Archive of SID

تخمين مقاومت نهايي تيرورق‌هاي تحت اثر بارهاي موضعي به كمک شبكه‌هاي عصبي مصنوعي

فرزاد شهابيان*[۱] و حبيب رجبي مشهدي[۲]
[۱]دانشيارگروه عمران- دانشكده مهندسي- دانشگاه فردوسي مشهد
[۲]دانشيارگروه برق- دانشكده مهندسي- دانشگاه فردوسي مشهد
(تاريخ دريافت ۸۵/۱۲/۷، تاريخ دريافت روايت اصلاح شده ۸۹/۹/۳۰ ، تاريخ تصويب ۸۹/۱۰/۲۸)

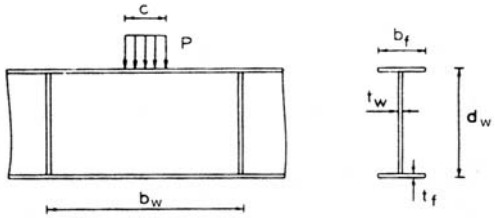
چكيده

باره‌اي موضعي يكي از چندين نوع بارگذاري بوده كه مي‌تواند باعث بروز ناپايداري و گسيختگي تيرورق‌ها شود. عوامل مهم و مؤثر در ناپايداري از قبيل كمانش جان وبال و ايجاد لهيدگي در محل اتصال بال به جان باعث پيچيده شدن رفتار تيرورق‌ها مي‌شود. روابط پيشنهاد شده كنوني بر اساس نتايج حاصل از آزمايش و به صورت نيمه تجربي بوده و خطاي حداكثري در حدود ۲۰ درصد داشته است. تحليل به روش اجزاي محدود نيز به همان دلايل ذكر شده همواره با مشكل وخطا همراه بوده است. در اين پژوهش از شبكه‌هاي عصبي براي تخمين مقاومت نهايي تيرورق‌هاي تحت اثر بارهاي موضعي استفاده شده است. براي آموزش شبكه، نتايج آزمايش‌هاي موجود مورد استفاده قرار گرفته است. نتايج حاصل نشان مي‌دهد كه خطاي حداكثر ۱۱ درصد بوده كه در مقايسه با ساير روش‌ها و موارد مشابه از دقت بالاتري برخوردار است.

واژه‌هاي كليدي: تيرورق‌ها، بارهاي موضعي، شبكه‌هاي عصبي مصنوعي

مقدمه

در تيرورق‌ها با سطوح بزرگي از ورق با ضخامت كم روبرو هستيم كه تشكيل دهنده جان تيرورق‌ها بوده و محصور بين بال‌هاي بالا و پايين از يكسو و سخت كننده هاي عرضي(قائم) از ديگر سو مي‌باشد (شكل(۱)).



شكل ۱: نمايش تير ورق.

يكي از مهم‌ترين مواردي كه در طراحي تيرورق‌ها با آن مواجه مي‌شويم، ناپايداري ورق جان تحت اثر بارهاي موضعي بوده كه در يك محدوده كوچك در بين سخت كننده‌هاي عرضي بر تير اثر مي‌كنند. عوامل مهم مؤثر در ناپايداري تيرورق‌ها از قبيل كمانش جان وبال و ايجاد لهيدگي در محل اتصال بال به جان باعث پيچيده شدن رفتار تيرورق‌ها تحت اثر بارهاي موضعي مي‌شود. اين پديده باعث شده كه به دست آوردن يك رابطه كاملاً نظري براي تعيين بار نهايي غير ممكن گردد. محققاني كه در اين زمينه فعاليت داشته‌اند، كم و بيش از نتايج و مشاهدات تجربي خود استفاده كرده و رابطه‌هايي را پيشنهاد كرده‌اند كه در بهترين حالت‌ها خطاي حداكثري بيش از ۲۰ درصد داشته است. تحليل به روش اجزاي محدود نيز به علت عدم امكان صحيح اعمال تغيير شكل‌ها و تنش‌هاي اوليه ناشي از ساخت تيرورق بسيار مشكل و با خطا همراه بوده است [۱].

با توجه به اختلاف نتايج حاصل از روابط تجربي- نظري و همچنين نتايج حاصل از تحليل به روش اجزاي محدود با نتايج حاصل از آزمايش‌هاي موجود، در اين پژوهش از شبكه‌هاي عصبي مصنوعي براي پيش‌بيني مقاومت نهايي تيرورق‌ها تحت اثر بارهاي موضعي استفاده شده است. براي اين كار ابتدا نتايج آزمايشگاهي گزارش شده در اين زمينه گردآوري شده و سپس جديدترين تكنيك‌ها در روش شبكه‌هاي عصبي مصنوعي به كار گرفته شده است كه حاصل آن رضايت‌بخش بودن نتايج نسبت به كارهايي است كه تاكنون در اين زمينه انجام گرديده است.

تاثير بارهاي موضعي روي مقاومت تيرورق‌ها

كچام و درافين در سال ۱۹۳۲ و همچنين ليز و گودفري در سال ۱۹۳۵ جزء اولين كساني بودند كه

* نويسنده مسئول : تلفن: ۸۸۱۵۱۰۰ – ۰۵۱۱ ، فاكس : ۸۷۶۳۳۰۱ – ۰۵۱۱ , Email: fshahabianm@yahoo.com
www.SID.ir

Archive of SID

آزمایش‌هایي را به منظور بررسي مقاومت تیرورق‌ها تحت اثر بارهاي موضعي انجام دادند [۲]. ازسال ۱۹٦۰ به بعد افراد زیادي نظیر گرانهلم، برگفلت، اسکالود، راکي و رابرتز در این زمینه تحقیق و بررسي‌هایي را انجام داده‌اند. مجموعه کاملي از روش‌هاي پیشنهادي و نتایج آزمایش هاي انجام شده توسط محققان فوق الذکر به همت رابرتز و نیوآرك [۳] وگراناث [٤] جمع آوري و گزارش گردیده است.

در میان نظریه‌هاي مختلف، راه حل پیشنهادي توسط رابرتز و راکي که براساس ساز وکار گسیختگي ارایه شده، بهترین نتیجه را عاید ساخته است [۱]. بر اساس نظریه مذکور مقاومت نهایي تیرورق‌ها در برابر بارهاي موضعي برابر حداقل مقدار به دست آمده از دو رابطه زیر است [۳ و ٥]:

$$P_{uy} = (16M_f \sigma_w t_w)^{0.5} + \sigma_w t_w c_e \qquad (۱)$$

$$P_{ub} = \frac{1}{1.45}[1.1t_w^2 (E\sigma_w)^{0.5} (\frac{t_t}{t_w})^{0.25} (1 + \frac{c_e t_w}{d_w t_f})] \qquad (۲)$$

که در آن:

$$c_e = c + 2t_f \qquad (۳)$$

$$M_f = 0.25\sigma_f b_f t_f^2 \qquad (۴)$$

در روابط فوق t_w ضخامت جان، d_w ارتفاع جان، b_w عرض جان، E ضریب کشسان، σ_W حد جاري شدن جان، σ_f حد جاري شدن بال، t_f ضخامت بال، b_f عرض بال، c عرض بارگذاري و P_u مقاومت نهایي تیرورق مي‌باشند.

تحقیقات انجام شده در این زمینه نشان مي‌دهد که نتایج حاصل از نظریه‌هاي مختلف در بهترین حالت داراي خطایي بیش از ۲۰ درصد بوده است. فونسکا و همکاران [۱] با به کارگرفتن روش شبکه‌هاي عصبي مصنوعي توانستند حداکثر خطاي پیش‌بیني شده توسط شبکه عصبي پیشنهادي خود را به ۱٥ درصد تقلیل دهند.

در پژوهش حاضر با توجه به امکان دسترسي به نتایج تعداد زیادي از آزمایش‌هایي که تاکنون در این زمینه انجام گرفته است، روش شبکه‌هاي عصبي به‌کار گرفته شده و سعي شده که با استفاده از دستاوردهاي نویني که در زمینه بهبود شبکه‌هاي عصبي مطرح است، به نتایج بهتري دست یافته شود. در این راستا تلاش گردیده که با افزایش تعداد داده ها (بیش از ۲۰۰ مورد) بتوان شرایط را برای طراحی یک شبکه مناسب چنان فراهم کرد که بتواند با دقت هر چه بهتری مقاومت تیر ورق ها را تخمین بزند و از بروز مشکلات ناشی از کمبود داده ها جلوگیری کند.

معرفي شبکه‌هاي عصبي مصنوعي

الهام از روش‌هاي طبیعت و سیستم‌هاي زنده در حل مسایل مختلف همواره به عنوان یک ایده اساسي مورد توجه بشر قرار داشته و این رویکرد تاکنون دستاوردهاي با ارزشي را به دنبال داشته است. تلاش‌هاي اولیه به منظور مدل‌سازي مغز و شبکه عصبي انسان منجر به ارایه مدل‌هایي براي عملکرد یك واحد پردازش مغز یعني نرون شده است. ساختار شبکه‌هاي عصبي مصنوعي از مغز انسان الگوبرداري شده است.

یک مدل ساده که در موارد بسیاري کاربرد دارد در شکل (۲) نشان داده شده است. یك شبکه عصبي مصنوعي که به صورت مخفف با ANN نمایش داده مي شود از ترکیب واحدهایي به نام نرون تشکیل شده است. ورودي این نرون در وزن‌هایی ضرب شده و سپس با یک عدد ثابت که بایاس نامیده مي‌شود جمع مي‌شود، نتیجه نیز از یک تابع غیر خطي عبور مي‌کند تا خروجي ساخته شود.

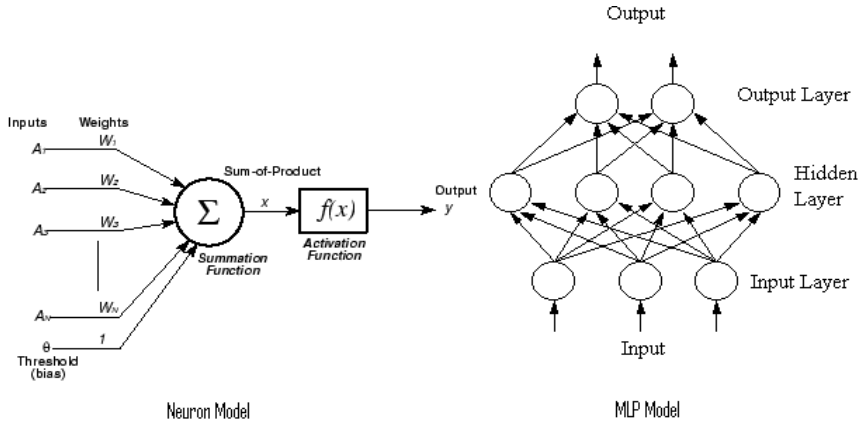
یکي از پرکاربردترین انواع شبکه‌هاي عصبي، شبکه پرسپترون (MLP) مي‌باشد (شکل(۲)). شبکه‌هاي پرسپترون، به ویژه پرسپترون چند لایه قادر هستند با انتخاب مناسب تعداد لایه‌ها و سلول‌هاي عصبي، که اغلب زیاد هم نیستند، یک نگاشت غیر خطي را با دقت دلخواه انجام دهند. این همان چیزي است که در بسیاري از مسایل مهندسي به عنوان راه حل اصلي مطرح مي‌شود.

توسعه الگوریتم پس انتشار خطا (BP) با فراهم آوردن روشي از نظر محاسباتي کارا، رنسانسي در شبکه‌هاي عصبي ایجاد نمود [٦].

الگوریتم تعیین وزن‌ها و بایاس‌ها در شبکه همراه با دو مرحله نرمالیزه کردن و عکس نرمالیزه کردن مي‌باشد. نرمالیزه کردن داده‌هاي ورودي و خروجي یك شبکه باعث افزایش همگرایي شبکه و کاهش خطاي آن مي‌شود.

www.SID.ir

Archive of SID



شکل ۲: ساختار شبکه **MLP** به همراه مدل یک نرون.

تعداد نرون‌هاي لايه مخفي يـك شـبكه عصـبي تـاثير بـه سزايي در عملكرد آن دارد. انتخاب تعداد نرون‌ها در واقـع مصالحه‌اي بين همگرايي و قابليت تعميم شبكه مـي‌باشـد. به عنوان يك قاعده سودمند رابطه زير پيشنهاد شده است [۷]:

$$(n+1)p+m(p+1)=mq \qquad (۵)$$

در ايـن رابطـه n تعـداد متغيرهـاي ورودي، m تعـداد متغيرهاي خروجي، q تعداد الگوهـاي آمـوزش و p تعـداد نرون‌هاي لايه مخفي مي‌باشد.

عـلاوه بـر عـواملي كـه تـاثير آن در تعيـين تعـداد نرون‌هاي لايه مخفـي بنـا بـر رابطـه (۵) مشـخص اسـت، پيچيدگي مساله نيز تاثير زيادي در ايـن انتخـاب دارد. در حالتي كه تعداد داده‌هاي تست و آمـوزش زيـاد باشـد و از اين نظر در مضيقه نباشيم انتخـاب ۵۰ درصـد داده‌هـا بـه عنـوان آزمـايش و انتخـاب ۵۰ درصـد داده‌هـا بـه عنـوان آموزش يك كار معقول است. اما در حـالتي كـه در زمينـه تعداد الگوهاي آموزشي در مضـيقه هسـتيم انتخـاب‌هـاي ۲۵- ۷۵ و ۳۰ - ۷۰ و مشابه آن امري معقول است. علاوه بر مساله انتخاب درصد داده‌ها، مساله انتخاب هوشـمندانه داده‌ها نيز امري مهم است. داده‌هاي آموزش در حالت ايده آل بايستي تمام فضاي نمونه را پوشـش دهـد و داده‌هـاي آزمايش انتخابي نيز در عين تصادفي بودن تـا حـد امكـان فضاي نمونه را پوشش دهند.

نتايج شبيه سازي با شبكه عصبي MLP

با توجه به مشخصات مسـاله مـورد مطالعـه، شـبكه عصبي پرسپترون سه لايه جهت تحقق نگاشت غير خطي زير طراحي مي‌گردد.

$$P = f(X) \qquad (۶)$$

كه در آن P مقاومـت تيـر ورق و X بـردار ورودي بـه شبكه عصبي بوده و عبارتست از:

$$\boldsymbol{X}^T = [b_w \;\; d_w \;\; c \;\; t_w \;\; t_f \;\; b_f \;\; \sigma_w \;\; \sigma_f] \qquad (۷)$$

اجزاي بردار X در ذيل رابطه (۴) معرفي شده‌اند.

در ابتدا تمام داده‌ها با يك شبكه مـدل شـدند ولـي نتيجه چندان رضايت بخش نبود، به همين علـت تصـميم گرفته شد داده‌هـا در دو كـلاس قـرار داده شـوند. شـبكه عصـبي مـورد اسـتفاده جهـت كـلاس‌بنـدي داده‌هـا (كـه مشخصـات آن در جـدول (۱) آمـده اسـت) يـك شـبكه پرسپترون با يك لايه مخفي بوده كه با خطاي در حد صفر درصد توانسته است داده‌ها را از هم جدا كند. معيار مـورد استفاده مقدار نيروي قابـل تحمـل توسـط يـك تيـر ورق مي‌باشد.

جدول ۱: مشخصات شبكه مورد استفاده جهت كلاس‌بندي داده‌ها.

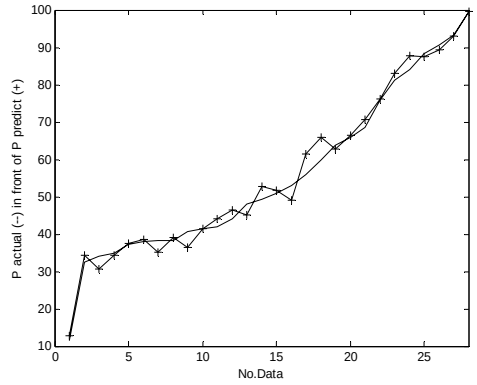
تعداد ورودي‌ها	تعداد نرون‌هاي لايه مخفي	تابع عملكرد لايه مخفي	تعداد نرون‌هاي لايه خروجي	تابع عملكرد لايه خروجي
۸	۱۵	Log sigmoid	۱	خطي همانی

از آنجايي كه تعيين مقاومت تيـرورق هـدف نهـايي مي‌باشد در نتيجه مقدار آن نامشخص اسـت و بـه عنـوان يک ورودي شبكه قابل اسـتفاده نمـي‌باشـد. شـبكه مـورد استفاده جهت كلاس‌بندي با داشـتن مشخصـات تيـر ورق

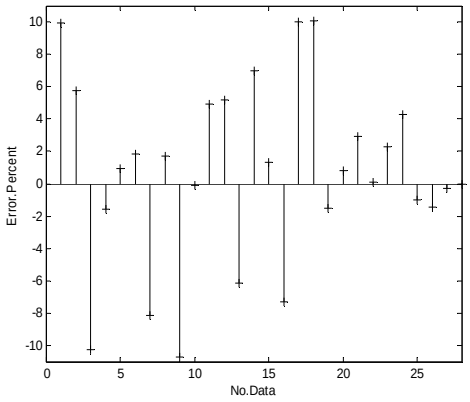
www.SID.ir

Archive of SID

تخمین می‌زند که آیا مقدار آن از یک حد آستانه‌اي بالاتر است یا نه. مقدار این حد آستانه‌اي با توجه به ترکیب داده‌هاي در دسترس و سعي و خطا، ۱۰۰ کیلو نیوتن انتخاب شده است. پس از اتمام کلاس‌بندي داده‌ها، هر کلاس داده به طور مجزا جهت آموزش و آزمایش شبکه عصبي مورد استفاده قرار گرفته است.



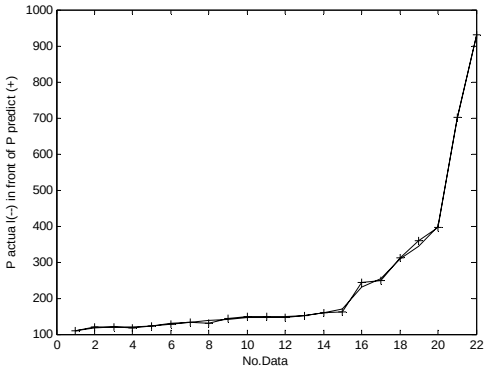
(الف)



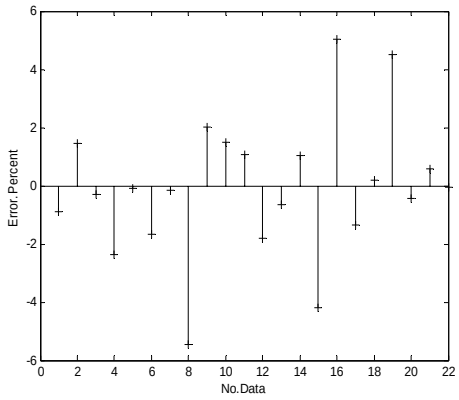
(ب)

شکل ۳: (الف) مقدار واقعي خروجي داده‌هاي آزمایش در برابر مقدار پیش‌بیني. (ب)- درصد خطاي داده‌هاي آزمایش شبکه کلاس ۱.

شبکه مورد استفاده جهت پیش‌بیني مقدار مقاومت تیرورق در کلاس یک داراي خطاي حداکثري ۱۱ درصد و در کلاس ۲ داراي خطاي حداکثري ۵ درصد بود. نمودار تغییرات خطاي شبکه‌ها به ازاي داده‌هاي آموزش و آزمایش در شکل‌هاي (۳) و (۴) نشان داده شده است. مشخصات جزیي‌تر این شبکه در جدول‌هاي (۲) و (۳) آورده شده است.



(الف)



(ب)

شکل۴: (الف) مقدار واقعي خروجي داده‌هاي آزمایش در برابر مقدار پیش‌بیني. (ب)- درصد خطاي داده‌هاي آزمایش شبکه کلاس ۲.

جدول ۲: مشخصات شبکه طراحي شده در کلاس ۱.

نوع شبکه	MLP
تعداد نرون‌هاي لایه مخفي	۱۲
متوسط خطاي داده‌هاي آموزش	%۲.۸۹
ماکزیمم خطاي داده‌هاي آموزش	%۱۱
متوسط خطاي داده‌هاي آزمایش	%۴.۳۵
ماکزیمم خطاي داده‌هاي آزمایش	%۱۰.۶۹
تعداد داده‌هاي آموزش	۸۳(%۷۵)
تعداد داده‌هاي آزمایش	۲۷(%۲۵)

نمودارهاي (۳ـ ب) و (۴ـ ب) به خوبي قدرت توسعه و تعمیم شبکه‌هاي آموزش دیده را مشخص مي کنند. درواقع قدرت یک شبکه عصبي و نقطه قوت آن نسبت به روش‌هاي محاسبات عددي متداول، در خاصیت توسعه و تعمیم شبکه نهفته است. همیشه در آموزش یک

www.SID.ir

Archive of SID

جدول ۳: مشخصات شبکه طراحي شده در کلاس ۲.

نوع شبکه	MLP
تعداد نرون‌هاي لايه مخفي	۱۱
متوسط خطاي داده‌هاي آموزش	٪۱.۱۵
ماکزيمم خطاي داده‌هاي آموزش	٪۸.۷۵
متوسط خطاي داده‌هاي آزمايش	٪۲.۰۳
ماکزيمم خطاي داده‌هاي آزمايش	٪۴.۸۷
تعداد داده‌هاي آموزش	۷۰ (٪۷۶)
تعداد داده‌هاي آزمايش	۲۲ (٪۲۴)

شبکه MLP بايستي يک مصالحه بين قابليت تعميم و همگرايي شبکه صورت گيرد.

با توجه به شبکه هاي معرفي شده در قسمت هاي قبل، حداکثري خطاي مدل سازي برابر ۱۱ درصد و متوسط خطاي شبکه کمتر از ۵ درصد بوده است. در جدول (۴) نيز ابعاد و توابع عملکردي هر لايه شبکه در کلاس هاي ۱ و۲ آورده شده است. به منظور افزايش سرعت همگرايي از توابع عملکردي خطي در لايه خروجي استفاده شده است.

جدول ۴: مشخصات شبکه‌هاي مورد استفاده در کلاس‌هاي ۱ و ۲ .

	تعداد ورودي‌ها	تعداد نرون‌هاي لايه مخفي	تابع عملکرد لايه مخفي	تعداد نرون‌هاي لايه خروجي	تابع عملکرد لايه خروجي
شبکه کلاس ۱	۸	۱۲	Log sigmoid	۱	خطي همانی
شبکه کلاس۲	۸	۱۱	Log sigmoid	۱	خطي همانی

به منظور امکان ارزيابي بهتر، تعدادي از نتايج حاصل از کاربرد روش پيشنهادي حاضر با روش رابرتز در جدول (۵) مقايسه گرديده است.

جدول ۵ : مقايسه نتايج روش پيشنهادي **(ANN-error)** با روش رابرتز **(Roberts-error)**.

No.	b_w (mm)	d_w (mm)	t_w (mm)	σ_w (N/mm^2)	c (mm)	b_f (mm)	t_f (mm)	σ_f (N/mm^2)	P_{ex} (KN)	ANN-error %	Roberts-error %
1	600	500	0.99	192	50	149	3.05	221	8.45	1.38	-9.48
2	600	250	0.99	193	50	149	6.75	279	11.5	9.97	1.92
3	900	600	2	205	40	100	6	280	31	8.92	-23.79
.	.	.	.	.	.	.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.	.	.	.	.	.	.
9	2500	800	2	308	40	300	15	285	64	-2.28	8.99
10	500	500	2	243	50	50	24.6	225	76	0.11	22.85
11	600	750	3.05	221	50	149	6.75	279	81.12	2.28	-6.68
.	.	.	.	.	.	.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.	.	.	.	.	.	.
18	450	450	3.97	257	60	49	10	267	136	6.02	-22.74
19	660	635	3.25	250	75	152	12.7	250	141	2.15	14.55
20	1760	1000	3.8	352	40	100	11.9	292	144	4.59	-26.24
.	.	.	.	.	.	.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.	.	.	.	.	.	.
196	500	500	6	253	100	150	10	237	399	-0.44	9.04
197	1840	558	8	305	75	300	8	305	525	-0.05	-20.29
198	1840	558	8	286	75	150	16	427	625	4.50	-9.46
199	1840	558	8	305	56	150	16	427	652	-0.07	-6.65
200	500	500	9.95	222	50	150	10	240	698	0.57	-15.87

www.SID.ir

Archive of SID

نتيجه‌گيري

تعيين مقاومت نهايي تيرورق‌ها در اثر بارهاي موضعي بدليل رفتار غيرخطي هندسي و مواد تيرورق‌ها كار مشكلي است. از طرف ديگر وجود تنش‌ها و تغييرشكل هاي پسماند ناشي از جوشكاري در ساخت تيرورق‌ها نيز از جمله دلايلي است كه امكان محاسبه مقاومت آنها را به صورت روابط دقيق و حتي تحليل به روش اجزاي محدود، با مشكل روبرو مي‌سازد. تحقيقات نشان داده است كه نتايج حاصل از روش‌هاي فوق داراي خطايي بيش از ۲۰ درصد در مقايسه با نتايج آزمايش بوده است. با گسترش استفاده از روش‌هاي هوشمند نظير شبكه‌هاي عصبي مصنوعي در مهندسي سازه و كاربرد آن در موضوع حاضر خطايي در حدود ۱۵ درصد [۱] گزارش شده كه نشاندهنده موثر بودن اين روش مي‌باشد.

در اين مقاله با استفاده از نرم افزار MATLAB و طراحي يک شبكه عصبي مصنوعي مناسب، امكان تخمين مقاومت نهايي تيرورق‌ها در برابر بارهاي موضعي با توجه به نكات زير فراهم گرديد.

۱- در اين پژوهش از شبكه عصبي پرسپترون سه لايه جهت تحقق نگاشت غير خطي مقاومت نهايي تيرورق‌ها بر حسب پارامترهاي هندسي و مكانيكي مربوط به مشخصات آنها و نحوه بارگذاري استفاده شد.

۲- در تعيين تعداد نرون‌هاي لايه مخفي از روشي استفاده شد كه با سعي و خطاي حداقل، امكان دسترسي به تعداد بهينه آنها را فراهم كرد. همچنين به منظور افزايش سرعت همگرايي از توابع عملكردي خطي در لايه خروجي استفاده گرديد.

۳- در اين مقاله سعی شد كه به منظور افزايش دقت عملكرد شبكه عصبی، از بيشترين تعداد داده های ممكن در مقايسه با تحقيقات مشابه قبلی استفاده شود. علاوه بر اين در اين جا از حداقل ورودی های ممكن استفاده شد كه در نتيجه حجم عمليات در مقايسه با ساير تحقيقات گزارش شده كه در آنها از متغير های تركيبی اضافی استفاده شده است، به طور قابل ملاحظه ای كاهش يافت.

۴- نتايج بررسي هاي مقدماتي نشان داد كه با مدل كردن تمامي داده‌ها در يک شبكه نتايج چندان رضايت بخش نبود، لذا تصميم گرفته شد كه داده‌ها در دو كلاس قرار داده شوند.

۵- با توجه به قدرت توسعه و تعميم شبكه‌هاي آموزش ديده و مصالحه مناسب بين قابليت تعميم و همگرايي شبكه، خطاي حداكثر مقادير تخمين زده شده براي مقاومت تيرورق‌ها نسبت به نتايج حاصل از آزمايش به ۱۱ درصد و متوسط خطاي شبكه به ۵ درصد محدود گرديد. چون در اين روش از نتايج تعداد زيادی آزمايش به جای استفاده از نتايج تحليل‌های قبلی (با خطاهای متفاوت) استفاده شده است، لذا خطا به نحوی تعديل گرديده و كمتر از خطای حداكثر موجود در ساير تحليل‌ها می‌باشد.

مراجع

1- Fonseca, E. T., Vellasco, C. G., Andrade, A. L. and Vellasco, B. R. (2003). "A Patch Load Parametric Analysis Using Neural Networks." *Journal of Constructional Steel Research* , Vol. 59, PP. 251-267.

2- Roberts, T. M. (1983). "Patch Loading in Plate Girders." *Plated Structures-Stability and Strength*, R. Narayanan, Elsevier Applied Science, London, PP. 77-102.

3- Roberts, T. M. and Newark, A. C. B. (1997). "Strength of Webs Subjected to Compressive Edge Loading." *Journal of Structural Engineering*, Vol. 123, PP. 176-183.

4- Granath, P. (2000). " Serviceability Limit State of I-Shaped Steel Girders Subjected to Patch Loading." *Journal of Constructional Steel Research*, Vol. 54, PP. 387-408.

5- Roberts, T. M. and Rockey, K. C. (1979). "A Mechanism Solution for Predicting the Collapse Loads of Spender Plate Girders when Subjected to in-plane Patch Loading." *Proceedings, Institution of Civil Engineers* , Part2, Vol. 67, PP. 155-175.

6- Menhaj, M. B. (2006). *Computational Intelligence (Vol. 1), Fundamentals of Neural Networks*, Amirkabir University Pub., Tehran, Iran (in Persian).

7- Kaveh, A. and Iranmanesh, A. (2000). *Artificial Neural Networks for Structural Optimization*, Building and Housing Research Center, Tehran, Iran (in Persian).

www.SID.ir