«یادداشت تحقیقاتی»

برآورد نیروی ناشی از امواج و جریانهای دریایی بر سازه‌های لاغر با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی

محمد نوید مقیم[1]، مهدی شفیعی‌فر[2*]، اردشیر بحرینی‌نژاد[3]

1- کارشناس ارشد مهندسی عمران، دانشکده فنی مهندسی، دانشگاه تربیت مدرس

2- دانشیار بخش مهندسی عمران، دانشکده فنی مهندسی، دانشگاه تربیت مدرس

3- استادیار گروه فناوری اطلاعات، دانشکده فنی مهندسی، دانشگاه تربیت مدرس

*** تهران، صندوق پستی143- 14115**

shafiee@modares.ac.ir

چکیده- تحلیل واکنش سازه‌های فراساحل در برابر امواج و جریانهای دریایی، از مهمترین مسائل مطرح در مهندسی فراساحل است. علاوه بر نیروهای ناشی از موج و جریان، سازه‌های لاغر در محیط دریا تحت تأثیر نیروهای هیدرودینامیکی ناشی از حرکت خود سازه نیز هستند. در دهه‌های اخیر تحقیقات و آزمایشهایی برای بررسی نیروهای هیدرودینامیکی ناشی از امواج و جریانهای دریایی بر سازه‌های نوسان کننده انجام شده است. در مقالهٔ حاضر ابتدا مباحث مختلف اندرکنش سازه و دریا بررسی می‌شود. سپس با استفاده از نتایج چندین مجموعه آزمایش بر روی مدل فیزیکی، شبکه‌های عصبی مصنوعی مناسبی برای برآورد نیروهای ناشی از امواج و جریانهای دریایی بر سازه‌های لاغر ارائه می‌شود. با بررسی آماری جوابهای حاصل، ملاحظه می‌شود که نتایج، تقریب بسیار خوبی دارند.

کلید واژگان: فراساحل، سازه لاغر، امواج، جریان، شبکه عصبی مصنوعی.

1- مقدمه

در سالهای اخیر طراحی بهینهٔ سازه‌های فراساحل به منظور کاهش هزینه‌های ساخت و اجرا، به کاهش ابعاد سکوهای دریایی و اجزای تشکیل دهندهٔ آنها منجر شده است. با توجه به اینکه قطر المانهای تشکیل دهندهٔ اغلب سکوهای دریایی در مقایسه با طول موج کوچک هستند، ($\frac{D}{L}<<1$، D: قطر المان سازه و L: طول موج) آنها را سازه‌های لاغر می‌نامند. این‌گونه المانها غیر از این که اجزای تشکیل دهندهٔ اغلب سکوهای دریایی هستند، خود به تنهایی به‌عنوان یک سازه در مهندسی فراساحل کاربرد دارند، که در این رابطه می‌توان از لوله‌های حمل نفت و گاز و کابلهای مهاربندی نام برد.

این‌گونه سازه‌ها به‌علت قرارگیری در عمقهای زیاد، تحت تأثیر امواج شدید و طوفان قرار دارند. در این شرایط با ترکیب نیروهای ناشی از امواج و جریانهای دریایی، نیروهای هیدرودینامیکی باعث تحریک و جابجایی سازه می‌شوند. از آنجا که نوسان و جابه‌جایی دینامیکی سازه خود باعث تغییر نیروهای هیدرودینامیکی می‌شود، لذا برای تعیین واکنش سازه نمی‌توان اثر محیط را مستقل از رفتار سازه در نظر گرفت و در نتیجه بحث اندرکنش محیط و سازه مطرح می‌شود. اگر دامنه ارتعاش سازه زیاد باشد، تحلیل اندرکنش هیدرودینامیکی بین سازه و دریا بطور فزاینده‌ای مشکل می‌شود.

از طرف دیگر با گذشت زمان، نیاز به تسریع عملیات محاسباتی ریاضیات مهندسی کاملاً مشهود شده است. با پیشرفت نرم‌افزار و سخت‌افزار و پدید آمدن گرایش هوش مصنوعی به عنوان پدیده‌ای نوین برای تسهیل عملیات ریاضی در علوم مختلف فنی، تحقیقات در بسیاری از گرایشهای مهندسی متوجهٔ این رشتهٔ جدید علمی شده است. شبکه‌های عصبی مصنوعی که بر اساس عملکرد مغز و اعصاب انسان طراحی شده‌اند، در زمینه‌های مختلف مهندسی، از جمله در مهندسی عمران کاربرد یافته‌اند (Lee, 2004). در این مقاله از شبکهٔ عصبی برای برآورد اندرکنش هیدرودینامیکی امواج و جریانهای دریایی بر سازه‌های لاغر استفاده شده است. شبکه‌های عصبی بدون هیچ فرض و رابطهٔ ریاضی مشخصی در مورد رفتار سازهٔ لاغر، نیروی موج و جریان را به‌دست می‌دهند.

در این تحقیق، از الگوریتم‌های مختلف آموزش برای تربیت شبکه و از نرم‌افزار MATLAB استفاده و سپس از میان این الگوریتمها، یکی از آنها به لحاظ عملکرد بهتر انتخاب شده و نتایج حاصل از شبکه با نتایج روشهای دیگر مقایسه شده است.

2- مدلهای بارگذاری

نیروی ناشی از امواج بر روی سازه‌های ثابت لاغر معمولاً با رابطه موریسون توصیف می‌شود:

$$F = \frac{\pi D^2}{4}\rho C_M \overset{0}{U} + \frac{1}{2}\rho D C_D |U|U \qquad (1)$$

که در آن ρ چگالی آب، D قطر استوانه، $\overset{0}{U}, U$ سرعت وشتاب لحظه‌ای ذرات آب، C_M ضریب اینرسی و C_D ضریب درگ است. ضرایب درگ و اینرسی به‌صورت تجربی به‌دست می‌آیند.

وقتی سازه بر اثر نیروی موج و جریان نوسان می‌کند، برآورد نیروهای هیدرودینامیکی با رابطه اصلی موریسون میسر نیست. محققین مختلف از جمله Bearman (1992) و Sarpkaya and Storm (1985) تلاش کرده‌اند تا اثر حرکت سازه را با تعمیم رابطه اصلی موریسون لحاظ نمایند. برای این کار لازم است جمله‌های اندرکنش -که مبین سرعت و شتاب هم سیال و هم سازه است- به رابطه موریسون اضافه شوند.

دو روش مشهور تعمیم رابطه موریسون بر دو نگرش زیر مبتنی است:

1- جریانها مستقل از یکدیگر[1] بررسی می‌شوند، که به روش سرعت قدرمطلق منجر می‌شود.

2- جریانها به صورت نسبی[2] بررسی می‌شوند، که به روش سرعت نسبی منجر می‌شود.

بسیاری از صاحب‌نظران روش مبتنی بر سرعت نسبی را به عنوان روش صحیح تعمیم رابطه موریسون پیشنهاد می‌کنند (Shafieefar, 1997).

برای سازهٔ نوسان کننده در محیط سیال دارای موج و جریان، رابطه تعمیم یافتهٔ موریسون بر اساس روش سرعت نسبی به صورت رابطهٔ 2 است که در آن $\ddot{X}, \dot{X}$ سرعت وشتاب استوانه، C_{Mr} ضریب نیروی اینرسی در مدل سرعت نسبی و C_{Dr} ضریب نیروی درگ در مدل سرعت نسبی است.

$$F = \frac{1}{2}\rho D C_{Dr}\left|V + U - \dot{X}\right|(V + U - \dot{X}) + \frac{\pi D^2}{4}\rho C_{Mr}\dot{U} - \frac{\pi D^2}{4}\rho(C_{Mr} - 1)\ddot{X} \qquad (2)$$

نیروی برآ در اثر جدا شدن جریان از سطح استوانه و ایجاد ناحیه دنباله[3] در پشت آن ایجاد می‌شود که به تبع آن، جریانهای گردابی غیر متقارن در این ناحیه در پشت استوانه تشکیل می‌شود (Williamson, 2003).

بنابراین حداکثر و مقدار متوسط نیروی برآ وارد شده بر استوانه ملاک قرار می‌گیرند که مطابق روابط زیر خواهند بود:

$$F_{y\max} = 0.5\rho.C_{L\max}.D(V + \dot{X}_m)^2 \qquad (3)$$

1. Independent Flow Fields
2. Relative Flow Fields
3. Wake

$$F_{yrms} = 0.5\rho.C_{Lrms}.D(V + \dot{X}_m)^2 \qquad (4)$$

که درآنها $F_{y\max}$ حداکثر نیروی برآ وارد بر استوانه، $C_{L\max}$ ضریب نیروی برآ حداکثر، $\dot{X}_m$ حداکثر سرعت نوسان استوانه، F_{yrms} جذر میانگین مربعات نیروی برآ و C_{Lrms} ضریب جذر میانگین مربعات نیروی برآ است، که مقادیر ضرایب نیروی برآ در هر دو حالت در تحقیقات Shafieefar (1997) به طور کامل بررسی شده‌است.

3- شبکه‌های عصبی مصنوعی

شبکهٔ عصبی مصنوعی پدیده‌ای جدید در علم ریاضیات و کامپیوتر است، که با مطالعه عملکرد مغز انسان به دست آمده است. مدلهای متعدد ریاضی که عملکرد مغز را شبیه‌سازی می‌کنند، ارائه شده است. نگرش نوین در کارکرد مغز، در اوایل قرن بیستم در مورد ساختار مغز به عنوان اجتماعی از اجزای محاسباتی کوچک به نام نرون شکل گرفت. در قسمت بعدی به چگونگی عملکرد چند الگوریتم یادگیری از شبکه‌های بانظارت[1] اشاره می‌شود.

3-1- شبکه عصبی با الگوریتم پس انتشار خطا[2] (BP) و انتشار برگشتی[3] (RP)

قانون یادگیری پس انتشارخطا مبتنی بر قانون یادگیری اصلاح خطا[4] است. از این قانون برای آموزش شبکه‌های عصبی چند لایه پیشخور یا پرسپترون چند لایه[5] MLP استفاده می‌شود (Rumelhart et al, 1986).

ساختمان شبکهٔ عصبی با الگوریتم پس انتشار خطا به صورت زیر است:

1- مسیر رفت: در این مسیر بردار ورودی به شبکهٔ MLP اعمال می‌شود و تأثیر آن از طریق لایه‌های میانی به خروجی انتقال می‌یابد. بردار خروجی تشکیل یافته در لایهٔ خروجی، پاسخ واقعی شبکهٔ MLP را تشکیل می‌دهد. در این مسیر پارامترهای شبکه ثابت و بدون تغییر در نظر گرفته می‌شوند.

2- مسیر برگشت: در این مسیر برخلاف مسیر رفت، پارامترهای شبکهٔ MLP تغییر می‌پذیرند و تنظیم می‌شوند. این تنظیم مطابق با قانون اصلاح خطا صورت می‌گیرد. سیگنال خطا در لایهٔ خروجی شبکه تشکیل می‌شود.

تغییر وزنهای شبکهٔ عصبی برای آموزش آن، روش آموزش دسته[6] می‌باشد (Topping, 1997).

با توجه به اینکه در شبکه‌های عصبی چند لایه، از توابع فعالیت سیگموییدی استفاده می‌شود و مشخصهٔ آنها چنین است که وقتی ورودی بزرگ باشد، شیب تابع به سمت صفر میل می‌کند، بنابراین این مسأله باعث عدم آموزش شبکه می‌شود، که در نتیجه باید از کاهنده‌ترین شیب برای آموزش شبکه استفاده شود. در این صورت با توجه به کوچک بودن مقدار تغییر وزن و بایاس‌ها، تغییرات کمی در آنها به‌وجود می‌آید و ممکن است که وزن‌ها و بایاس‌ها از مقادیر بهینه بسیار دور باشند. هدف الگوریتم انتشار برگشتی در واقع حذف این اثر مخرب است. در این الگوریتم فقط از علامت مشتق برای تعیین جهت وزن به هنگام شده استفاده می‌شود و مقدار مشتق هیچ اثری در وزن به هنگام شده ندارد (Matlab, 1999).

3-2- شبکهٔ عصبی پایه شعاعی[7] (RBF)

نحوه تأثیر بردار وزن و بایاس در این نرون با سایر نرونهای متداول در شبکه‌هایی از جمله MLP متفاوت است، به این شکل که به جای آنکه تک تک جمله‌های وزن در جمله‌های ورودی نظیر خود ضرب شوند، نُرم تفاضل نظیر به نظیر آنها محاسبه و سپس نتیجه در جمله بایاس ضرب می‌شود. به این ترتیب ورودی خالص در این نرون، بردار فاصلهٔ بین بردار ورودی و بردار وزن ضرب در جملهٔ بایاس است (Haykin, 1999).

1. Supervised Learning
2. Back Propagation
3. Resilient Propagation
4. Error Correcting Learning Rule
5. Multi Layer Perceptron
6. Batching
7. Radial Basis Function

ورودی خالص $= \|w-P\| b$ (5)

$\phi (\| w-p\| b) = a$

که در آن P: بردار ورودی، w: بردار وزن و b: جمله بایاس است.

شبکه‌های عصبی RBF از دولایه تشکیل شده‌اند. لایهٔ نهان حاوی نرونهای RBF است و لایهٔ خروجی شامل نرونهای با تابع آستانهٔ خطی است. تابع تبدیل متداول در نرونهای RBF تابع گوسی و به صورت زیر است:

$$\phi(n) = \exp(-n^2) \quad (6)$$

4- آموزش شبکه

روشهای مختلفی برای آموزش شبکه وجود دارد که در بیشتر آنها از اصول یکسانی پیروی می‌شود. در قسمتهای زیر مراحل مختلف ایجاد شبکهٔ مورد نظر آورده شده است.

4-1- داده‌های آموزش و آزمایش

4-1-1- کارهای آزمایشگاهی

برای مطالعهٔ اثر حرکت سازه بر نیروهای هیدرودینامیکی و بررسی اندرکنش موج و جریان و حرکت سازه، برنامه آزمایشگاهی مفصلی در آزمایشگاه هیدرودینامیک دانشگاه دلفت هلند انجام شده است (Shafieefar, 1997). در این آزمایشها از استوانه‌ای به قطر 60 میلیمتر و دارای 4 رینگ اندازه‌گیری نیرو استفاده شد, که به علت وجود خطاهای ناشی از اثرهای سطحی، فقط نتایج موجود در دو تراز انتهایی در نظر گرفته شده است. استوانه به‌صورت عمودی و به شکل تیر طره صلب در قسمت فوقانی، زیر نوسان دهنده[1] نصب شده و کل سیستم در حوضچهٔ موج به ابعاد 1/25*2/75*85 متر قرار داشته است.

دستگاه موج‌ساز حوضچه قادر به ایجاد امواج منظم و نامنظم است. در هر آزمایش مقادیر نیروهای وارد شده بر حلقه نصب شده بر روی استوانه در هر دو جهت محورهای x و y، نوسانات استوانه و تغییرات سطح آب ثبت می‌شد. با توجه به عمق آب در فلوم و مشخصات امواج تولیدی، تئوری موج خطی برای آزمایشهای منظم کاملاً صادق بوده و از این‌رو برای محاسبات سرعت و شتاب لحظه‌ای در تراز قرارگیری دو رینگ انتهایی از تئوری موج خطی استفاده شده است.

آزمایشها برای برآورد نیروی وارده شده بر سازهٔ لاغر درحالتهای مختلف از نوسانات استوانه همراه موج و جریان انجام شده که این آزمایشها عبارتند از:

1- استوانه نوسان کننده تحت اثر موج.

2- استوانه نوسان کننده تحت اثر جریان (حرکت استوانه نوسانی داخل آب ساکن).

3- استوانه نوسان کننده تحت اثر موج و جریان (حرکت استوانه نوسانی داخل موج).

برای هریک از حالات فوق تعداد زیادی آزمایش انجام شده که پس از بررسی و حذف آزمایشهایی که به علت خطاهای آزمایشگاهی جوابهای غیرقابل قبولی از آنها به‌دست آمده بود، تعداد 308 آزمایش، انتخاب شده است. تعدادی آزمایش برای هر یک از حالتهای مختلف ترکیب موج، جریان و نوسان استوانه انجام شده است. در هر آزمایش برای پارامترهای ورودی مشخص، 1000 عدد در فواصل زمانی 0/02 ثانیه و به مدت 20 ثانیه به عنوان خروجی در رینگهای اول و دوم از استوانه ثبت شد. نیرو در هر رینگ توسط مبدل نیروی متصل به گیج کششی، در دو جهت طولی و عرضی مخزن اندازه‌گیری شده است.

4-1-2- داده‌ها

شبکه‌های مورد نظر برای دو گروه مختلف از داده‌ها ایجاد می‌شود:

گروه اول- از میان داده‌های خروجی در هر آزمایش، بزرگترین مقدار انتخاب وسپس شبکه‌ای برای برآورد آنها طراحی می‌شود. در این گروه، هدف ایجاد شبکه‌ای است

1. Oscillator

که بتواند بیشینه مقدار نیرو را برای ورودیهای مشخص برآورد نماید.

گروه دوم- از داده‌های خروجی در هر آزمایش، مقدار جذر میانگین مربعات کل داده‌ها[1] (RMS) انتخاب شده و سپس شبکه‌ای برای برآورد آنها طراحی می‌شود. در این گروه از داده‌ها، هدف ایجاد شبکه‌ای است که بتواند جذر میانگین مربعات نیرو یعنی مقدار متوسط را برای ورودیهای مشخص برآورد کند.

در هر گروه از داده‌ها حدود 80 درصد از داده‌ها به صورت کاملاً تصادفی برای آموزش و 20 درصد از کل داده‌ها برای نمونه‌های آزمایشی در نظر گرفته شده است. بعد از آموزش، شبکهٔ عصبی می‌تواند برای نمونه‌های ورودی که در آموزش شبکه استفاده نشده و شبکه آنها را ندیده است، آزمایش شده و بر اساس دو پارامتر جذر میانگین مربعات خطا [2](RMS) و ضریب همبستگی[3] (R) بین داده‌های حقیقی و داده‌های حاصل از شبکه ارزیابی گردد. هر چه ضریب همبستگی برای هر دو اطلاعات موجود در دسته آموزش و آزمایش به عدد یک نزدیکتر باشد، یادگیری و عملکرد شبکه بهتر است.

2-4- تعیین پارامترهای ورودی و خروجی شبکه‌های عصبی مصنوعی

پارامترهای ورودی و خروجی شبکه با توجه به نوع مسأله تعیین می‌شود. آرایش داده‌های ورودی بر اساس متغیرهای در نظر گرفته شده در آزمایشها (با توجه به محدودیتهای آزمایشگاه) و با در نظر گرفتن میزان تأثیر داده‌ها بر نیروهای هیدرودینامیکی وارد بر سیلندر (از جمله نیروی جانبی) انتخاب شده است؛ به‌طوری‌که اثر پارامترهای مهم دخیل- شامل ارتفاع و فرکانس موج (در سرعت و شتاب لحظه‌ای ذرات آب تحت اثر امواج)، دامنه و فرکانس نوسان سیلندر (در سرعت و شتاب لحظه‌ای نوسان سیلندر) و سرعت حرکت سیلندر- به‌عنوان ورودی اعمال شده‌اند. با توجه به اینکه آزمایشهای انجام شده فقط با یک سیلندر با قطر ثابت انجام شده, در نتیجه، در بررسیها به‌عنوان پارامتر ورودی در نظر گرفته نشده است. بدیهی است که قطر سیلندر می‌تواند یکی از پارامترهای موثر در برآورد نیروهای هیدرودینامیکی باشد. البته با توجه به تحلیل ابعادی و مشخص شدن تأثیر عدد رینولدز و کولگان-کارپنتر, اکثر کارهای انجام شده قبلی نیز بر روی سیلندر با قطر مشخص انجام شده است.

با توجه به رابطه موریسون و پارامترهای دارای بعد تأثیرگذار بر نیروی اعمالی از طرف موج، جریان و نوسان استوانه، پنج پارامتر اول را به عنوان پارامترهای ورودی و دو پارامتر دیگر را به عنوان پارامترهای خروجی شبکه می‌توان در نظر گرفت:

$$\text{پارامترهای شبکه} \Rightarrow (V, U_m, \dot{U}_m, \dot{X}_m, \ddot{X}_m, \frac{F_x}{\rho D}, \frac{F_y}{\rho D}) \quad (7)$$

که در آن V سرعت جریان، U_m دامنه سرعت افقی ذرات آب تحت اثر موج، $\dot{U}_m$ دامنه شتاب افقی ذرات آب تحت اثر موج، $\dot{X}_m$ دامنه سرعت نوسان استوانه، $\ddot{X}_m$ دامنه شتاب نوسان استوانه، ρ چگالی آب، D قطر استوانه، F_x نیروی اعمال شده در جهت طولی مخزن (نیروی اعمالی در جهت جریان) و F_y نیروی اعمال شده در جهت عرضی مخزن (نیروی برآ) است.

3-4- تعیین نوع و ساختار مناسب شبکه در برآورد نیروی امواج و جریانهای دریایی بر سازه‌های لاغر

انتخاب نوع شبکه، به کاربرد آن در حل مسألهٔ مورد نظر بستگی دارد. در این مقاله از شبکه‌های MLP و RBF که اولی توانایی بالایی در نگاشتهای پیچیده و غیرخطی و دومی توانایی بالایی در خوشه‌بندی الگوها در فضای ورودی دارد، استفاده شد. در شبکه‌های MLP از تابع

1. Root Mean Square
2. Root Mean Square Error
3. Correlation

انتقال لگاریتمی سیگموئیدی و در شبکه‌های RBF در لایهٔ اول از تابع گوسی و در لایهٔ دوم از تابع انتقال خطی استفاده شده است.

برای انتخاب شبکه‌ای مناسب در برآورد نیروی امواج و جریانهای دریایی بر سازه‌های لاغر، سه شبکه با الگوریتمهای پس‌انتشارخطا، انتشاربرگشتی و پایه شعاعی برای گروه اول از داده‌ها تربیت شده و بر اساس نتایج به‌دست آمده برای داده‌های آزمایش و آموزش، شبکهٔ بهینه انتخاب و سپس آن الگوریتم برای تربیت گروه دیگری از داده‌ها استفاده می‌شود.

شبکه‌های عصبی پس انتشار خطا و انتشار برگشتی شامل پارامترهای مجهولی مانند تعداد نرونها در لایهٔ میانی و نیز تعداد لایه‌های میانی در ساختار شبکه هستند، که معمولاً در فرایندهایی با سعی و خطا تعیین می‌شوند. بنابراین پس از انتخاب الگوریتم آموزش و توابع محرک نرونهای هر لایه، باید تعداد لایه‌های میانی و تعداد نرونهای هر لایه تعیین شوند تا معماری شبکه تکمیل شود.

شبکهٔ عصبی با الگوریتم انتشار برگشتی و پس انتشار خطا- که دارای تابع تحریک سیگموئیدی برای لایه‌های میانی و تابع تحریک خطی برای لایهٔ خروجی باشد- توانایی تقریب هر تابعی با تعداد ناپیوستگی محدود را دارد.

برای ارزیابی عملکرد شبکه در مرحله پاسخگویی آن به داده‌های آزمایش و آموزش هر گروه، درصد خطای RMS و ضریب همبستگی بین خروجی شبکه و مقادیر حقیقی محاسبه شد. به این صورت که در مرحلهٔ اول درصد خطای RMS و ضریب همبستگی بین کل داده‌های آموزش شبکه، در مرحلهٔ دوم بین داده‌های آزمایش شبکه در حالت موج، جریان و نوسان استوانه، در مرحلهٔ سوم بین داده‌های آزمایش شبکه در حالت جریان و نوسان استوانه و در مرحلهٔ چهارم بین داده‌های آزمایش شبکه در حالت موج و نوسان استوانه محاسبه شده است.

به عنوان مثال در حالت شبکهٔ انتشار برگشتی برای داده‌های گروه اول به ازای آرایشهای مختلف لایه‌های میانی مقادیر درصد خطای RMS مشخص و با توجه به آنها چند آرایش مناسب انتخاب شده است که در جدول 1 مشخص شده‌اند.

ستون اول جدول 1 آرایش لایه‌ها، ستون دوم تعداد تکرارهای لازم برای آموزش شبکه، ستون سوم نوع خروجی شبکه و ستونهای بعدی درصد خطای RMS و ضریب همبستگی برای کل داده‌های آزمایش، آموزش، داده‌های آزمایش برای حالت موج، جریان و نوسان استوانه، حالت جریان و نوسان استوانه و حالت موج و نوسان استوانه را مشخص می‌کنند.

جدول 1 مقایسهٔ آرایشهای مختلف لایهٔ میانی شبکهٔ RP (گروه اول)

Layers Structure	Epochs	Force Dir.	rms-test	R-test	rms-train	R-train	rms-test1	R-test1	rms-test2	R-test2	rms-test3	R-test3
5-8-10-2	1850	X	0/162	94/5	0/107	97/1	0/157	94/7	0/194	93/8	0/093	91/4
		Y	0/197	90/5	0/127	95/4	0/209	90/2	0/222	90/8	0/091	90/3
5-10-14-2	2250	X	0/127	96/4	0/095	97/6	0/119	96/9	0/152	96/0	0/085	92/1
		Y	0/164	92/6	0/110	96/6	0/170	93/5	0/188	91/7	0/087	87/9
5-12-12-2	1200	X	0/116	97/0	0/097	97/6	0/105	97/4	0/146	96/4	0/072	94/4
		Y	0/139	94/8	0/116	96/2	0/145	95/4	0/155	93/5	0/083	90/7
5-12-10-2	1600	X	0/150	95/2	0/102	97/3	0/152	94/7	0/172	95/2	0/085	92/4
		Y	0/205	90/0	0/116	96/2	0/201	91/1	0/248	88/4	0/093	87/0

درصد خطا و ضریب همبستگی بین خروجیهای حقیقی و دلخواه از دستهٔ آموزش و آزمایش توأماً می‌توانند به عنوان معیاری برای سنجش میزان یادگیری و عملکرد شبکه در برابر داده‌های آزمایش قرار گیرند. بنابراین با توجه به نتایج به‌دست آمده می‌توان در گروه اول داده‌ها و در شبکهٔ انتشار برگشتی آرایش لایه‌ها را به صورت 2-12-12-5، (5 نرون در لایهٔ ورودی، 12 نرون در اولین لایهٔ میانی، 12 نرون در دومین لایهٔ میانی و 2 نرون در لایهٔ خروجی) انتخاب کرد.

در مورد شبکهٔ پس انتشار خطا نیز مانند شبکهٔ فوق و بر اساس درصد خطای RMS و ضریب همبستگی، آرایش لایه‌ها به صورت 2-12-12-5 انتخاب شد.

در شبکهٔ RBF روش بدون نظارت مانند K-Batch Mean برای آموزش لایهٔ اول استفاده شده و روش با نظارت مانند حل دقیق[1] نیز برای آموزش لایهٔ دوم شبکه انتخاب شده است (Haykin, 1999).

در این شبکه، در لایهٔ خروجی فقط σ پارامتر در اختیار طراح است، که در اصل میزان بازشدگی منحنی گوس را برای خوشه‌بندی داده‌ها تغییر می‌دهد. در تحقیق حاضر مقادیر مختلف آن، تا رسیدن به جواب بهینه آزمایش شده است.

به این صورت که ابتدا برای داده‌های آموزش و آزمایش، درصد خطای RMS برای مقادیر مختلف σ محاسبه شده و سپس بهترین شبکه با توجه به مقدار درصد خطای RMS در داده‌های آموزش و آزمایش (به‌صورت همزمان) انتخاب می‌شود. بنابراین σ برابر 1/8 انتخاب شده است.

همان‌طور که در جدول 2 مشاهده می‌شود، مقادیر خطاها و ضرایب همبستگی در شبکه‌های پس‌انتشارخطا، انتشار برگشتی و پایه شعاعی برای دو دسته داده‌های آزمایش و آموزش از شبکه‌های بهینه مشخص شده است. شبکه‌های RBF دارای سرعت بیشتر و زمان کمتری در همگرا شدن نسبت به شبکه‌های پس‌انتشارخطا و انتشار برگشتی هستند، اما از آنجا که در این تحقیق هدف ایجاد شبکه‌ای با کیفیت برتر است، لذا در جدول 3 ارزیابی شبکه‌ها فقط از نظر کیفی انجام شده است. با نگاه کلی به این جدول مشاهده می‌شود که در شبکهٔ انتشار برگشتی مقدار درصد خطای RMS و ضریب همبستگی بین خروجیهای حقیقی و خروجیهای حاصل از شبکه در داده‌های آزمایش بترتیب با میانگین مقادیر 0/127 و 96 درصد کمترین و بیشترین مقدار را دارا هستند.

4-4- آموزش شبکهٔ عصبی انتشار برگشتی برای داده‌های گروه اول و دوم

با توجه به مقایسه‌های انجام شده در قسمت قبل، از الگوریتم انتشار برگشتی برای برآورد نیروی امواج و جریانهای دریایی استفاده شده است. در این قسمت شبکه‌های موردنظر برای گروه‌های اول و دوم داده‌ها بررسی می‌شود.

4-4-1- ساختار شبکهٔ عصبی برای داده‌های گروه اول

همان‌طور که در قسمت قبلی توضیحات و نتایج ارائه شد، بهترین آرایش شبکه برای این نوع داده‌ها 2-12-12-5، 5 نرون در لایهٔ ورودی، 12 نرون در اولین لایهٔ میانی، 12 نرون در دومین لایهٔ میانی و 2 نرون در لایهٔ خروجی است.

4-4-2- ساختار شبکهٔ عصبی برای داده‌های گروه دوم

پارامترهای ورودی و خروجی شبکه، توابع محرک نرونهای لایه‌های میانی و خروجی برای داده‌های گروه دوم مانند گروه اول داده‌ها است.

مراحل بهینه سازی همانند قسمت قبلی انجام شده که در نتیجه، درصد خطای RMS و ضریب همبستگی از دستهٔ آموزش و آزمایش در آرایش لایه‌ای 2-14-10-5 نسبت به بقیهٔ آرایشها مقادیر متعادلتری را دارند،

1. Exact Solution

جدول 2 مقایسهٔ قابلیتهای شبکه‌های RP، BP ، RBF به لحاظ کیفی

Training Method	Force_ Dir.	rms-test	R-test	Rms-train	R-train	rms-test1	R-test1	rms-test2	R-test2	rms-test3	R-test3
RP	X	0/116	97/0	0/097	97/6	0/105	97/4	0/146	96/4	0/072	94/4
	Y	0/139	94/8	0/116	96/2	0/145	95/4	0/155	93/5	0/083	90/7
RBF	X	0/130	96/3	0/087	98/1	0/135	95/6	0/140	97/0	0/090	92/1
	Y	0/160	93/0	0/118	96/1	0/191	91/7	0/130	95/1	0/126	78/2
BP	X	0/147	95/2	0/118	96/4	0/138	95/6	0/182	94/2	0/079	94/4
	Y	0/206	88/4	0/151	93/5	0/212	89/5	0/241	87/6	0/084	89/5

لذا در گروه دوم داده‌ها، آرایش نرونها به صورت 2-14-10-5، 5 نرون در لایهٔ ورودی، 10 نرون در اولین لایهٔ میانی، 14 نرون در دومین لایهٔ میانی و 2 نرون در لایهٔ خروجی است، که با انتخاب این آرایش، میانگین درصد خطای RMS و ضریب همبستگی برای داده‌های دستهٔ آزمایش به‌ترتیب 0/036 و 97/4 درصد و مقدار میانگین درصد خطای RMS و ضریب همبستگی برای داده‌های دستهٔ آموزش بترتیب 0/03 و 97/8 درصد می‌باشند.

5- مقایسهٔ نتایج حاصل از شبکهٔ عصبی با نتایج حاصل از رابطه موریسون و آزمایشگاه برای داده‌های گروه اول ودوم

از آنجا که نتایج آزمایشگاهی در هر مسأله به واقعیت نزدیکتر هستند و با توجه به اینکه رابطه دقیقی برای حل مسأله وجود ندارد، لذا نتایج آزمایشگاهی مبنا قرار گرفته و نتایج حاصل از رابطه موریسون و شبکهٔ عصبی با آن مقایسه می‌شوند.

در جدول 3 درصد خطای RMS و ضریب همبستگی بین نتایج آزمایشگاهی با نتایج حاصل از رابطه موریسون و شبکهٔ عصبی نشان داده شده است.

لازم است ذکر شود که ضرایب نیروی درگ، اینرسی و برآ در هر مقایسه، مستقیماً از نتایج آزمایشگاهی مربوطه استخراج شده است (Shafeefar, 1997).

جدول 3 درصد خطای RMS و ضریب همبستگی بین نتایج آزمایشگاهی با نتایج حاصل از رابطه موریسون و شبکهٔ عصبی برای گروه اول از داده‌ها

R		F(آزمایش)	
		Inline Force	Lift Force
O+W+C	F(ANN)	97/5	95/7
	F(موریسون)	97/3	73/5
O+C	F(ANN)	96/5	93/4
	F(موریسون)	92/7	74/8
O+W	F(ANN)	94/5	89/7
	F(موریسون)	83/3	90/0
RMS ERROR		F(آزمایش)	
		Inline Force	Lift Force
O+W+C	F(ANN)	0/062	0/083
	F(موریسون)	0/116	0285
O+C	F(ANN)	0/087	0/093
	F(موریسون)	0/156	0/290
O+W	F(ANN)	0/043	0/051
	F(موریسون)	0/134	0/050

با تهیهٔ جدولی مشابه، برای گروه دوم از داده‌ها ملاحظه شد میانگین درصد خطای RMS بین نتایج آزمایشگاهی و نتایج حاصل از شبکهٔ عصبی در حالتهای مختلف ترکیب موج، جریان و نوسان استوانه برای گروه اول و دوم از داده‌ها بترتیب 0/07 و 0/02 درصد و بین نتایج آزمایشگاهی و نتایج حاصل از رابطه موریسون برای گروه

اول و دوم از داده‌ها بترتیب 0/17 و 0/04 درصد است. بنابراین پاسخ شبکهٔ عصبی در برآورد نیرو نسبت به داده‌های آزمایشگاهی مطلوبتر از نتایج حاصل از رابطه موریسون است و با بکار بردن شبکه‌های عصبی می‌توان با خطای کمتر نسبت به روشهای موجود نیروی موج و جریانهای دریایی بر سازه‌های لاغر را برآورد نمود.

6- نتیجه‌گیری

مهمترین نتایج حاصل از تحقیق حاضر عبارتند از:

1- شبکهٔ عصبی آموزش داده شده با الگوریتم انتشار برگشتی رفتار بهتری نسبت به شبکه‌های آموزش داده شده با الگوریتم پس انتشار خطا و پایه شعاعی داشته است. این موضوع را می‌توان به وضوح با بهتر شدن نگاشت نمونه‌های آموزشی و تعمیم شبکه برای نمونه‌های آزمایشی مشاهده کرد.

2- آرایش لایه‌ای شبکه‌ها با الگوریتم انتشار برگشتی برای گروه اول و دوم داده‌ها، به‌ترتیب به صورت 2-12-12-5 و 2-14-10-5 است.

3- با توجه به نتایج بدست آمده، می‌توان چنین نتیجه‌گیری کرد که در بازه تعریف شده آزمایشگاهی، با آموزش مناسب شبکه‌های عصبی، متوسط خطای پیش‌بینی شده در گروههای اول و دوم داده‌ها، نسبت به نتایج رابطه موریسون به‌ترتیب به اندازهٔ 59 و 50 درصد کاهش یافته است. بنابراین با بسط و گسترش کارهای آزمایشگاهی می‌توان از شبکه‌های عصبی مصنوعی به عنوان گزینهٔ مناسبی در برآورد نیروی امواج و جریانهای دریایی بر سازه‌های لاغر استفاده کرد. در این صورت با توجه به قابلیتهای شبکه عصبی و امکان اتصال آن به نرم‌افزارهای تحلیل سازه, امکان بارگذاری و تحلیل دقیق‌تر سازه‌های دریایی فراهم می‌شود.

8- منابع

[1] Bearman, P.W.; Lin; X.W. and Mackwood, P.R. (1992). “Measurement and Prediction of Response of Circular Cylinders in Oscillating Flow;” BOSS 92; London; 297-307.

[2] Haykin, S. (1999); “Neural Networks: A Comprehensive Foundation;” Second Edition; Prentice Hall International Inc.

[3] Lee, T.L. (2004); “Back-Propagation Neural Network for Long-Term Tidal Predictions;” Ocean Engineering, 31, 225-238.

[4] Neural Network Toolbox User’s Guide: For Use With MATLAB (1999); http://www.mathworks.com.

[5] Rumelhart, D. E.; Hinton, G. E and Williams, R. J. (1983); “Learning Representations by Back-Propagating Errors;” Nature 323.

[6] Sarpkaya, T. and Storm, M. (1985); “In-Line Force on a Cylinder Translating On Oscillatory Flow;” Applied Ocean Research;Vol. 7, No. 4; 188-195.

[7] Shafieefar, M. (1997); “Hydrodynamic Interaction Between Fluid Flow; and Oscillating Slender Cylinders;” Ph.D. Thesis, Delft University of Technology Netherlands.

[8] Topping, B.H.V; Bahreininejad, A. (1997); “Neural Computing for Structural Mechanics;” Saxe-Coburgh Publications; Edinburgh,U.K;.

[9] Williamson, C.H.K. (2003); “Vortex-Induced Vibration;” Annual Review of Fluid Mechanics; 35.