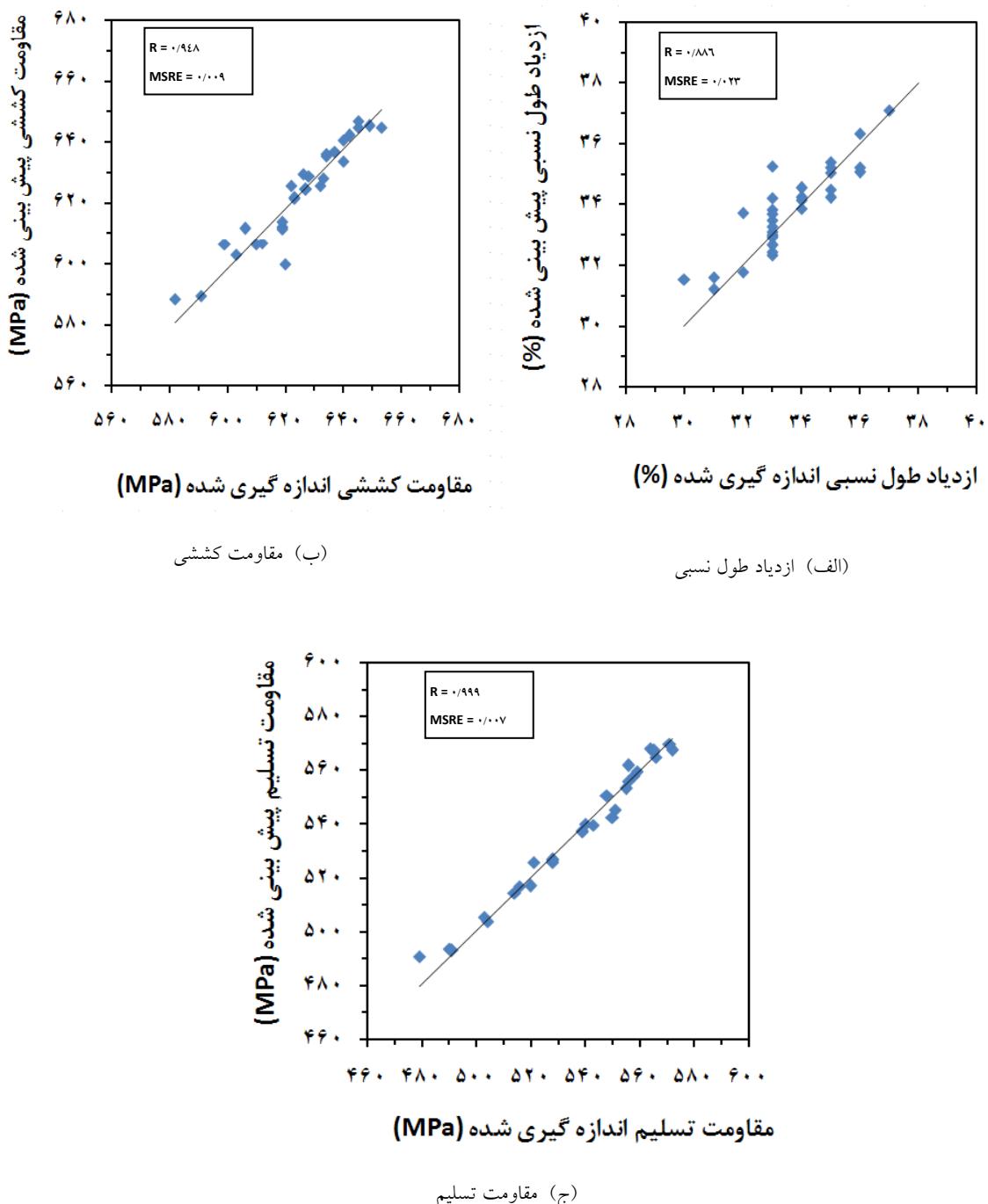


(الف) ازدیاد طول نسبی

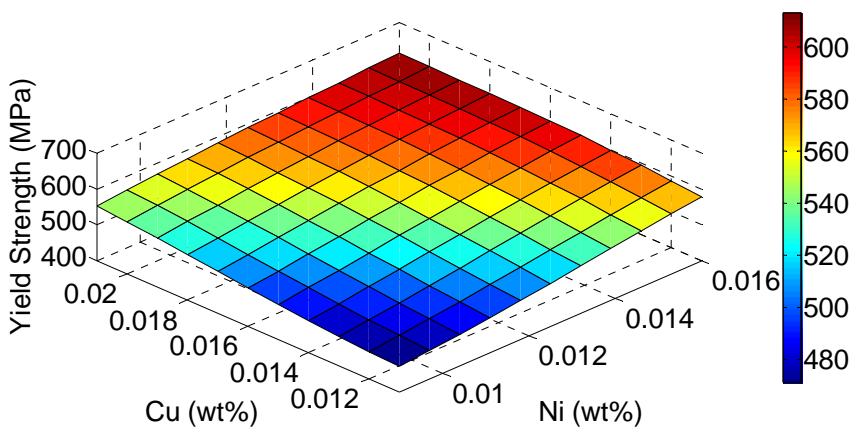


(ج) مقاومت تسلیم

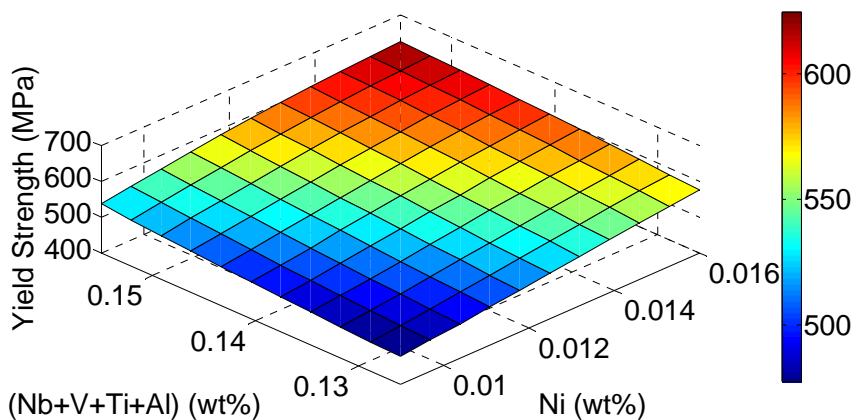
شکل ۳ نتایج ارزیابی عملکرد شبکه برای داده‌های آموزش با استفاده از ۷۰ داده آزمایشگاهی



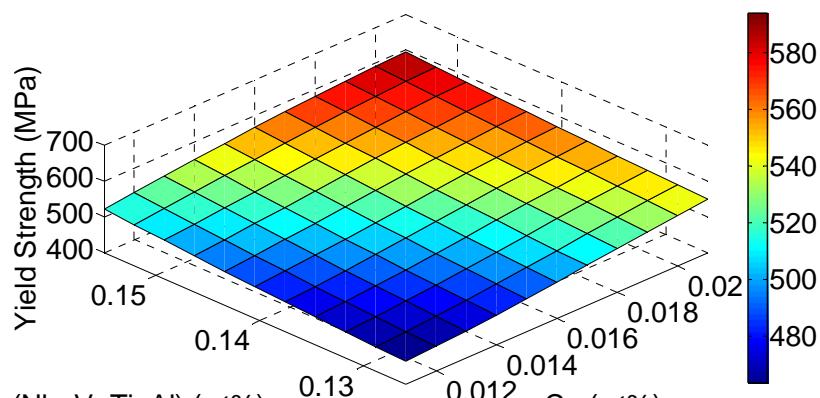
شکل ۴ نتایج ارزیابی عملکرد شبکه برای داده‌های آزمون با استفاده از ۳۰ داده آزمایشگاهی



(الف) اثر نیکل و مس بر مقاومت تسلیم

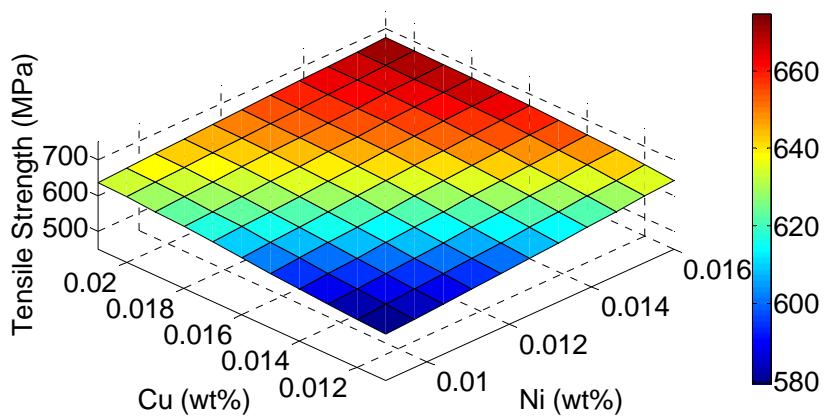


(ب) اثر نیکل و مجموع عناصر میکروآلیاژی بر مقاومت تسلیم

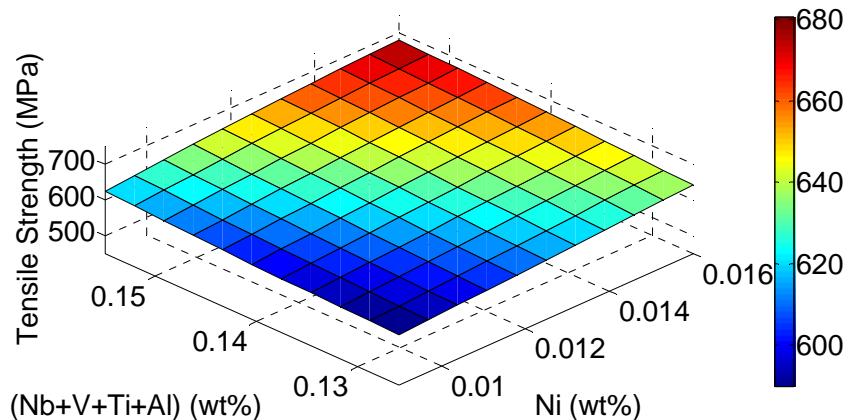


(ج) اثر مس و مجموع عناصر میکروآلیاژی بر مقاومت تسلیم

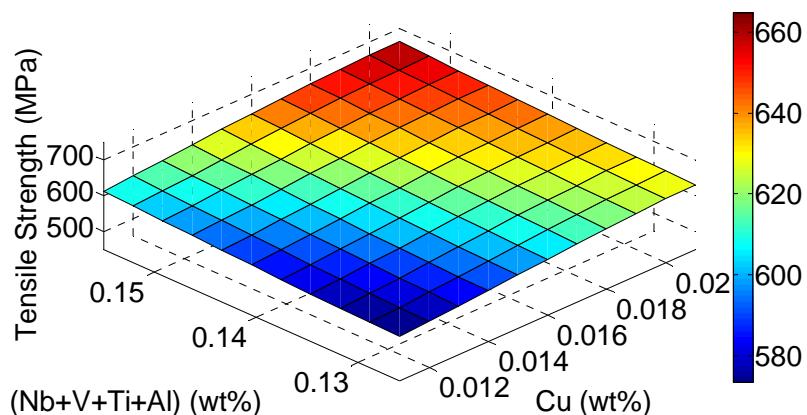
شکل ۵ تغییرات مقاومت تسلیم بر حسب درصد وزنی نیکل، مس و مجموع عناصر میکروآلیاژی



(الف) اثر نیکل و مس بر مقاومت کششی

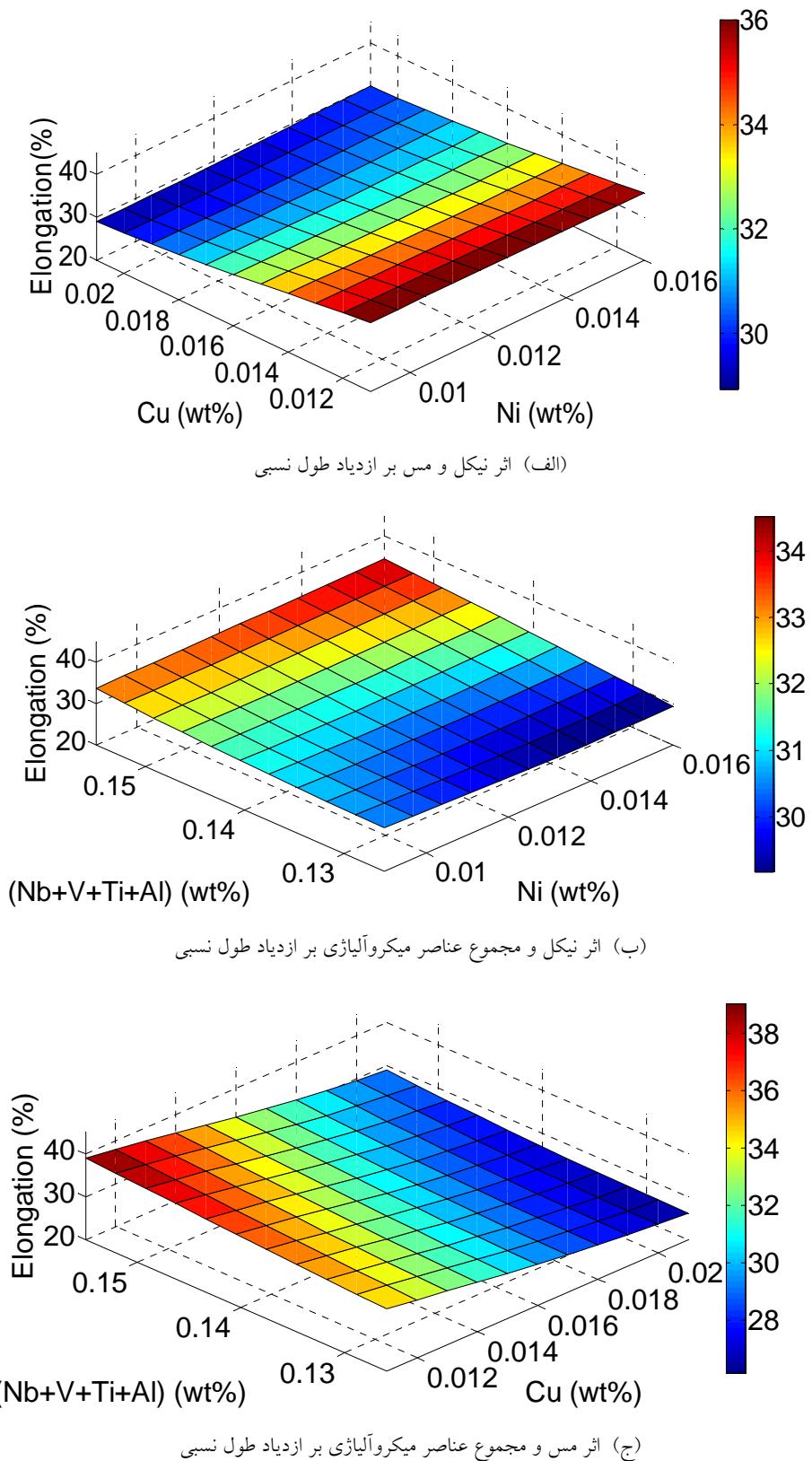


(ب) اثر نیکل و مجموع عناصر میکروآلیاژی بر مقاومت کششی



(ج) اثر مس و مجموع عناصر میکروآلیاژی بر مقاومت کششی

شکل ۶ تغییرات مقاومت کششی بر حسب درصد وزنی نیکل، مس و مجموع عناصر میکروآلیاژی



شکل ۷ تغییرات افزایاد طول نسبی بر حسب درصد وزنی نیکل، مس و مجموع عناصر میکروآلیاژی

و چقرومگی می‌شوند [1,2]. نشان داده شده است که برای فولادهای استحکام بالای کم آلیاژی با افزایش ۱/۰۱ درصدی در مقدار عناصر تیتانیوم، نیوبیوم و وانادیوم به ترتیب منجر به افزایش ۳۰ و ۱۷ مگاپاسکال در مقاومت تسليم می‌شود. در خصوص اثر کمی آلومینیم بر مقاومت و ازدیاد طول نسبی و اثر کمی سایر عناصر میکروآلیاژی بر ازدیاد طول نسبی در فولادهای میکروآلیاژی اطلاعات زیادی در دسترس نیست [28]. تنها افزایش ۱/۱ درصدی در ازدیاد طول نسبی فولاد کم کربن ST14 به ازای افزایش ۰/۰۱ درصدی در مقدار تیتانیوم گزارش شده است [29].

مقایسه مقادیر حداکثر خواص مکانیکی در سه گروه فولاد طراحی شده. بررسی کمی اطلاعات نشان داده شده در شکل های (۵-۷) به طور خلاصه در جدول های (۴-۶) خلاصه شده است. در این جداول مقادیر حداقل، حداکثر و متوسط خواص مکانیکی (مقاومت تسليم، مقاومت کششی و ازدیاد طول نسبی) برای هر یک از سه گروه فولاد طراحی شده (جدول ۳) ارایه شده است.

با توجه به جداول (۴-۶) مشخص می‌شود تغییرات مقاومت تسليم برابر ۱۱۸ مگاپاسکال (بین حداقل ۴۸۴ و حداکثر ۶۰۲ مگاپاسکال)، تغییرات مقاومت کششی برابر ۷۱ مگاپاسکال (بین حداقل ۵۹۲ و حداکثر ۶۶۳ مگاپاسکال)، و تغییرات ازدیاد طول نسبی برابر ۸٪ (بین حداقل ۲۹٪ و حداکثر ۳۷٪) می‌باشد. از نتایج به دست آمده حداکثر مقاومت (مقاومت تسليم برابر ۶۰۲ مگاپاسکال و مقاومت کششی برابر ۶۶۳ مگاپاسکال) در گروه دوم فولاد به ازای مجموع عناصر میکروآلیاژی با ۱۵۵/۰ درصد وزنی، نیکل با ۰/۰۱۶ درصد وزنی و مس با ۰/۰۱۶ درصد وزنی حاصل می‌شود. در این گروه با همین ترکیب شیمیایی حداکثر ازدیاد طول نسبی (برابر ۳۵٪) می‌باشد. همچنان حداکثر ازدیاد طول نسبی (برابر

به طور مشابه فولادهای گروه ۲ (جمعاً ۱۲۱ فولاد) با هدف شبیه‌سازی اثر نیکل و عناصر میکروآلیاژی (Nb + Ti + V + Al) و فولادهای گروه ۳ (جمعاً ۱۲۱ فولاد) با هدف شبیه‌سازی اثر مس و عناصر میکروآلیاژی (Nb + Ti + V + Al) بر خواص مکانیکی فولاد مورد مطالعه طراحی شده‌اند (جدول ۳). نتایج شبیه‌سازی خواص مکانیکی با استفاده از شبکه عصبی آموزش داده شده، برای گروه‌های فولاد ۲، ۱ و ۳ به ترتیب در شکل‌های (۵-۷) نشان داده شده است. بررسی شکل‌های (۵-۷) نشان می‌دهد خواص مکانیکی (محور عمودی) به صورت پیوسته بر حسب درصد وزنی عناصر مورد تحقیق (محورهای صفحه‌ای) تغییر می‌نماید که حاصل آن رویه‌های هموار (بدون نقطه تیز یا شکستگی در رویه) می‌باشد. این پیوستگی به دلیل کارایی الگوریتم آموزش شبکه استفاده شده در تحقیق حاضر می‌باشد. با بررسی این رویه‌ها مشخص می‌شود نیکل باعث افزایش مقاومت (تسليم و کششی) فولاد می‌شود و اثر آن بر ازدیاد طول نسبی در محدوده مورد مطالعه ناچیز است. این عنصر با پایین آوردن دمای استحاله آستنیت به فریت و افزایش ناحیه تشکیل آستنیت پنکیکی شکل طی نورد پرداخت منجر به ریزدانه شدن فولاد و تشکیل فریت سوزنی می‌شود [26] که ساختاری با خواص مکانیکی مناسب است. همچنان مس با مکانیزم استحکام بخشی رسوب سختی بر مقاومت (تسليم و کششی) فولاد می‌افزاید و به طور نسبی منجر به کاهش ازدیاد طول نسبی می‌شود [27]. حتی مقادیر کم مس نیز می‌تواند باعث افزایش مقاومت (تسليم و کششی) فولاد گردد. دلیل، این است که مس با پایدارکردن آستنیت، دمای تبدیل فاز آستنیت-فریت را کاهش می‌دهد و منجر به تولید دانه‌های ریزتر فریتی در ریز ساختار فولاد می‌شود. علاوه بر این مجموع عناصر میکروآلیاژی (آلومینیم، تیتانیوم، نیوبیوم و وانادیوم) با ریز دانه کردن فولاد منجر به افزایش همزمان مقاومت (تسليم و کششی)، ازدیاد طول نسبی

کمتر می‌باشدند. در مجموع می‌توان نتیجه گرفت ترکیب شیمیایی شامل عناصر میکروآلیاژی با ۱/۱۵۵ درصد وزنی، نیکل با ۰/۰۱۶ درصد وزنی، مس با ۰/۰۱۶ درصد وزنی و سایر عناصر در حد میانگین (مطابق جدول ۳)، فولادی با بهترین خواص مکانیکی را به دست خواهد داد.

) در گروه سوم فولاد به ازای مجموع عناصر میکروآلیاژی با ۱/۱۵۵ درصد وزنی، نیکل با ۰/۰۱۱ درصد وزنی و مس با ۰/۰۱۱ درصد وزنی حاصل می‌گردد، گرچه مقاومت تسلیم ۵۸۲ مگاپاسکال) و مقاومت کششی (۶۵۷ مگاپاسکال) در این فولاد از مقادیر حداکثر به دست آمده برای گروه دوم فولاد

جدول ۴ تغییرات مقاومت تسلیم در سه گروه فولاد بر حسب درصد عناصر میکروآلیاژی

گروه فولاد	مقاومت تسلیم (MPa)	نیکل (w%)	مس (w%)	مجموع چهار عنصر میکروآلیاژی (w%)
۱	(min)۴۹۳	(min)۰/۰۰۹	(min)۰/۰۱۱	(mean)۰/۱۴۰
	(max)۵۹۱	(max)۰/۰۱۶	(max)۰/۰۲۱	(mean)۰/۱۴۰
	(mean)۵۵۵	(mean)۰/۰۱۱	(mean)۰/۰۱۶	(mean)۰/۱۴۰
۲	(min)۴۹۳	(min)۰/۰۰۹	(mean)۰/۰۱۶	(min)۰/۱۲۶
	(max)۶۰۲	(max)۰/۰۱۶	(mean)۰/۰۱۶	(max)۰/۱۵۵
	(mean)۵۵۲	(mean)۰/۰۱۱	(mean)۰/۰۱۶	(mean)۰/۱۴۱
۳	(min)۴۸۴	(mean)۰/۰۱۱	(min)۰/۰۱۱	(min)۰/۱۲۶
	(max)۵۸۲	(mean)۰/۰۱۱	(max)۰/۰۲۱	(max)۰/۱۵۵
	(mean)۵۳۳	(mean)۰/۰۱۱	(mean)۰/۰۱۶	(mean)۰/۱۴۱

جدول ۵ تغییرات مقاومت کششی در سه گروه فولاد بر حسب درصد عناصر میکروآلیاژی

گروه فولاد	مقاطعه کششی (MPa)	نیکل (w%)	مس (w%)	مجموع چهار عنصر میکروآلیاژی (w%)
۱	(min)۵۹۸	(min)۰/۰۰۹	(min)۰/۰۱۱	(mean)۰/۱۴۰
	(max)۶۵۹	(max)۰/۰۱۶	(max)۰/۰۲۱	(mean)۰/۱۴۰
	(mean)۶۳۵	(mean)۰/۰۱۱	(mean)۰/۰۱۶	(mean)۰/۱۴۰
۲	(min)۵۹۸	(min)۰/۰۰۹	(mean)۰/۰۱۶	(min)۰/۱۲۶
	(max)۶۵۹	(max)۰/۰۱۶	(mean)۰/۰۱۶	(max)۰/۱۵۵
	(mean)۶۳۵	(mean)۰/۰۱۱	(mean)۰/۰۱۶	(mean)۰/۱۴۱
۳	(min)۵۹۸	(min)۰/۰۰۹	(min)۰/۰۱۱	(min)۰/۱۲۶
	(max)۶۵۹	(max)۰/۰۱۶	(max)۰/۰۲۱	(max)۰/۱۵۵
	(mean)۶۳۵	(mean)۰/۰۱۱	(mean)۰/۰۱۶	(mean)۰/۱۴۱

جدول ۶ تغییرات ازدیاد طول نسبی در سه گروه فولاد بر حسب درصد عناصر میکروآلیاژی

گروه فولاد	ازدیاد طول نسبی (%)	نیکل (w%)	مس (w%)	مجموع چهار عنصر میکروآلیاژی (w%)
۱	(min)۳۱	(min)۰/۰۰۹	(min)۰/۰۱۱	(mean)۰/۱۴۰
	(max)۳۵	(max)۰/۰۱۶	(max)۰/۰۲۱	(mean)۰/۱۴۰
	(mean)۳۷	(mean)۰/۰۱۱	(mean)۰/۰۱۶	(mean)۰/۱۴۰
۲	(min)۳۱	(min)۰/۰۰۹	(mean)۰/۰۱۶	(min)۰/۱۲۶
	(max)۳۵	(max)۰/۰۱۶	(mean)۰/۰۱۶	(max)۰/۱۵۵
	(mean)۳۷	(mean)۰/۰۱۱	(mean)۰/۰۱۶	(mean)۰/۱۴۱
۳	(min)۲۹	(mean)۰/۰۱۱	(min)۰/۰۱۱	(min)۰/۱۲۶
	(max)۳۷	(mean)۰/۰۱۱	(max)۰/۰۲۱	(max)۰/۱۵۵
	(mean)۳۲	(mean)۰/۰۱۱	(mean)۰/۰۱۶	(mean)۰/۱۴۱

مطالعه منجر به افزایش مقاومت فولاد می‌شود. تغییر درصد نیکل در محدوده بررسی شده اثری بر درصد ازدیاد طول نسبی ندارد. افزایش درصد مس و عناصر میکروآلیاژی ($Nb + Ti + V + Al$) به ترتیب منجر به کاهش و افزایش درصد ازدیاد طول نسبی می‌شود. به طور خلاصه می‌توان گفت که نیکل در بین عناصر مورد بررسی بیشترین تاثیر را بر افزایش مقاومت دارد که می‌تواند دلیل استفاده از این عنصر برای تهیه گردیدهای بالاتر فولادهای میکروآلیاژی نظری API X80 است. عدم کاهش درصد ازدیاد طول نسبی فولاد با کاربرد نیکل بر مزیت استفاده از این عنصر نسبت به مس (که باعث کاهش درصد ازدیاد طول نسبی می‌شود) برای دستیابی به فولادهایی با استحکام بالاتر می‌افزاید.

تشکر و قدردانی

از شرکت لوله و تجهیزات سدید به لحاظ همکاری در انجام آنالیز شیمیایی و آزمایش‌های مکانیکی فولاد API X65 قدردانی می‌گردد.

نتیجه‌گیری

در تحقیق حاضر از شبکه عصبی پیشرو با الگوریتم پس انتشار خطاب برای پیش‌بینی اثر ترکیب شیمیایی بر خواص مکانیکی (مقاومت تسليم، مقاومت کششی و API X65 ازدیاد طول نسبی) فولاد میکروآلیاژی گردید. استفاده شد. عملکرد شبکه توسط نمودارهای پراکندگی و معیارهای آماری ضریب همبستگی و مجدد میانگین مربعات خطای نسبی (MSRE) مورد ارزیابی قرار گرفت. سپس با توجه به عملکرد مناسب شبکه عصبی توسعه داده شده از آن برای بررسی اثر نیکل، مس و مجموع عناصر میکروآلیاژی ($Nb + Ti + V + Al$) بر مقاومت تسليم، مقاومت کششی و ازدیاد طول نسبی استفاده گردید. نتایج حاصل از شبکه طراحی شده نشان داد، بهترین خواص مکانیکی فولاد با ترکیب شیمیایی شامل عناصر میکروآلیاژی با ۰/۱۵۵ درصد وزنی، نیکل با ۰/۰۱۶ درصد وزنی، مس با ۰/۰۱۶ درصد وزنی و سایر عناصر در حد میانگین حاصل می‌گردد. هم‌چنین مشاهده شد افزایش درصد عناصر نیکل، مس و عناصر میکروآلیاژی ($Nb + Ti + V + Al$) در ترکیب شیمیایی فولاد مورد

مراجع

1. Verlinden, B., Driver, J., Samajdar, I. and Doherty, R.D., "Thermo-Mechanical Processing of Metallic Materials", Elsevier Ltd., First edition, (2007).
2. Davis, J.R., "Alloying: Understanding the Basics", ASM International, (2001).
3. API Specifications 5L, Specifications for Line Pipe, 44th Edition, American Petroleum Institute, U.S.A., (2007).
4. Reip, C.P., Shanmugam, S. and Misra, R.D.K., "High strength microalloyed CMn(V–Nb–Ti) and CMn(V–Nb) pipeline steels processed through CSP thin-slab technology: Microstructure, precipitation and mechanical properties", *Materials Science and Engineering A*, Vol. 424, pp. 307–317, (2006).
5. Smith, Y.E., Coldren, A.P. and Cryderman, R.L., "Towards Improved Ductility and Toughness", Climax Molybdenum Company (Japan) Ltd., Tokyo, pp. 119–142, (1972).
6. Xiao, F., Liao, B., Ren, D., Shan, Y. and Yang, K., "Acicular ferritic microstructure of a low-carbon Mn–Mo–Nb microalloyed pipeline steel", *Materials Characterization*, Vol. 54, pp. 305–314, (2005).
7. Bakkaloğlu, A., "Effect of processing parameters on the microstructure and properties of an Nb microalloyed steel", *Materials Letters*, Vol. 56, pp. 263–272, (2002).
8. Hulka, K. and Gray, M., "High Temperature Processing of Line-Pipe Steels", (2006).
9. Hillenbrand, H.G., Gras, M. and Kalwa, C., "Development and Production of High Strength Pipeline Steels", (2006).
10. Calvo, J., Jung, I.-H., Elwazri, A.M., Bai, D. and Yue, S., "Influence of the chemical composition on transformation behaviour of low carbon microalloyed steels", *Materials Science and Engineering A*, Vol. 520, pp. 90–96, (2009).
11. Korczak, P., "Modeling of steel microstructure evolution during thermo-mechanical rolling of plate for conveying pipes", *Journal of Materials Processing Technology*, 153–154, pp. 432–435, (2004).
12. Mousavi Anijdan, S.H. and Yue, S., "The necessity of dynamic precipitation for the occurrence of no-recrystallization temperature in Nb-microalloyed steel", *Materials Science and Engineering A*, Vol. 528, pp. 803–807, (2011).
13. Zhao, M.C., Yang, K. and Shan, Y., "The effects of thermo-mechanical control process on microstructures and mechanical properties of a commercial pipeline steel", *Materials Science and Engineering A*, Vol. 335, pp. 14–20, (2002).
14. Xiao, F.R., Liao, B., Shan, Y.Y., Qiao, G.Y., Zhong, Y., Zhang, C. and Yang, K., "Challenge of mechanical properties of an acicular ferrite pipeline steel", *Materials Science and Engineering A*, Vol. 431, pp. 41–52, (2006).
15. Hosseini, S.M.K., Zarei-Hanzaki, A., Yazdan Panah, M.J. and Yue, S., "ANN model for prediction of the effects of composition and process parameters on tensile strength and percent elongation of Si–

- Mn TRIP steels", *Materials Science and Engineering A*, Vol. 374, pp. 122–128, (2004).
16. Xu, L., Xing, J., Wei, S., Zhang, Y. and Long, R., "Artificial neural network prediction of retained austenite content and impact toughness of high-vanadium high-speed steel (HVHSS)", *Materials Science and Engineering A*, Vol. 433, pp. 251-256, (2006).
 17. Ozerdem, M.S. and Kolukisa, S., "Artificial Neural Network approach to predict mechanical properties of hot rolled, nonresulfurized, AISI 10xx series carbon steel bars", *Journal Of Materials Processing Technology*, Vol. 199, pp. 437–439, (2008).
 18. Botlani Esfahani, M., Toroghinejad, M.R. and Key Yeganeh, A.R., "Modeling the yield strength of hot strip low carbon steels by artificial neural network", *Materials & Design*, Vol. 30, pp. 3653-3658, (2009).
 19. Çöl, M., Ertunç, H.M. and Yilmaz, M., "An artificial neural network model for toughness properties in microalloyed steel in consideration of industrial production conditions", *Materials and Design*, Vol. 28, pp. 488–495, (2007).
 20. Hashemi, S.H., "Strength-hardness statistical correlation in API X65 steel", *Materials Science and Engineering A*, Vol. 528, pp. 1648-1655, (2011).
 21. MATLAB® software, R2008a, Neural Network Toolbox, User's Guide, (2008).
 22. Hagan, M.T., Demuth, H.B. and Beale, M., "Neural Network Design", PWS Publications, (1996).
 23. Hornik, K., Stinchcombe, M. and White, H., "Multilayer feedforward networks are universal approximators", *Neural Networks*, Vol. 2 (5), pp. 359–366, (1989).
 24. MacKay, D.J.C., "Bayesian methods for adaptive models", Ph.D. Thesis, California Institute of Technology, (1991).
 25. Foresee, F.D. and Hagan, M.T., "Gauss–Newton approximation to Bayesian regularization", *Int. Joint Conf. on Neural Networks*, pp. 1930–1935, (1997).
 26. Karjalainen, P., "Improvement of weld haz toughness at low heat input by controlling the distribution of M-A constituents", Academic Dissertation to be presented with the assent of the Faculty of Technology, University of Oulu, for public discussion in Raahensali (Auditorium L10), Linnanmaa, on March 4th, (2006).
 27. Ginzburg, V.B. and Ballas, R., "Flat Rolling Fundamentals (Manufacturing Engineering and Materials Processing)", Marcel Dekker Inc., (2000).
 28. Meyer, L., Heisterkamp, F. and Müschenborn, W., "Columbium, titanium and vanadium in normalised, thermomechanically treated and cold rolled steels", *International symposium on HSLA steels, Microalloying*, 75, Washington D.C., October 1-3, pp. 153-167, (1975).
 29. Toroghinejad, M.R. and Dini, G., "Effect of Ti-microalloy Addition on the Formability and Mechanical Properties of a Low Carbon (ST14) Steel", *International Journal of ISSI*, Vol. 3 (2), pp. 1-6, (2006).