

مدل سازی عمر خستگی اتصالات دو لبه برشی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

هادی تقی زاده^{۱*}، تاج بخش نوید چاخرلو^۲، عادل علیزاده^۳، آیدین شیخ عبدالله زاده ممقانی^۴

اطلاعات مقاله	چکیده
دریافت مقاله: ۱۳۹۲/۱۲/۱۱	<p>خستگی یکی از عوامل اصلی در واماندگی اتصالات مکانیکی و صفحات در صنایع هوافضا و صنایع اتومبیل سازی می باشد. پدیده‌ی خستگی در اثر بارگذاری متغیر به زمان رخ می دهد. در این پژوهش نتایج تجربی عمر خستگی اتصالات دو لبه برشی آلومینیم Al2024-T3 در بارهای مختلف از تست خستگی به دست آمده و نتایج حاصل برای مدل سازی با شبکه عصبی مصنوعی استفاده شده است. شبکه های عصبی مصنوعی با پردازش داده های تجربی، دانش یا قانون نهفته در ورای داده ها را به ساختار شبکه منتقل می کنند و بر خلاف مدل های ریاضی نیازی به تعیین رابطه ریاضی بین ورودی ها و خروجی ها ندارند. به منظور مدل سازی شبکه عصبی مصنوعی ابتدا بطور کاملا تصادفی یکی از داده های تجربی مربوط به عمر خستگی برای اعتبارسنجی و دو داده دیگر برای تست انتخاب شدند و از بقیه داده ها برای یافتن مقادیر بهینه وزن ها و بایاس ها استفاده شده است. پس از اطمینان از دقت مدل بدست آمده از آن در فاز کاری برای پیش بینی عمر خستگی در بارهای مختلف که قبلا تست نشده اند به کار گرفته شده است. از مقایسه نتایج تجربی و نتایج حاصل از مدل ایجاد شده مشاهده می شود که می توان از شبکه عصبی مصنوعی ۳ لایه با خطای کمتر از ۱۰ درصد برای یافتن عمر خستگی نمونه تحت بارهای مختلف استفاده کرد.</p>
پذیرش مقاله: ۱۳۹۴/۰۲/۳۰	
واژگان کلیدی:	
عمر خستگی، واماندگی، اتصالات دو لبه برشی، شبکه های عصبی مصنوعی.	

۱- مقدمه

امروزه صنایع هوا و فضا و صنایع مرتبط با آن به عنوان یکی از مهم ترین زمینه های علم مهندسی می باشد. در طراحی و ساخت قطعات و اجزاء سازه های هوایی دو فاکتور کاهش وزن قطعات و افزایش عمر قطعات (افزایش مقاومت به خستگی و شکست) به عنوان اهداف اولیه و اصلی طراحان بوده است. خستگی یکی از عوامل اصلی در واماندگی اتصالات مکانیکی و صفحات در صنایع هوافضا و صنایع

اتومبیل سازی و کشتی سازی می باشد. پدیده ی خستگی در اثر بارگذاری متغیر به زمان رخ می دهد. چنین بارگذاری را بارگذاری سیکلی یا بارگذاری خستگی می نامند. بارگذاری سیکلی عموماً در عمل به صورت نامنظم رخ می دهد. مسأله خستگی به عنوان عامل اصلی در خرابی قطعات مکانیکی و صنایع هوا و فضا شناخته شده است. این خرابی ها علاوه بر خسارت های اقتصادی فراوان موجب تلفات جانی سنگینی نیز شده است. هدف از انجام

* پست الکترونیک نویسنده مسئول: h.taghizadeh90@gmail.com

۱. دانشجوی دکترا، مهندسی مکانیک، دانشگاه تبریز

۲. استاد، مهندسی مکانیک، دانشگاه تبریز

۳. دانشجوی کارشناسی ارشد، مهندسی خودرو، دانشگاه علم و صنعت

۴. دانشجوی کارشناسی ارشد، مهندسی مکانیک، دانشگاه مراغه

فاکتورهای بسیار مهم در تعیین عمر خستگی می‌باشد که تعیین آن با استفاده از روش‌های تجربی بسیار مشکل است از اینرو استفاده از شبکه عصبی برای بدست آوردن تنش پسماند بسیاری از مشکلات موجود در تعیین تجربی تنش پسماند را از بین می‌برد. همچنین پلونه و چوپرا کارایی شبکه عصبی مصنوعی را در پیش‌بینی عمر خستگی فولادهای آلیاژی کم کربن نشان دادند [۱۳].

در سال‌های اخیر تحقیقات وسیعی در رابطه با کاربرد شبکه مصنوعی مخصوصا در شناسایی الگوها انجام گرفته است [۱۴]. شبکه‌های عصبی مصنوعی با پردازش داده‌های تجربی، دانش یا قانون نهفته در ورای داده‌ها را به ساختار شبکه منتقل می‌کنند و بر خلاف مدل‌های ریاضی نیازی به تعیین رابطه ریاضی بین ورودی‌ها و خروجی‌ها ندارند. بنابراین در مواردی که امکان نشان دادن روابط پیچیده بین متغیرها در عبارات فیزیکی مشکل باشد توانایی زیادی دارند. امروزه شبکه‌های عصبی به علت قابلیت بالای آن در پیش‌بینی نقاط بدون دانستن هیچ گونه رابطه‌ای و همچنین زمان کم آموزش شبکه، در مقایسه با روش‌هایی مانند درون‌یابی و برون‌یابی و برازش داده‌ها، کاربرد وسیعی پیدا کرده است.

هدف از این پژوهش ارائه مدلی برای پیش‌بینی عمر خستگی اتصالات دو لبه برشی آلومینیم Al2024-T3 در بارهای اعمالی مختلف با دقت بالا، بدون انجام تست و بدون صرف زمان و هزینه می‌باشد. برای این منظور، با استفاده از دستگاه تست خستگی، عمر قطعه (اتصالات دو لبه برشی آلومینیم Al2024-T3) برای بارهای مختلف اندازه‌گیری شده و داده‌های به دست آمده برای آموزش شبکه‌های عصبی مورد استفاده قرار گرفته شده است. سپس برای اطمینان از آموزش صحیح شبکه و مدل بدست آمده نتایج برای داده‌های مورد استفاده در فاز آموزشی با داده‌های تجربی مقایسه گردیده است. از شبکه آموزش دیده که ورودی آن بار اعمال شده بر قطعه و خروجی آن عمر

تست‌های خستگی یافتن عمر قطعه تحت اعمال بارهای سیکلی مختلف می‌باشد. از آن جا که مکانیزم دقیق پدیده خستگی هنوز به طور کامل مشخص نشده است، روش‌های زیادی برای تخمین عمر قطعات توسط پژوهشگران ارائه و ابداع شده است. بهترین و دقیق‌ترین روش برای تعیین عمر خستگی انجام تست‌های خستگی می‌باشد [۲۰]. البته روش تجربی برای پیش‌بینی عمر قطعات یقینا منجر به جوابهای قابل اطمینانی خواهد شد ولی برای عملی نمودن آن می‌بایست آزمایش چندین بار تکرار گردد، این فرایند نیازمند صرف وقت و هزینه بیشتری است. روش دیگر برای تعیین عمر خستگی استفاده از معیارهای چند محوری می‌باشد که می‌توان به معیارهای فاطمی-سوشی^۱ [۳]، اس دبیلیوتی^۲ [۴] و گلینکا^۳ [۵] اشاره کرد. همچنین برای تعیین عمر خستگی می‌توان از روابط مکانیک شکست استفاده کرد. برای تعیین عمر خستگی با استفاده از روابط مکانیک شکست می‌توان به روابط پاریس [۶]، والکر، ناسگرو و و همچنین نرم‌افزارهای آفگرو^۴ [۷] و فستر^۵ [۸] اشاره کرد. مطالعات انجام یافته گرفته حاکی از این است که استفاده از این روش‌ها برای تعیین عمر خستگی با وجود محدودیت‌های هر یک از این روش‌ها دارای خطای غیر قابل چشم‌پوشی می‌باشد. در سالهای اخیر با توجه به توانایی و توسعه چشمگیر کاربرد هوش محاسباتی و به خصوص شبکه‌های عصبی به منظور صرفه‌جویی در زمان و هزینه و نیز کاهش مقدار خطا در پیش‌بینی عمر قطعات برای تعیین عمر خستگی استفاده شده است [۹ و ۱۰]. موهانتی و همکاران [۱۱] با استفاده از شبکه‌های عصبی عمر رشد ترک خستگی در نسبت‌های بار مختلف برای نمونه‌های آلومینیمی بدست آورده‌اند که نتایج حاصل از شبکه‌های عصبی تطابق قابل قبولی با نتایج تجربی نشان می‌دهد. توکاتاش و اوزدمیر [۱۲] نشان دادند که مدل‌سازی با شبکه عصبی مصنوعی راه حل مناسبی برای بدست آوردن توزیع تنش پسماند می‌باشد. تنش پسماند یکی از

⁴ AFGROW

⁵ FASTRAN

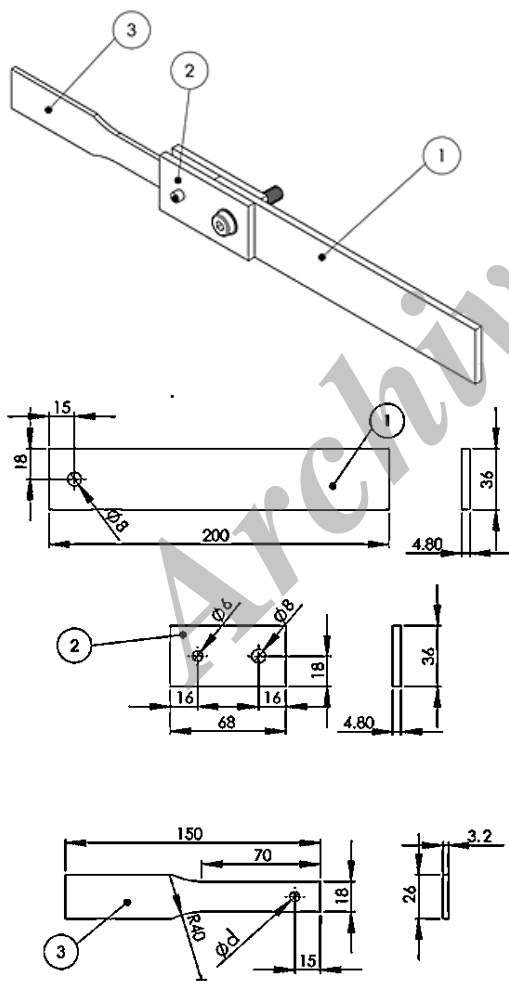
⁶ Fitting

¹ Fatemi-Socie

² Smith-Watson-Topper

³ Glinka

از پرکاربردترین آلیاژها در صنایع هوا و فضا محسوب می‌شود. از مزیت‌های این آلیاژ می‌توان به مقاومت خوب در برابر خوردگی و همچنین نسبت استحکام به وزن بالا اشاره نمود. این آلیاژ به شکل ورق نورد سرد شده در ابعاد $1/22 \times 1/22$ مترمربع به ضخامت $3/2$ میلی‌متر تهیه شده است. با استفاده از دستگاه طیف‌نمای نورتابشی ترکیب شیمیایی Al2024-T3 مشخص شده و در جدول ۱ آورده شده است.



شکل ۱- ابعاد نمونه و شکل سه بعدی فیکسچر و ابعاد آن (میلیمتر)

خستگی است در تعیین عمر خستگی تحت بارهای دیگری که قبلاً در فرآیند آموزش شبکه شرکت نکرده‌اند استفاده شده است. در نهایت نتایج حاصل از پیش‌بینی شبکه با نتایج تجربی مقایسه گردیده و تطابق قابل قبولی بین نتایج تجربی و پیش‌بینی شبکه عصبی مشاهده شده است.

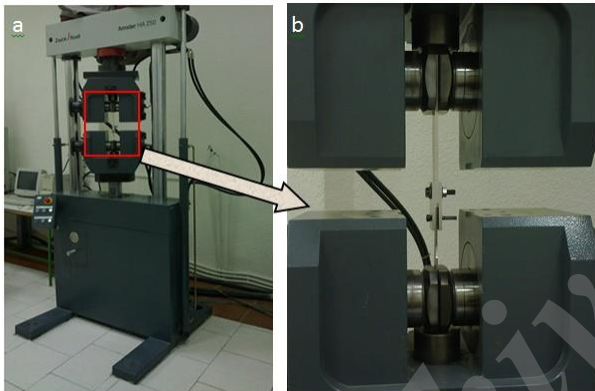
۲- تست‌های تجربی

هدف از انجام تست‌های تجربی استخراج نمودار تنش - عمر در ورق آلومینیومی Al2024-T3 در اتصالات دو لبه برشی در مقادیر مختلف بارگذاری می‌باشد. اتصال مورد استفاده بصورت اتصال پینی می‌باشد. در این تحقیق به جای استفاده از پین از پیچ کلاس ۱۲/۹ استفاده شده است. این پیچ از دو قسمت رزوه‌دار و بدون رزوه (ساق پیچ) تشکیل شده است بطوریکه فقط قسمت بدون رزوه پیچ با اتصال در تماس می‌باشد و در واقع پیچ همان نقش پین را دارد. این پیچ بدلیل مقاومت خستگی خوب، صافی سطح، سختی سطح مطلوب، قیمت ارزان و شکل مناسب انتخاب گردید برای انجام تست‌های خستگی در اتصالات دو لبه برشی از یک فیکسچر مخصوص استفاده شده است که در شکل ۱ نشان داده شده است. چنانچه ذکر گردید در این تحقیق، هدف بررسی عمر خستگی ورق آلومینیوم Al2024-T3 در اتصالات دو لبه برشی است. بنابراین باید از فیکسچری استفاده گردد که واماندگی در ورق آلومینیوم Al2024-T3 اتفاق بیافتد نه در فیکسچر. از اینرو با انجام بررسی‌های لازم در این زمینه، برای ساخت فیکسچر آلومینیوم Al7075-T6، انتخاب گردید (شکل ۱). این آلومینیوم دارای مقاومت خستگی و استحکام بالاتری نسبت به آلومینیوم Al2024-T3 می‌باشد. در اتصالات دو لبه، دو عضو توسط یک صفحه بالایی و یک صفحه پایینی به هم بسته می‌شوند. این نوع اتصالات به علت اینکه هم از لحاظ بارگذاری و هم از لحاظ هندسی متقارن می‌باشد دچار تنش‌های خمشی نشده و عمر خستگی بیشتری دارد. به دلیل خواص مکانیکی مناسب آلیاژ Al2024-T3، برای نمونه‌های خستگی از این آلیاژ استفاده شده است که یکی

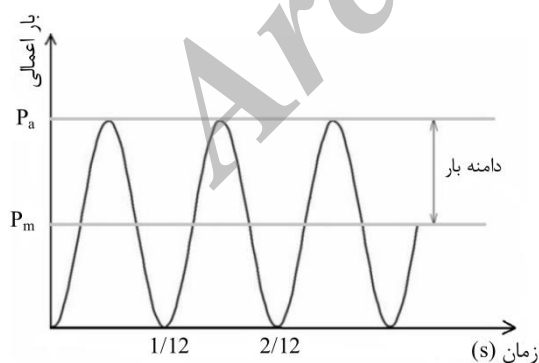
جدول ۱- ترکیب شیمیایی Al2024-T3

Ti	Si	Fe	Cu	Mn	Mg	Cr	Zn	آلیاژ (wt%)
۰/۱۵	۰/۵۰	۰/۵۰	۴/۹	۰/۹۰	۱/۸-۱/۲	۰/۱۰	۰/۲۵	2024-T3

در انجام تست‌های خستگی از دستگاه زویک/رولرآمسler^۱ استفاده شده است (شکل ۳). بارگذاری اعمالی از نوع سینوسی با نسبت بار صفر می‌باشد (شکل ۴). تست‌ها در دمای اتاق با فرکانس ۱۲ هرتز انجام شده‌اند. منظور از عمر، تعداد سیکل‌هایی است که باعث گسیختگی کامل قطعه می‌شود.



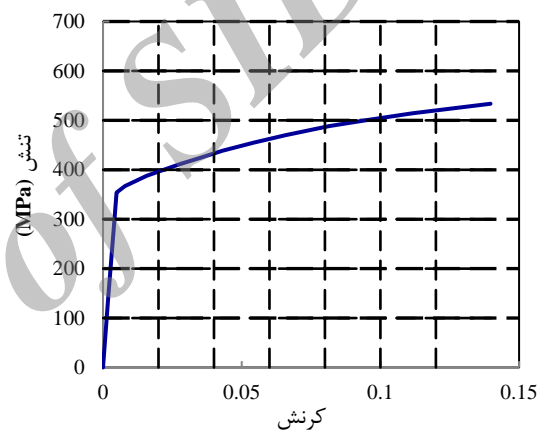
شکل ۳- دستگاه تست خستگی آمسler



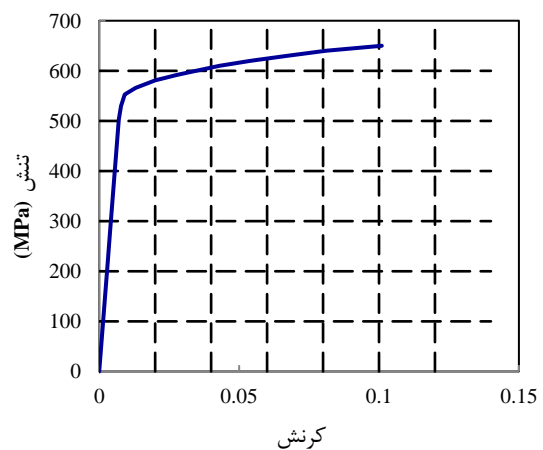
شکل ۴- بارگذاری اعمال شده در تست‌های خستگی

نتایج به دست آمده از تست‌های خستگی در بارهای مختلف (جدول ۲) بیانگر کاهش عمر با افزایش بار می‌باشد.

برای تعیین خواص مکانیکی آلیاژ Al2024-T3، آزمون کشش ساده بر روی نمونه‌ای که برش طولی آن در راستای نورد انتخاب شده، انجام شده است. نرخ اعمال بار استاتیکی در این تست 0.1kN/s بوده است. شکل ۲ نمودار تنش- کرنش بدست آمده را نشان می‌دهد.



(الف)



(ب)

شکل ۲- نمودار تنش - کرنش آلیاژ آلومینیم Al2024-T3 (الف) و Al7075-T6 (ب)

شبکه عصبی را می‌توان مدل‌های الکترونیکی از ساختار مغز انسان نامید که معمولاً به منظور فراگیری نقشه‌های ورودی- خروجی مجموعه‌ای از الگوها و نمونه‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرند. روابط کاربردی میان متغیرها فراگرفته می‌شوند بدون اینکه نیازی به تعریف روابط میان تک تک متغیرها باشد [۱۴].

شکل ۶ مدل ریاضی یک نرون را نشان می‌دهد که در آن سیگنال ورودی (P) پس از تقویت یا تضعیف شدن به اندازه پارامتر وزن W به صورت یک سیگنال الکتریکی با اندازه $W \times P$ وارد نرون می‌شود. به دلیل ساده سازی مدل ریاضی، فرض می‌شود که در هسته سلول عصبی، سیگنال ورودی با سیگنال دیگری به اندازه b جمع می‌گردد. مجموع حاصل که به صورت معادله ۱ است.

$$n = W_{1,1} \times P_1 + W_{1,2} \times P_2 + \dots + W_{1,R} \times P_R + b \quad (1)$$

از تابع انتقال f عبور کرده و خروجی سلول به صورت $a=f(n)$ حاصل می‌شود [۱۴ و ۱۵].

تعداد زیادی نرون می‌توانند در یک لایه از شبکه باهم ترکیب شوند. همچنین یک شبکه ممکن است شامل یک یا چندین لایه باشد. در بسیاری از شبکه‌های عصبی، اتصالات بین نرونی به گونه‌ای است که نرون‌های لایه میانی، ورودی خود را از تمام نرون‌های لایه پائینی خود دریافت می‌کنند، چنین شبکه‌هایی را شبکه‌های پیشخور^۱ می‌نامند. در این مقاله از یک نوع شبکه عصبی مصنوعی موسوم به شبکه پرسپترون چندلایه^۲ با الگوریتم پس انتشار خطا^۳ به علت توانایی بالای آنها در یادگیری مسایل غیرخطی و همچنین مسایلی با تصمیم‌گیری‌های متعدد و نیز کاربرد وسیع آنها در مهندسی [۱۴]، استفاده شده است که در آن ورودی شبکه، بار اعمالی و خروجی شبکه عمر خستگی قطعه می‌باشد.

در یک شبکه پرسپترون چند لایه، هر لایه شامل تعدادی نرون می‌باشد که برای لایه اول، خروجی هر نرون با اعمال

پس از انجام تست‌های خستگی به منظور بررسی محل و نحوه شروع ترک‌های خستگی از مقاطع عکس‌برداری شده است. پس از بررسی محل شروع ترک در نمونه‌های شکسته شده موقعیت شروع ترک در محیط سوراخ (کوچکترین سطح مقطع) اتفاق افتاده است. در نمونه‌های بدست آمده ترک‌های خستگی در لبه سوراخ و از نواحی وسط لبه در صفحه میانی بصورت یکسره گسترش می‌یابند. در شکل ۵ محل شکست و نحوه گسترش ترک نشان داده شده است.

جدول ۲- تست‌های خستگی در بارهای مختلف

ردیف	ماکزیمم بار اعمالی (kN)	فرکانس (Hz)	عمر خستگی بر حسب سیکل (تست)
۱	۶	۱۲	۲۰۹۸۰۹
۲	۷	۱۲	۱۱۵۳۵۴
۳	۸	۱۲	۶۶۴۹۱
۴	۹	۱۲	۴۸۳۷۲
۵	۱۰	۱۲	۳۸۳۲۴
۶	۱۱	۱۲	۳۱۴۸۹
۷	۱۳	۱۲	۱۳۷۳۹
۸	۱۵	۱۲	۱۱۴۹۳
۹	۱۷	۱۲	۲۵۰۰



الف



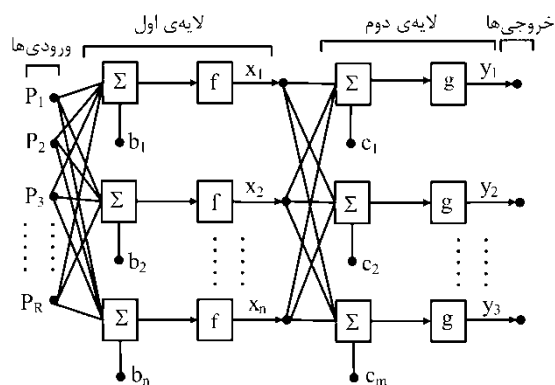
ب

شکل ۵- الف) محل شکست ب) نحوه گسترش ترک در

آلومینیم Al2024-T3

۳- مدل‌سازی با شبکه‌های عصبی مصنوعی

1. Feed forward
2. Multi-Layer Perceptron
3. Back Propagation



شکل ۷- یک شبکه پرسپترون دو لایه پیشخور [۸]

برای آموزش شبکه عصبی، مجموعه داده‌های آموزشی به سه زیرمجموعه آموزشی، اعتبارسنجی^۱ و تست تقسیم می‌شوند. داده‌های آموزشی برای بهینه کردن مقادیر وزن‌ها و بایاس‌ها به کار می‌رود، داده‌های مربوط به اعتبارسنجی برای تخمین خطای احتمالی در طول فرایند آموزش مورد استفاده قرار می‌گیرد و داده‌های تست که هیچ نقشی در آموزش شبکه نداشته‌اند، برای آزمودن شبکه استفاده می‌شود. برای ارزیابی شبکه عصبی و مقایسه نتایج حاصل از پیش‌بینی شبکه عصبی با مقادیر تجربی از کمیات زیر استفاده می‌شود:

(۱) ریشه میانگین مربعات خطا

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (t_i - o_i)^2}{n}} \quad (7)$$

(۲) کسر مطلق واریانس^۲ که معیاری از میزان قابل استفاده بودن داده‌ها در آنالیزهای رگرسیونی چندگانه است.

$$R^2 = 1 - \left\{ \frac{\sum_{i=1}^n (t_i - o_i)^2}{\sum_{i=1}^n (o_i)^2} \right\} \quad (8)$$

کسر مطلق واریانس بین ۰ و ۱ تغییر می‌کند که مقادیر نزدیک‌تر به ۱ بیان‌کننده نتایج بهتر می‌باشد. n تعداد داده‌ها، t داده‌های تجربی مربوط به چگالی و 0 مقادیر چگالی به دست آمده از شبکه عصبی می‌باشد. تعداد داده‌های مورد نیاز برای آموزش شبکه باید به حدی باشد که مقادیر خطاها برای هر سه زیرمجموعه اشاره شده قابل

مقادیر وزن ($W_{1,1}, \dots, W_{1,R}$) در مقادیر داده‌های ورودی (P_1, \dots, P_R) و اضافه کردن بایاس و عبور از تابع انتقال f به دست خواهد آمد. شکل ۷ ساختار یک شبکه پرسپترون دو لایه پیشخور با n نرون در لایه اول و m نرون در لایه دوم را نشان می‌دهد. خروجی لایه‌های اول و دوم از روابط زیر تعیین می‌شود:

$$X = f(W_2 \times P + B) \quad (2)$$

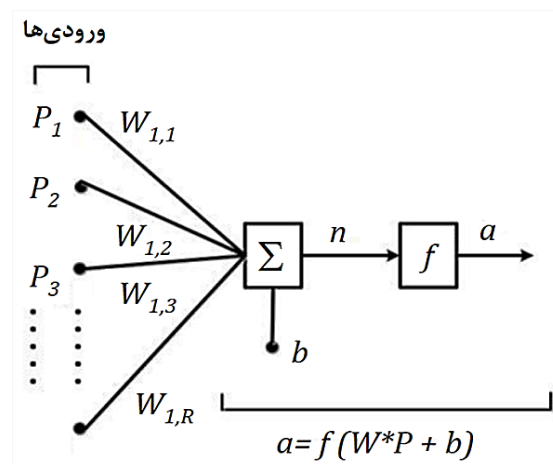
$$Y = g(W_2 \times X + C) = g(W_2 \times f(W_1 \times P + B) + C) \quad (3)$$

که در آن، X بردار خروجی از لایه اول و بردار ورودی لایه دوم، B بردار بایاس برای لایه اول، C بردار بایاس برای لایه دوم، W_1 ماتریس وزن مورد استفاده در لایه اول، W_2 ماتریس وزن مورد استفاده در لایه دوم، f تابع انتقال لایه اول و g تابع انتقال لایه دوم و Y خروجی لایه دوم است. با توجه به شکل ۶ ورودی لایه دوم خروجی لایه اول می‌باشد و ورودی لایه سوم خروجی لایه دوم می‌باشد، به همین ترتیب اگر تعداد لایه‌های شبکه M باشد و a^n خروجی لایه nام و f^n تابع انتقال لایه nام باشد آنگاه داریم:

$$a^0 = P \quad (4)$$

$$a^{m+1} = f^{m+1}(W^{m+1} \times a^m + B^{m+1}) \quad m = 0, 1, \dots, M-1 \quad (5)$$

$$a^M = a \quad (6)$$

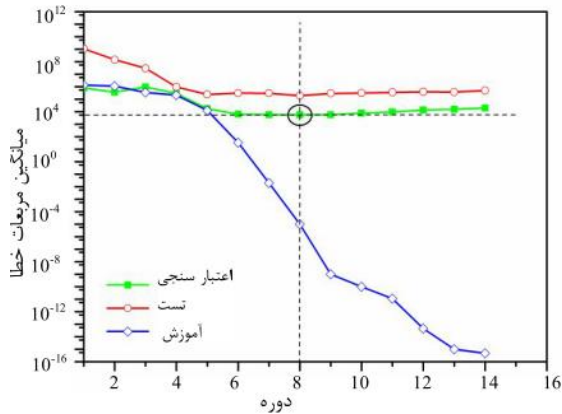


شکل ۶- مدل ریاضی یک نرون [۸]

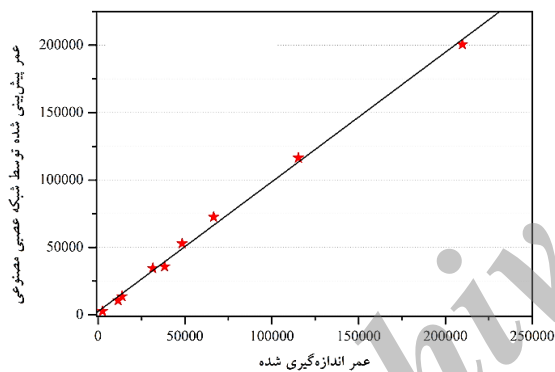
2. Absolute fraction of variance

1. Validation

نشان می‌دهد که تغییرات داده‌های حاصل از تخمین شبکه عصبی می‌تواند بیش از ۹۶٪ تغییرات داده‌های تجربی را توضیح دهد، که این نتیجه معیاری از میزان قابل اطمینان بودن شبکه عصبی انتخاب شده است.



شکل ۸- روند آموزش شبکه



شکل ۹- رگرسیون خطی داده‌های آموزشی (جدول ۲)

پس از اطمینان از مدل به دست آمده توسط شبکه عصبی مصنوعی از آن در فاز کاری برای پیش‌بینی عمر نمونه در بارهای مختلف، که در آموزش شبکه هیچ نقشی نداشته‌اند، استفاده شده است. جدول ۳ مقادیر حاصل از تخمین شبکه عصبی را برای نمونه با بارهای مختلف نشان می‌دهد. برای مقایسه بهتر درصد خطای نسبی داده‌های حاصل از جدول ۳ بر حسب عمر خستگی در شکل ۱۰ آورده شده است. بیشترین اختلاف میان داده‌های واقعی و شبیه‌سازی شده کمتر از ۱۰٪ می‌باشد که نشان‌دهنده توافق عالی نتایج پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی با مقادیر واقعی است.

قبول باشد بطوری که در برخی موارد می‌توان با تعداد داده‌های کمتر مدل‌سازی کرد و در برخی موارد دیگر حتی با تعداد داده‌های بسیار زیاد نیز نمی‌توان از شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده کرد [۱۷ و ۱۸].

۴- بحث و نتایج

در این پژوهش ابتدا از داده‌های جدول ۲ که از تست خستگی اتصالات دو لبه برشی آلومینیم Al2024-T3 به دست آمده یک داده برای اعتبارسنجی و دو داده برای تست بطور کاملا تصادفی انتخاب شدند و از بقیه داده‌ها برای یافتن مقادیر بهینه وزن‌ها و بایاس‌ها استفاده شدند. در نهایت توانستیم یک شبکه عصبی مصنوعی سه لایه با تعداد ۸، ۱۳ و ۱۱ نرون به ترتیب در لایه‌های اول، دوم و سوم آموزش دهیم شکل ۸ مربوط به روند آموزش شبکه است، مشاهده می‌شود پس از دور هشتم خطای آموزش شبکه بسیار کم و در حدود 10^{-7} می‌باشد که نشان‌دهنده دقت بالای آموزش شبکه است و همچنین خطای میانگین مربعات^۱ ($MSE = RMSE^2$) مربوط به داده‌های تست و اعتبارسنجی کمینه و کمتر از 10^{-6} می‌باشد که با توجه به تعریف میانگین مربعات خطا و بزرگی داده‌های آموزشی، این خطا بیانگر اختلافی کمتر از ۱۰۰۰ در داده‌های آموزشی بوده و قابل قبول می‌باشد، در نتیجه روند آموزش شبکه بعد از دور هشتم متوقف شده و مقادیر بهینه وزن‌ها و بایاس‌ها به دست آمدند. برای اطمینان از آموزش صحیح شبکه و مدل بدست آمده نتایج برای داده‌های مورد استفاده در فاز آموزشی با داده‌های تجربی در شکل ۹ مقایسه شده است که نشان‌دهنده قابل قبول بودن خطای میانگین مربعات (شکل ۸) مربوط به داده‌های آموزشی، تست و اعتبارسنجی است.

شکل ۹ رگرسیون خطی داده‌های آموزشی را نشان می‌دهد. با داشتن مقدار R^2 می‌توان میزان تغییرات متغیر وابسته را توسط تغییرات متغیر مستقل توضیح داد. نزدیک بودن مقدار ضریب رگرسیون خطی و نیز مقدار R^2 به عدد ۱

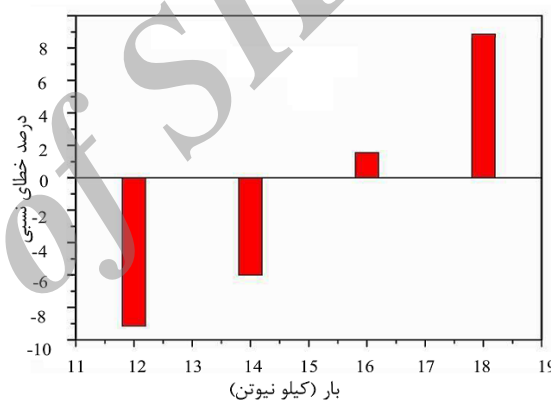
3. $MSE (MSE = RMSE^2)$

تجربی بصورت کاملا تصادفی به سه زیرمجموعه آموزشی، اعتبارسنجی و تست تقسیم بندی شدند و سپس عمر قطعه را توسط شبکه عصبی پرسپترون سه لایه با تعداد ۸، ۱۳ و ۱۱ نرون به ترتیب در لایه های اول، دوم و سوم مدل سازی کرده که کمینه بودن میانگین مربعات خطای مربوط به داده های آموزشی نشان دهنده دقت بالای آموزش شبکه است. پس از آموزش شبکه، در فاز کاری، با استفاده از مدل به دست آمده عمر خستگی نمونه برای بارهای مختلف با دقت خوبی پیش بینی شده است. با مقایسه نتایج تجربی و نتایج حاصل از مدل مصنوعی در فاز کاری مشاهده می شود که می توان از شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون ۳ لایه با الگوریتم پس انتشار خطا برای پیش بینی عمر خستگی نمونه ها با خطای کمتر از ۱۰ درصد استفاده کرد. این میزان خطا نشان دهنده کارایی بالای مدل سازی توسط شبکه های عصبی مصنوعی در تست های خستگی و پیش بینی عمر قطعات می باشد.

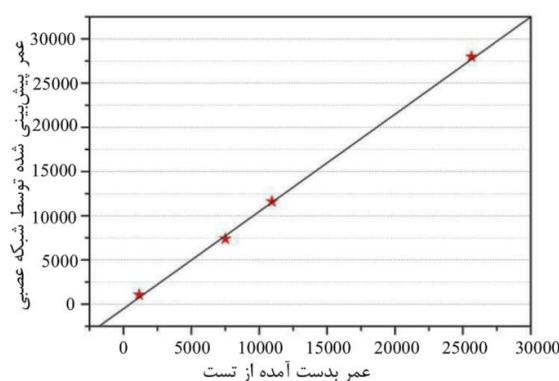
شکل ۱۱ رگرسیون خطی مقادیر تجربی عمر خستگی و مقادیر حاصل از پیش بینی شبکه عصبی را در فاز کاری نشان می دهد. نزدیک به عدد ۱ بودن ضریب تعیین ($R^2=0.9993$) ایده آل بودن این مدل را تایید می کند.

جدول ۳- مقادیر حاصل از تخمین شبکه عصبی برای نمونه با بارهای مختلف

بار اعمالی (kN)	فرکانس (Hz)	عمر خستگی (تست)	عمر خستگی (شبکه عصبی)
۱۲	۱۲	۲۵۶۳۶	۲۷۹۸۰
۱۴	۱۲	۱۰۹۳۹	۱۱۵۹۶
۱۶	۱۲	۷۵۰۹	۷۳۹۲
۱۸	۱۲	۱۱۶۱	۱۰۵۸



شکل ۱۰- درصد خطای نسبی داده های حاصل از مدل



شکل ۱۱- رگرسیون خطی مقادیر تجربی عمر خستگی و مقادیر حاصل از پیش بینی شبکه عصبی در فاز کاری

۵- نتیجه گیری

در این پژوهش عمر خستگی قطعه (اتصالات دو لبه برشی آلومینیم Al2024-T3) تحت بارهای مختلف به وسیله دستگاه تست خستگی اندازه گیری شد سپس داده های

۶- مراجع

- [1] Chakherlou T.N., Taghizadeh H., Mirzajanzadeh M., Aghdam A.B. (2012) "On the prediction of fatigue life in double shear lap joints including interference fitted pin". *Engineering Fracture Mechanics*, Vol. 96, No. 3, pp. 340-354.
- [2] Socie D.F., Morrow J., Chen W.C. (1979) "A procedure for estimating the total fatigue life of notched and cracked members". *Engineering Fracture Mechanics*, Vol. 11, pp. 851-9.
- [3] Fatemi A., Socie D.F. (1988) "A critical plane approach to multiaxial fatigue damage including out of phase loading". *Fatigue Fracture Engineering Material Structure*, Vol. 11, pp. 149-65.
- [4] Smith K.N., Watson P., Topper T.H. (1963) "A stress strain function for the fatigue of metals". *Journal Engineering Material Technology*, Vol. 5, No. 4, pp. 528-35.
- [5] Glinka G., Shen G., Plumtree A. (1995) "A multiaxial fatigue strain energy density parameter related to the critical plane". *Fatigue Fracture Engineering Material Structure*, Vol. 18, pp. 37-46.
- [6] Paris P., Erdogan F. (1963) "A critical analysis of crack propagation laws". *Journal of Basic Engineering*, Vol. 85, No. 4, pp. 528-35.
- [7] Taghizadeh H., Chakherlou T.N., Ghorbani H., Mohammadpour A. (2015) "Prediction of fatigue life in cold expanded fastener holes subjected to bolt tightening in Al alloy 7075-T6 plate". *International Journal of Mechanical Sciences*, Vol. 90, pp. 6-15.
- [8] Harter A. (1999) "Comparison of contemporary FCG life prediction tools". *International Journal of Fatigue*, Vol. 21, pp. 181-5.
- [9] Toktas I., Özdemir A.T. (2011) "Application of artificial neural network for predicting strain-life fatigue properties of steels on the basis of tensile tests". *Expert Systems with Applications*, Vol. 38, pp. 553-63.
- [10] Genel K. (2004) "Artificial neural networks solution to display residual hoop stress field encircling a split-sleeve cold expanded aircraft fastener hole". *International Journal of Fatigue*, Vol. 26, pp. 1027-35.
- [11] Mohanty J.R., Verma B.B., Parhi D.R.K., Ray P.K. (2009) "Application of artificial neural network for predicting fatigue crack propagation life of aluminum alloys". *AECHIVES of Computational Materials Science and Surface Engineering*, Vol. 1, , No. 3, pp. 133-38.
- [12] Toktash I., Özdemir A.T. (2012) "Artificial neural networks solution to display residual hoop stress field encircling a split-sleeve cold expanded aircraft fastener hole". *Expert Systems with Applications*, Vol. 38, pp. 553-63.
- [13] Pleune T., Chopra K. (2000) "Using artificial neural networks to predict the fatigue life of carbon and low-alloy steels". *Nuclear Engineering and Design*, Vol. 197, pp. 1-12.
- [14] Martin T., Hagan N., DEMUTH B. (2000) "Neural Network Design, Mark Beale MHB". Inc. PWS Publishing Company.
- [15] Rosenblatt F. (1961) "Principles of Neurodynamics". Spartan Press, Washington D.C.
- [16] Jiasheng Wu., Guoqiang Z., Quan Z., Jin Z. (2011) "Artificial neural network analysis of the performance characteristics of a reversibly used cooling tower under cross flow conditions for heat pump heating system in winter" *Energy Buildings*, Vol. 43, pp. 1685-1693.
- [17] Hosoz M., Ertunc H.M., Bulgurcu H. (2007) "Performance prediction of a cooling tower using artificial neural network". *Energy Conversion and Management*, Vol. 48, pp. 1349-1359.
- [18] Vogl T.P., Mangis J.K., Rigler A.K., Zink W.T., Alkon D.L. (1988) "Accelerating the convergence of the back propagation method". *Biological Cybernetics*, Vol. 59, pp. 257-263.