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

مهدی شفیعی‌فر[1] و محمد نوید مقیم[2]

۱- استادیار بخش مهندسی عمران، دانشکده فنی مهندسی، دانشگاه تربیت مدرس
۲- کارشناس ارشد مهندسی عمران، دانشکده فنی مهندسی، دانشگاه تربیت مدرس

چکیده

برآورد نیروی امواج و جریانهای دریایی بر سازه‌های لاغر با توجه به کاربرد آنها در طراحی سازه‌های دریایی اعم از سازه‌های ساحلی یا فراساحلی به لحاظ اینکه اکثراً به عنوان بارگذاری غالب محسوب می‌شوند، دارای اهمیت بسیار زیادی بوده و بدین منظور روشهای تحلیلی و تجربی زیادی از جمله فرمول موریسون در این مورد پیشنهاد شده است، نظر به اینکه هر کدام از این روشها نقطه ضعفهایی دارند، در این مقاله جهت برآورد نیروی امواج و جریانهای دریایی بر سازه‌های لاغر از شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده شده است. شبکهٔ عصبی استفاده شده در این تحقیق از نوع شبکهٔ یادگیری با نظارت می‌باشد که برای تربیت و آزمایش آن از داده‌های آزمایشگاهی استفاده شده است. مقایسهٔ نتایج آزمایشگاهی با نتایج حاصل از شبکهٔ عصبی و فرمول موریسون به روشنی نشان داده است که شبکهٔ عصبی با دقت بیشتر و بهتری نیروی امواج و جریانهای دریایی را بر سازه‌های لاغر پیش‌بینی کرده و از سرعت عمل بالاتری نسبت به سایر روشها برخوردار است.

واژه‌های کلیدی: سازه دریایی، سازه لاغر، نیروی موج، جریان، فرمول موریسون، شبکه عصبی مصنوعی، آموزش با نظارت

Prediction of Wave and Current Forces on Slender Structures in the Form of Time Series Using Artificial Neural Networks

Abstract

One of the most important issues in designing coastal and offshore structures is the prediction of wave and current forces on slender cylinders. Such forces are often considered as dominate loadings. Many analytical and empirical methods such as Morison equation have been suggested for estimation of waves and current forces. Such methods, however, have shown inaccuracies in predicting hydrodynamic forces. On the other hand, Artificial Neural Networks (ANNs) have received a great deal of attention in recent years and are being touted as one of the greatest computational tools ever developed. In fact, ANNs are nonlinear systems consisting of a large number of highly interconnected processing units, nodes or artificial neurons, which have the ability of learning. In this research, ANNs have been used to estimate wave and current forces on slender cylinders. Data of 308 experimental specimens have been used for training and testing the networks. Considering the aim of this research for the application of ANNs, these data were consisted of recorded force values in different time series. The supervised learning neural networks models have been used in this research. The results indicate the success of the application of neural networks approach which can efficiently predict waves and current forces on slender cylinders after carrying out appropriate training. Furthermore, the results are within acceptable accuracy in comparison with experimental results and the results obtained from Morison equation.

Keywords: Offshore Structures, Slender Cylinders, Wave Force, Current, Morison Equation, Artificial Neural Networks, Supervised Learning.

[Downloaded from marine-eng.ir on 2026-11-09]
[DOR: 20.1001.1.17357608.1383.1.2.2.4]

مقدمه

افزایش روز افزون جمعیت، توسعه و پیشرفت صنعت و نیاز به منابع انرژی، مواد اولیه و فرآورده‌های نفتی موجب توجه روز افزون به منابع نفتی و گازی دریایی شده است. برای بهره‌برداری از این منابع نیاز به طراحی و احداث سازه‌های فراساحل می‌باشد که برای طراحی بهینه این سازه‌ها نیاز به شناخت دقیق از عوامل محیطی و نحوهٔ تأثیر آنها بر سازه می‌باشد. این مسائل باعث گردیده‌اند که رشته مهندسی سازه‌های دور از ساحل از سال ۱۹۴۷ هنگامیکه برای اولین بار از سکوهای حفاری دور از ساحل در خلیج مکزیک استفاده شد به طور سریع رشد و توسعه یابد.

یکی از عوامل مهم محیطی و تأثیرگذار در طراحی این سازه‌ها، نیروی ناشی از امواج است که درک کامل از تأثیر آن بر سازه‌های دریایی عامل بسیار مهم در طراحی اقتصادی و ایمن این سازه‌ها می‌باشد. در این راستا فعالیتهای تحقیقاتی زیادی برای دستیابی به هدف مذکور انجام شده است. این فعالیتها مبتنی بر مشاهدات، تجربیات آزمایشگاهی و میدانی و نتایج نظری بوده است. در حال حاضر سازه‌های دور از ساحل زیادی در استخراج نفت و گاز، مهندسی بندر و استخراج انرژی اقیانوس حتی در شرایط محیطی نامطلوب و سخت استفاده می‌شوند. طراحی و نصب سازه‌های دور از ساحل با افزایش عمق آب بویژه در شرایط سخت محیطی مشکل‌تر می‌شود. با این حال با کشف مخازن نفت در دریای شمال تحقیقات در این خصوص شتاب بیشتری یافت به نحوی که هم اکنون در دریای شمال سکوهای ثابتی در عمق بیش از ۲۰۰ متر برای مقاومت در برابر امواجی تا ارتفاع ۳۰ متر نصب شده‌اند. این سازه‌ها بعلت قرارگیری در عمقهای زیاد تحت تأثیر امواج شدید و طوفان قرار دارند که در اثر ترکیب نیروهای ناشی از امواج و جریانهای دریایی، نیروهای هیدرودینامیکی باعث تحریک و جابجایی سازه می‌شوند. از آنجائیکه نوسان و جابجایی دینامیکی سازه خود باعث تغییر نیروهای هیدرودینامیکی می‌گردد، 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 می‌گردد [۱، ۶ و ۱۰].

از طرف دیگر در چند دههٔ اخیر، شبیه سازی مغز انسان موضوع مورد علاقه بسیاری از محققان بوده است که در نتیجه شبکه‌های عصبی مصنوعی شکل گرفتند. در ساختار این سیستمها پارامترهایی وجود دارند که قابل تغییر و تنظیم می‌باشند. تنظیم این پارامترها بدین منظور صورت می‌گیرد که سیستم رفتار مطلوبی را در برابر تحریکات و اطلاعات خارجی از خود نشان دهد. لذا این سیستمها قابلیت یادگیری دارند و می‌توانند از راه یادگیری، دانش لازم برای برخورد مناسب با یک پدیده را جمع‌آوری نمایند و از آن به هنگام نیاز بهره گیرند. بنابراین در زمینه‌های مختلف مهندسی، از جمله در مهندسی عمران کاربرد پیدا کرده‌اند [۴و ۱۳].

یکی از مسائلی که در طراحی سازه‌های دریایی تحت اثر امواج مطرح می‌باشد، تعیین تغییرات نیروی موج در یک بازهٔ زمانی مشخص به صورت سری زمانی بوده که اینکار تاکنون توسط فرمول موریسون[1] انجام گرفته است. با توجه به فرضیات فرمول موریسون و تجربی بودن ضرایب هیدرودینامیکی آن از یک طرف و با توجه به مطرح بودن برتریهای شبکه‌های عصبی در این مورد از طرف دیگر، در این تحقیق برای اولین مرتبه از شبکهٔ عصبی برای برآورد اندرکنش هیدرودینامیکی امواج و جریانهای دریایی بر سازه‌های لاغر به صورت سری زمانی استفاده شده است. شبکه‌های عصبی بدون هیچ فرض و رابطهٔ ریاضی می توانند در شرایط پیچیده ترکیب امواج، جریانهای دریایی و نوسان سازه، نیروی ناشی از امواج و جریان را نتیجه دهند.

در این تحقیق با توجه به عملکرد مناسبتر شبکه‌های MLP نسبت به سایر شبکه‌ها از جمله RBF که در مرجع [۵] بررسی شده‌اند، از شبکه‌های MLP[2] با

[1] - Morison Equation

[2] Multi Layer Perceptron

[Downloaded from marine-eng.ir on 2026-11-09]
[DOR: 20.1001.1.17357608.1383.1.2.2.4]

الگوریتم آموزشی انتشار برگشتی[3](RP) استفاده شده و سپس نتایج حاصل از شبکه با نتایج فرمول موریسون مقایسه می‌گردد.

مدلهای بارگذاری

رفتار یک سازهٔ لاغر به پارامترهای تجربی زیادی از قبیل عدد استروهال و ضرایب نیرو بستگی دارد. این پارامترها به پارامترهای جریان از جمله عدد رینولدز، عدد کولگان کارپنتر و زبری سطح وابسته‌اند.

نیروی هیدرودینامیکی در واحد طول یک المان از سیلندر قائم نوسان کننده در موج و جریان به پارامترهای زیر وابسته است:

$$F = \phi(t, D, \rho, \upsilon, d, z, g, V, H, T_w, A, T_o) \qquad (۱)$$

که در آن t: زمان، D: قطر سیلندر، ρ: چگالی سیال، υ: ویسکوزیته سینماتیکی سیال، d: عمق آب، z: فاصله قائم المان تا سطح آب، g: شتاب ثقل، V: سرعت جریان، H: ارتفاع موج، T_w: پرید موج، A: دامنهٔ نوسان سیلندر و T_o: پرید نوسان سیلندر می‌باشد.

ماکزیمم سرعت افقی ذرات آب تحت اثر موج (U_m) و ماکزیمم سرعت نوسان سیلندر ($\dot{X}_m$) برای توصیف نیروهای هیدرودینامیکی در شرایط ترکیب نوسان با موج و جریان به کار می‌روند. بنابراین نیروی هیدرودینامیکی وارد بر واحد طول سیلندر به صورت زیر می‌تواند بیان شود:

$$F = \phi(t, D, \rho, \upsilon, d, V, H, T_w, L, U_m, T_o, \dot{X}_m) \qquad (۲)$$

با به کارگیری تئوری P_i باکینگهام از ۱۲ پارامتر موجود می‌توان ۹ پارامتر بی بعد استخراج نمود، که به صورت زیر می‌باشند:

$$\frac{F}{\rho.D.(Vel)^2} = f\Big(\frac{t}{T_w}, \frac{T_o}{T_w}, \frac{\pi.D}{L}, \frac{2\pi.d}{L}, \frac{H}{L}, \frac{\dot{X}_m}{U_m}, \frac{V.D}{\upsilon}, \frac{U_m.T_w}{D}, \frac{V.T_o}{D} \Big) \qquad (۳)$$

که در آن Vel: سرعت نسبی، $\frac{t}{T_w}$ و $\frac{T_o}{T_w}$: زمان بدون بعد، $\frac{\pi.D}{L}$: پارامتر تفرق، $\frac{2\pi.d}{L}$: عمق نسبی، $\frac{H}{L}$: تیزی موج، $\frac{\dot{X}_m}{U_m}$: سرعت بدون بعد، $\frac{V.D}{\upsilon}$: عدد رینولدز براساس سرعت جریان، $\frac{U_m.T_w}{D}$: عدد کولگان-کارپنتر براساس پارامترهای موج و $\frac{V.T_o}{D}$: سرعت کاهش یافته (سرعت جریان دائم نسبت به سرعت نوسان سیلندر) می‌باشند.

در پارامترهای فوق تأثیر ضریب تفرق برای سیلندر لاغر ناچیز بوده و همچنین برای تئوری موج خطی وابستگی نیرو به تیزی موج قابل صرفنظر کردن می‌باشد [۲ و ۱۱].

بسط فرمول موریسون برای سیلندر نوسان کننده در جریان بر حسب سرعت نسبی بصورت زیر نوشته می‌شود:

$$F = \frac{1}{2}\rho D C_{Dr} \Big| V - \dot{X} \Big| (V - \dot{X}) - \rho \frac{\pi D^2}{4} C_{Ar} \ddot{X} \qquad (۴)$$

که درآن $\ddot{X}, \dot{X}$: سرعت و شتاب سیلندر، C_{Ar}: ضریب جرم افزوده در مدل سرعت نسبی و C_{Dr}: ضریب نیروی درگ در مدل سرعت نسبی می‌باشند.

بسط فرمول موریسون برای سیلندر نوسان کننده در معرض موج بر حسب سرعت نسبی به صورت زیر نوشته می‌شود:

$$F = \frac{1}{2}\rho D C_{Dr} \Big| U - \dot{X} \Big| (U - \dot{X}) + \frac{\pi D^2}{4} * \rho C_{Mr} \dot{U} - \frac{\pi D^2}{4} \rho (C_{Mr} - 1) \ddot{X} \qquad (۵)$$

که در آن C_{Mr}: ضریب نیروی اینرسی در مدل

[3] - Resilient Propagation

[Downloaded from marine-eng.ir on 2026-11-09]
[DOR: 20.1001.1.17357608.1383.1.2.2.4]

سرعت نسبی و C_{Dr} : ضریب نیروی درگ در مدل سرعت نسبی می‌باشند. نکته‌ای که در اینجا باید به آن اشاره شود اینست که نیروی اینرسی ناشی از دو منشاء است: یکی شتاب موجود سیال و دیگری تغییر الگوی شتاب سیال. بدلیل وجود سیلندر در جریان شتابدار C_{Mr} (ضریب نیروی اینرسی) مبین اعمال دو اثر فوق است که می‌توان آنرا به صورت زیر در نظر گرفت:

$$C_{Mr} = 1 + C_{Ar} \qquad (۶)$$

در اینجا ۱ و C_{Ar} به ترتیب نشان دهندهٔ نیروی اعمالی به سیلندر به دلیل اول و دوم می‌باشند.

همچنین بسط فرمول موریسون برای سیلندر نوسان کننده در معرض موج و جریان را بر حسب سرعت نسبی می توان به صورت زیر نوشت:

$$F = \frac{1}{2}\rho D C_{Dr}\left|V+U-\dot{X}\right|(V+U-\dot{X}) + \frac{\pi D^2}{4}\rho C_{Mr}\dot{U} - \frac{\pi D^2}{4}\rho(C_{Mr}-1)\ddot{X} \qquad (۷)$$

که در آن C_{Mr}: ضریب نیروی اینرسی در مدل سرعت نسبی و C_{Dr} : ضریب نیروی درگ در مدل سرعت نسبی می‌باشند. تغییرات و نحوهٔ محاسبهٔ ضرایب هیدرودینامیکی در مرجع [۱۱] آمده است.

کارهای آزمایشگاهی

برای مطالعهٔ اثر حرکت سازه بر نیروهای هیدرودینامیکی و بررسی اندرکنش موج و جریان و حرکت سازه یکسری آزمایش در آزمایشگاه هیدرودینامیک دانشگاه دلفت هلند انجام شده است. در این آزمایشها از یک سیلندر استوانه‌ای به قطر ۶۰ میلیمتر و دارای ۴ رینگ اندازه‌گیری استفاده گردیده است و نیرو در هر رینگ در دو جهت طولی و عرضی مخزن اندازه‌گیری شده است. سیلندر بصورت قائم زیر یک نوسان دهنده (Oscillator) نصب شده و کل سیستم در حوضچهٔ موج به ابعاد ۱/۲۵×۲/۷۵×۸۵ متر قرار داشته است. دستگاه موج‌ساز حوضچه قادر به ایجاد امواج منظم و نامنظم می‌باشد. جزئیات مربوط به انجام آزمایشها در مرجع [۱۱] آمده است.

مشخصات هندسی و فواصل تجهیزات پس از نصب در مخزن در حالتیکه مخزن برای نوسانات طولی اجباری سیلندر راه‌اندازی گردیده بطور شماتیک در شکل (۱) نشان داده شده است.

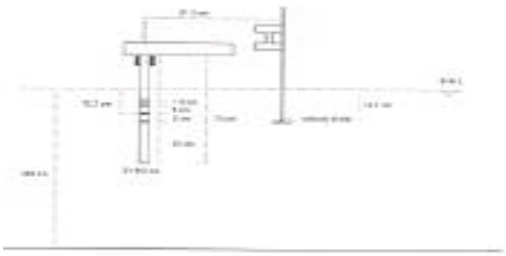
آزمایش‌ها برای برآورد نیرو بر سازهٔ لاغر درحالتهای مختلف از نوسانات سیلندر همراه موج و جریان انجام گرفته است. این حالت‌ها عبارتند از:

الف) سیلندر نوسانی تحت اثر موج

ب) سیلندر نوسانی تحت اثر جریان

ج) سیلندر نوسانی تحت اثر موج و جریان

برای هر یک از حالات فوق تعداد زیادی آزمایش انجام گرفته که در جدول ۱ نشان داده شده است.



شکل ۱- مشخصات و فواصل تجهیزات نصب شده در مخزن برای انجام آزمایش‌های سیلندر با نوسانات اجباری [۱۱]

جدول ۱- تعداد آزمایش‌های قابل قبول برای هریک از حالات میدان جریان

شرایط جریان	تعداد	علامت اختصاری
سیلندر نوسانی تحت اثر جریان	۱۰۵	O +C
سیلندر نوسانی تحت اثر موج	۶۲	O+W
سیلندر نوسانی تحت اثر موج و جریان	۱۴۱	O+W+C

[Downloaded from marine-eng.ir on 2026-11-09]
[DOR: 20.1001.1.17357608.1383.1.2.2.4]

شبکه عصبی با الگوریتم انتشار برگشتی(RP)

شبکهٔ عصبی یکی از روشهای مدلسازی است که از مجموعه‌ای از تعدادی عناصر پردازشگر ساده به نام نرون (گره‌ها) و اتصالات تشکیل شده است و ضرایبی به گره‌ها و اتصالات شبکه وابسته است که جهت حرکت اطلاعات و حساسیت آنها را منعکس می‌نماید. دستیابی به این ضرایب فقط با آموزش مناسب شبکه صورت می‌گیرد. هر نرون دارای تابع انتقال و ماتریس وزن است. هر سیگنال ورودی به نرون ابتدا به وسیلهٔ ماتریس وزن در تک‌تک مؤلفه‌های آن ضرب می‌شود و سپس به وسیلهٔ تأثیر بردار تابع انتقال تغییر می‌کند. سیگنال خروجی، به نرون یا نرونهای لایهٔ بعدی منتقل می‌شود. تغییر در توابع وزن نرونها باعث تغییر در جوابهای شبکه می‌شود. بنابراین بعد از آموزش، شبکه قادر است به مسائلی که در محدودهٔ آموزش شبکه قرار دارند از خود حساسیت نشان دهد [۳، ۹و ۱۵].

مطابق شکل (۲) شبکه‌های MLP از یک لایهٔ ورودی، یک لایهٔ خروجی و یک یا چند لایهٔ میانی تشکیل شده‌اند. یکی از الگوریتمهای آموزشی برای آموزش این شبکه‌ها الگوریتم انتشار برگشتی می‌باشد.

تغییر وزنهای شبکه در دو حالت ممکن است انجام گیرد :

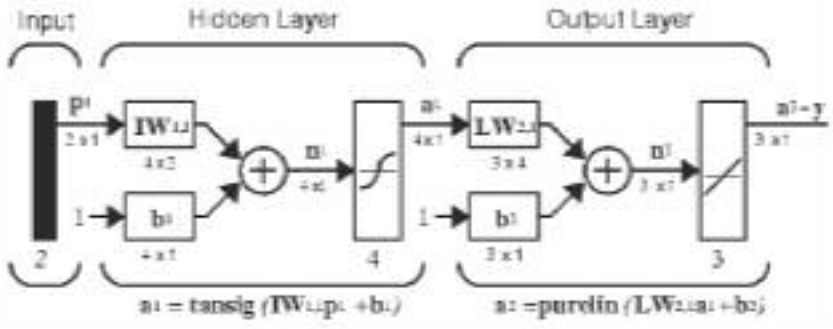
الف ـ تغییر وزنها بعد از ارائه خروج الگوی آموزشی که این روش به آموزش مثال با مثال[۴] معروف است.

ب ـ تغییر وزنها بعد از ارایهٔ دسته‌های چندتایی، که این روش به آموزش دسته[۵] معروف است[۱۲].

در این تحقیق از روش دوم برای آموزش شبکه‌های عصبی استفاده شده است.

با توجه به اینکه در شبکه‌های عصبی چند لایه از توابع فعالیت سیگموئیدی استفاده می‌شود و مشخصهٔ آنها این است که وقتی ورودی بزرگ باشد شیب آن تابع به سمت صفر میل می‌کند، بنابراین این مسأله باعث اشباع شدن شبکه می‌گردد، که در نتیجهٔ آن بایستی از کاهنده‌ترین شیب برای آموزش شبکه استفاده شود. در این صورت با توجه به کوچک بودن گرادیان تغییر خطا در به هنگام کردن وزنهای شبکه، تغییرات کمی در اوزان و بایاس‌ها بوجود می‌آید و ممکن است که اوزان و بایاس‌ها خیلی از مقادیر بهینه دور باشند. هدف الگوریتم انتشار برگشتی در واقع حذف این اثرات مخرب است. در این الگوریتم فقط از علامت مشتق تغییرات خطا برای تعیین جهت وزن به هنگام شده استفاده می‌شود و مقدار مشتق آن هیچ اثری در وزن به هنگام شده ندارد[۷].

در الگوریتم انتشار برگشتی، مقدار به هنگام شدهٔ ویژه Δ_{ij} (گرادیان تغییر خطا)، برای هر وزن بر اساس قاعدهٔ زیر بدست می‌آید[۸]:



شکل ۲- ساختار یک نمونه شبکهٔ MLP با دو لایهٔ میانی

۴ - Example-by-Example

۵- Batching

[Downloaded from marine-eng.ir on 2026-11-09]
[DOR: 20.1001.1.17357608.1383.1.2.2.4]

$$\Delta_{ij}^{(t)} = \begin{cases} \eta^{+}.\Delta_{ij}^{(t-1)} & : if \ \frac{\partial E^{(t-1)}}{\partial w_{ij}}.\frac{\partial E^{(t)}}{\partial w_{ij}} > 0 \\ \eta^{-}.\Delta_{ij}^{(t-1)} & : if \ \frac{\partial E^{(t-1)}}{\partial w_{ij}}.\frac{\partial E^{(t)}}{\partial w_{ij}} < 0 \\ \Delta_{ij}^{(t-1)} & : Otherwise \end{cases} \quad (۸)$$

که $0 < \eta^{-} < 1 < \eta^{+}$

قاعده به هنگام سازی برای هر وزن به صورت زیر انجام می‌گیرد:

$$\Delta w_{ij}^{(t)} = \begin{cases} -\Delta_{ij}^{(t-1)} & , if \ \frac{\partial E^{(t)}}{\partial w_{ij}} > 0 \\ +\Delta_{ij}^{(t-1)} & , if \ \frac{\partial E^{(t)}}{\partial w_{ij}} < 0 \\ 0 & : \quad Otherwise \end{cases} \quad (۹)$$

بنابراین مقدار تغییرات وزن به هنگام شده در هر تکرار به صورت زیر خواهد بود:

$$\Delta w_{ij}^{(t+1)} = w_{ij}^{(t)} + \Delta w_{ij}^{(t)} \quad (۱۰)$$

آموزش شبکه

داده‌های آموزش و آزمایش

در هر آزمایش برای پارامترهای ورودی مشخص، ۱۰۰۰ عدد در فواصل زمانی ۰/۲ ثانیه و به مدت ۲۰ ثانیه به عنوان خروجی در رینگهای اول و دوم از سیلندر ثبت گردیدند. نیرو در هر رینگ در دو جهت طولی و عرضی مخزن اندازه‌گیری شده است.

با توجه به اینکه هدف ایجاد شبکه‌ای است که بتواند در زمانهای مختلف نیروی موج را به صورت سری زمانی برآورد نماید، بنابراین داده‌های مورد نظر همان مقادیر ثبت شده در هر آزمایش می‌باشند.

آماده‌سازی داده‌های آموزشی موضوع با اهمیتی در آموزش شبکه‌های عصبی می‌باشد. در این قسمت داده‌های آموزش همان مقادیر ثبت شدهٔ نیرو در هر آزمایش در زمانهای متوالی بوده، که از هر آزمایش ۱۰۱ دادهٔ متوالی انتخاب گردیده است. انتخاب این داده‌ها به گونه‌ای است که مقدار حد بالا و پایین داده‌ها رعایت شوند. در تربیت شبکهٔ مورد نظر از نتایج ۴۷ آزمایش، به صورت تصادفی استفاده شده است.

برای نرمال کردن داده‌ها در محدودهٔ (۱و۱-) از روش میانگین صفر و انحراف معیار یک مجموع داده‌ها استفاده شده است.

برای آزمایش شبکهٔ عصبی تربیت شده از داده‌های سه آزمایش که به صورت تصادفی انتخاب شده‌اند و در هر آزمایش ۱۰۰۰ داده موجود است، استفاده گردیده و عملکرد شبکهٔ طراحی شده در برابر داده‌های آزمایش بر اساس دو پارامتر ارزیابی جذر میانگین مربعات خطاها[6] (RMS) و ضریب همبستگی[7] بین خروجیهای حقیقی و دلخواه سنجیده شده است.

تعیین پارامترهای ورودی و خروجی

پارامترهای ورودی و خروجی شبکه با توجه به نوع مسأله تعیین می‌گردند. بنابراین با توجه به فرمول موریسون و پارامترهای تأثیرگذار بر نیروی اعمالی از طرف موج، جریان و نوسان سیلندر که در رابطه (۱) ارائه شده، می‌توان ۵ پارامتر اول را به عنوان پارامترهای ورودی و پارامتر آخر را بع عنوان پارامتر خروجی در نظر گرفت:

$$\left(V, U, \dot{U}, \dot{X}, \ddot{X}, \frac{F_x}{\rho D} \right) \quad (۱۱)$$

که در آن V: سرعت جریان، U: سرعت افقی ذرات آب تحت اثر موج، $\dot{U}$: شتاب افقی ذرات آب تحت اثر موج، $\dot{X}$: سرعت نوسان سیلندر، $\ddot{X}$: شتاب نوسان سیلندر، ρ: چگالی آب، D: قطر سیلندر، F_x: نیروی اعمالی در جهت طولی مخزن (نیروی اعمالی در جهت جریان) می‌باشند، که پارامتر زمان توسط پارامترهای شتاب، سرعت ذرات آب و نوسان سیلندر پوشش داده شده است. سایر پارامترهای مؤثر با توجه به تئوری موج

[6]- Root Mean Square
[7]- Correlation Factor

[Downloaded from marine-eng.ir on 2026-11-09]
[DOR: 20.1001.1.17357608.1383.1.2.2.4]

خطی توسط پارامترهای ورودی و خروجی شبکه محاسبه شده است.

با توجه به اینکه نیروی لیفت در اثر ایجاد جریانهای گردابی غیرمتقارن در ناحیهٔ پشت سیلندر ایجاد می‌گردد و تولید گرداب بصورت کاملاً اتفاقی می‌باشد[۱۴]، لذا برآورد نیروی در جهت عرضی (نیروی لیفت) در هر زمان غیرممکن بوده که شبکه نیز آن را تصدیق نموده است. بنابراین برآورد نیروی لیفت به صورت سری زمانی غیرممکن می‌باشد.

آموزش شبکهٔ RP

آموزش شبکه‌های عصبی انتشار برگشتی به خاطر پارامترهای مجهول از قبیل تعداد نرونها در لایهٔ میانی و تعداد لایه‌های میانی، بصورت فرآیندهای سعی و خطا می‌باشد. از این رو بعد 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 گردد.

برای مدلسازی شبکه‌ها در این تحقیق از ابزار Neural Network در نرم‌افزار Matlab نسخهٔ ۶/۵ استفاده شده است، که در آن مجموعه‌ای نسبتاً کامل از انواع شبکه‌های پرکاربرد و روشهای مختلف آموزش مربوط به آنها گردآوری شده است. یکی از قابلیتهای ممتاز Matlab نسبت به سایر نرم‌افزارهای مشابه این است که پس از ساخت، آموزش و آزمایش شبکه می‌توان پس از ذخیره، از آن به صورت یک تابع در سایر برنامه‌ها و نرم افزارهای تحلیلی استفاده کرد.

شبکهٔ عصبی RP که دارای تابع تحریک سیگموئیدی برای لایه‌های میانی و تابع تحریک خطی برای لایهٔ خروجی باشد، توان تقریب هر تابعی با تعداد ناپیوستگی محدود را دارا خواهد بود[۷]. در این تحقیق نیز توابع محرک نرونهای لایه‌های میانی به صورت تانژانت هیپربولیک (تانژانت سیگموئید) و تابع محرک نرونهای لایهٔ خروجی، تابع خطی در نظر گرفته شده‌اند

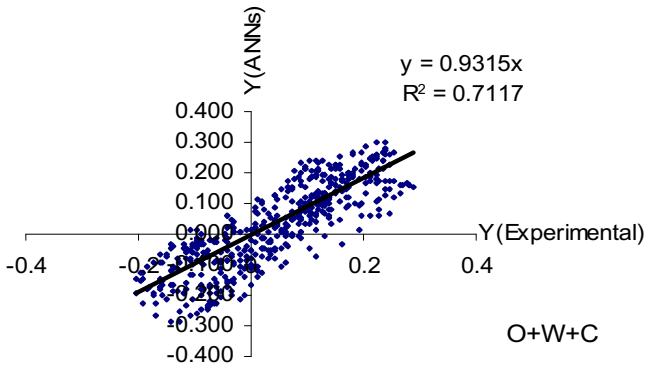
برای ارزیابی عملکرد هر شبکه به منظور پاسخگوئی آن به داده‌های آزمایش و آموزش، مقادیر خطای RMS و ضریب همبستگی R بین مقادیر خروجی شبکه و مقادیر حقیقی محاسبه گردیده‌اند.

با توجه به اینکه آموزش شبکهٔ عصبی به خاطر پارامترهای مجهول از قبیل تعداد نرونها در لایهٔ میانی و تعداد لایه‌های میانی، بصورت فرآیندهای سعی و خطا می‌باشد. 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 گردد.

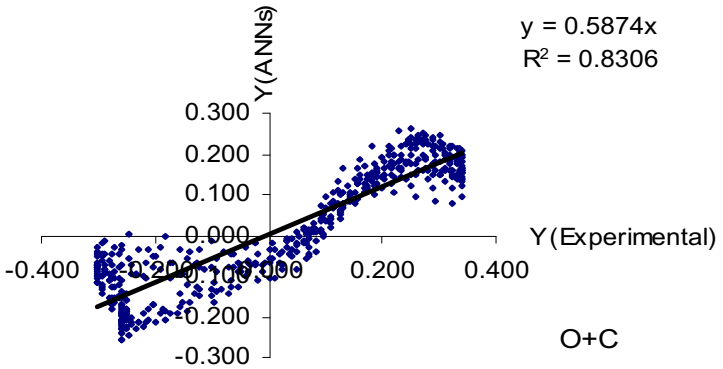
در این شبکه آرایش لایه‌ای با توجه به عملکرد توأم شبکه نسبت به داده‌های آموزش و آزمایش به صورت ۱-۱۴-۵، ۵ نرون در لایهٔ ورودی، ۱۴ نرون در لایهٔ میانی و یک نرون در لایهٔ خروجی انتخاب گردید که در این آرایش مقدار درصد خطای RMS و ضریب همبستگی برای داده‌های آموزش بترتیب ۰/۱۲۷ و ۹۲/۶ درصد و میانگین خطای RMS و ضریب همبستگی برای داده‌های آزمایش بترتیب ۰/۱۳۸ و ۹۰ درصد می‌باشند.

در شکلهای ۳،۴و۵ نتایج آزمایشگاهی در برابر نتایج حاصل از شبکهٔ عصبی در حالتهای مختلف موج، جریان و نوسان سیلندر برای داده‌های آزمون رسم گردیده و سپس خط راست از بین آنها برازش داده شده است.

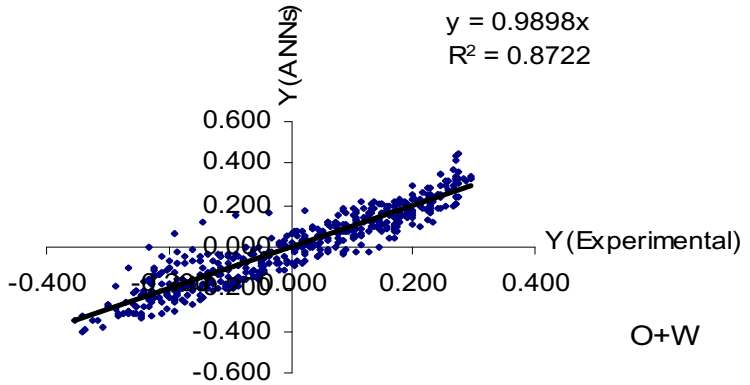
[Downloaded from marine-eng.ir on 2026-11-09]
[DOR: 20.1001.1.17357608.1383.1.2.2.4]



شکل۳- نتایج شبکهٔ عصبی در برابر مقادیر واقعی برای داده‌های آزمون در حالت موج، جریان و نوسان سیلندر



شکل۴- نتایج شبکهٔ عصبی در برابر مقادیر واقعی برای داده‌های آزمون در حالت جریان و نوسان سیلندر



شکل۵- نتایج شبکهٔ عصبی در برابر مقادیر واقعی برای داده‌های آزمون در حالت موج و نوسان سیلندر

[Downloaded from marine-eng.ir on 2026-11-09]
[DOR: 20.1001.1.17357608.1383.1.2.2.4]

مقایسهٔ نتایج حاصل از شبکهٔ عصبی با نتایج حاصل از فرمول موریسون و نتایج آزمایشگاه

شبکهٔ عصبی مناسب در بخش قبل طراحی گردید، در این قسمت نتایج حاصل از شبکهٔ عصبی طراحی شده با نتایج حاصل از روش فرمول موریسون و نتایج آزمایشگاهی مقایسه شده و روش مناسب برای برآورد نیروی امواج و جریانهای دریایی بر سازه‌های لاغر پیشنهاد می‌گردد.

از آنجایی که نتایج آزمایشگاهی در هر مسأله به واقعیت نزدیکتر هستند و با توجه به اینکه فرمول دقیقی برای حل مسأله وجود ندارد، لذا نتایج آزمایشگاهی را ملاک قرار می‌دهیم و نتایج حاصل از فرمول موریسون و شبکهٔ عصبی را با آن مقایسه می‌کنیم. در جدول۲، درصد خطای RMS و ضریب همبستگی بین نتایج آزمایشگاهی با نتایج حاصل از فرمول موریسون و شبکهٔ عصبی برای آزمایشهای مختلف نشان داده شده است.

همانطور که در این جداول مشاهده می‌شود، میانگین درصد خطای RMS بین نتایج آزمایشگاهی با نتایج حاصل از شبکهٔ عصبی و فرمول موریسون بترتیب ۰/۰۸ و ۰/۱۰۵ درصد و میانگین ضریب همبستگی بین آنها بترتیب ۸۹/۹ و ۷۷/۱ درصد می‌باشد. بنابراین با توجه به مقدار خطای بدست آمده، پاسخ شبکهٔ عصبی در برآورد نیرو نسبت به داده‌های آزمایشگاهی به طور میانگین حدود ۲۳ درصد مطلوبتر از نتایج حاصل از فرمول موریسون می‌باشد.

نکته قابل توجه اینکه ضرایب هیدرودینامیکی بکار رفته در محاسبه فرمول موریسون، از نتایج آزمایشگاهی موجود بدست آمده است، بنابراین مقایسه نتایج شبکه عصبی با بهترین و ایده‌آل‌ترین نتایج حاصل از فرمول موریسون انجام شده است. مقدار متوسط درصد خطای RMS در حالتهای مختلف موج، جریان و سیلندر نوسانی برای نیروهای در جهت جریان بین نتایج آزمایشگاهی با نتایج حاصل از شبکهٔ عصبی و فرمول موریسون در شکل (۶) نشان داده شده‌اند.

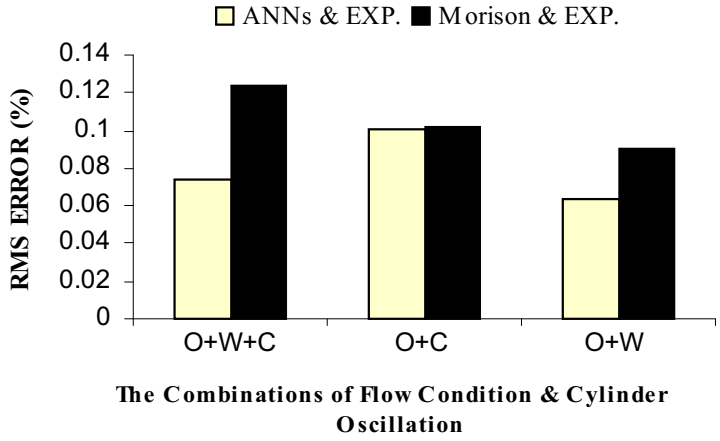
مقایسهٔ نتایج حاصل از شبکه عصبی، آزمایشگاه و فرمول موریسون در نمودارهای شکل (۷) آورده شده است، که خود گویای قابلیت مناسب شبکه برای برآورد نیرو در حالت سری زمانی می‌باشد.

[Downloaded from marine-eng.ir on 2026-11-09]
[DOR: 20.1001.1.17357608.1383.1.2.2.4]

جدول۲- درصد خطا و ضریب همبستگی بین نتایج آزمایشگاهی با نتایج حاصل از فرمول موریسون و شبکهٔ عصبی

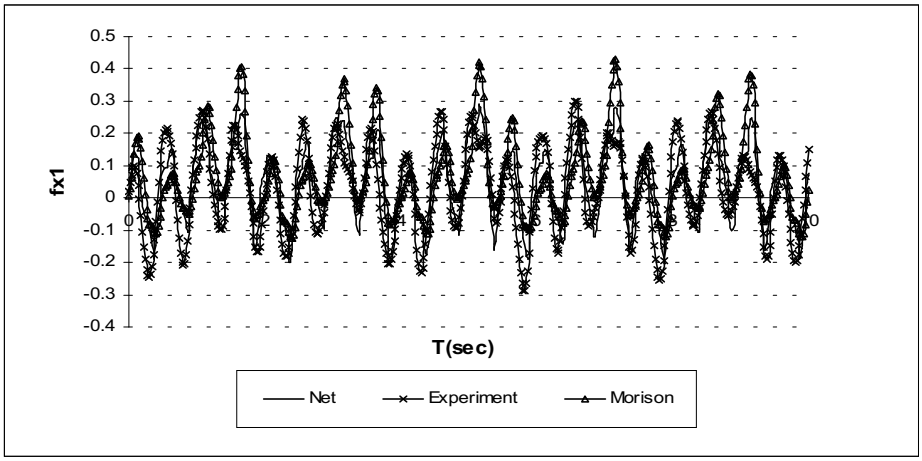
	R^2	F(experiment) Inline Force
Run562	F(ANN)	72.2
	F(Morison)	35.9
Run607	F(ANN)	83
	F(Morison)	69.4
Run669	F(ANN)	87.2
	F(Morison)	77.6

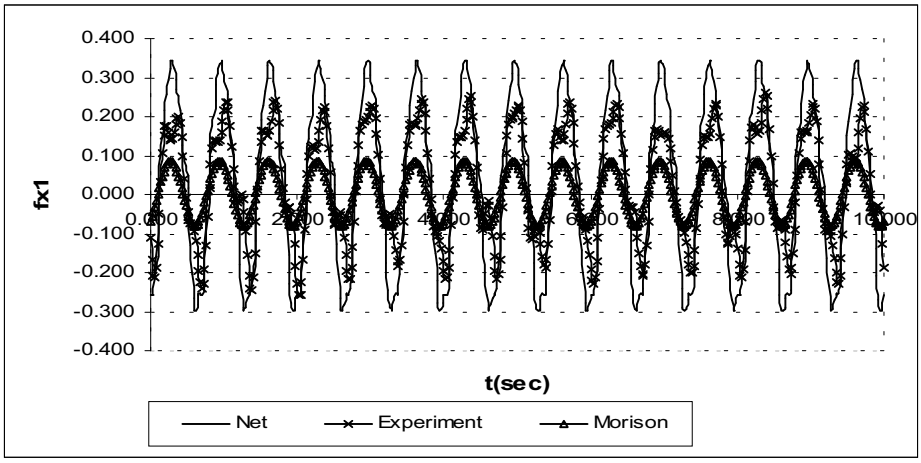
RMS ERROR		F(experiment) Inline Force
Run562	F(ANN)	0.074
	F(Morison)	0.124
Run607	F(ANN)	0.101
	F(Morison)	0.102
Run669	F(ANN)	0.064
	F(Morison)	0.090

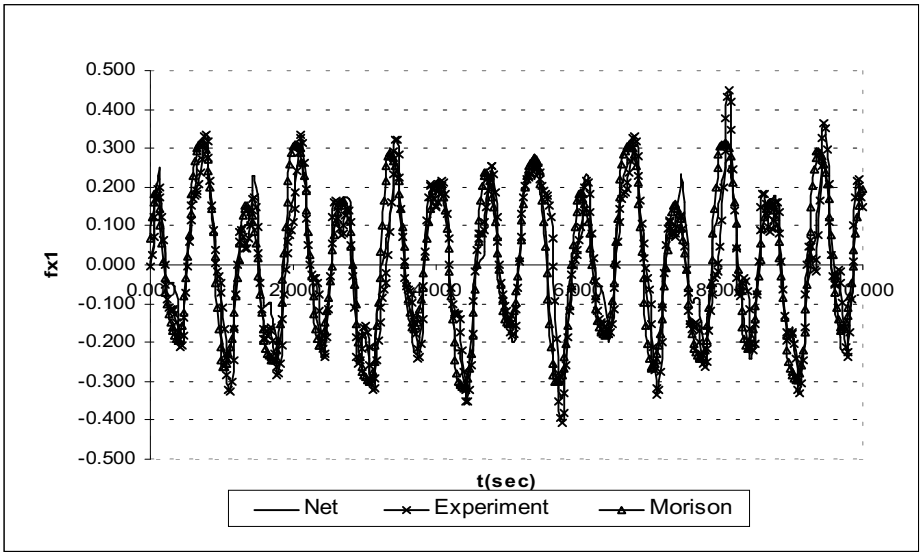


شکل۶- درصد خطای RMS بین نتایج آزمایشگاهی با نتایج حاصل از فرمول موریسون و شبکهٔ عصبی

[Downloaded from marine-eng.ir on 2026-11-09]
[DOR: 20.1001.1.17357608.1383.1.2.2.4]







شکل۷- مقایسهٔ نتایج برآورد نیروی هیدرودینامیکی شبکهٔ عصبی و فرمول موریسون با داده‌های تجربی

[Downloaded from marine-eng.ir on 2026-11-09]
[DOR: 20.1001.1.17357608.1383.1.2.2.4]

نتیجه‌گیری

در مقاله حاضر استفاده از شبکه‌های عصبی در برآورد نیروهای هیدرودینامیکی ناشی از امواج و جریانهای دریایی بر روی سازه‌های لاغر نوسانی برای اولین بار بکار گرفته شده است، که مهمترین نتایج حاصل از مقالهٔ حاضر عبارتند از:

۱- با توجه به کاهش حدود ۲۳ درصد میزان خطای نتایج شبکه عصبی نسبت به نتایج فرمول موریسون، می‌توان چنین نتیجه گیری کرد که با آموزش مناسب شبکه‌های عصبی، از آنها می‌توان به عنوان گزینهٔ مناسبی در برآورد نیروی امواج و جریانهای دریایی بر سازه‌های لاغر استفاده نمود.

۲- آرایش لایه‌ای شبکه‌ها با الگوریتم انتشار برگشتی برای این دسته از داده‌ها به صورت ۱-۱۴-۵ ، ۵ نرون در لایه ورودی ، ۱۴ نرون در لایه میانی و ۱ نرون در لایه خروجی می‌باشد.

مراجع:

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, pp. 297-307.

2- Chakrabarti, S.K., and Cottre, D.C. (1984) “Hydrodynamic coefficients of a Mooring Tower.” Journal of Energy Resources Technology, ASME, pp. 449-458.

3- Haykin, S. (1999). "Neural Networks: a Comprehensive Foundation." Second Edition, Prentice Hall International Inc.

4- Lee, T.L. (2004). “Back-propagation neural network for long-term tidal predictions.” Ocean Engineering, 31, pp. 225-238.

5- Moghim, M.N. (2004). "Prediction of Wave and Current Forces on Slender Structures Using Artificial Neural Networks." Master's Thesis, Faculty of Engineering Tarbiat Modares University.

6- Najafian, G., Burrows, R., and Tickell, R.G. (2003). "Geometric Interpretation of the Least Square Error Method Used in Derivation of Morison Force Coefficients." The Thirteenth International Offshore and Polar Engineering Conference, Vol. III, pp. 440-446.

7- Neural Network Toolbox User’s Guide: For Use with MATLAB, 1999, http://www.mathworks.com.

8- Riedmiller, M. and Braun H. (1993) “A direct adaptive method for faster back propagation learning: the RPROP algorithm.” IEEE International Conference on Neural Networks, pp. 586-591.

9- Rumelhart, D. E., Hinton, G. E. and Williams, R. J. (1983). “Learning representations by back-propagating errors.” Nature 323.

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

11- Shafiee-far, M. (1997) “Hydrodynamic Interaction Between Fluid Flow and Oscillating Slender Cylinders.” Ph.D. Thesis, Delft University of Technology.

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

13- Tsai, C.P., Lee, T.L., Chu, L.H. (1999) “Forecasting of water time series using back propagation neural network.” Journal of the Chinese Institute of Civil and Hydraulic Engineering, 11(3), 589-596.

14- Williamson, C.H.K. (2003) “Vortex-Induced Vibration.” *Annual Review of Fluid Mechanic*s, 35.

۱۵. کاوه، علی و ایرانمنش، عباس، شبکه‌های عصبی مصنوعی در بهینه‌سازی سازه‌ها، مرکز تحقیقات و مسکن، ۱۳۷۹، ش.ن. ۳۲۰-ک، چاپ اول.

[Downloaded from marine-eng.ir on 2026-11-09]
[DOR: 20.1001.1.17357608.1383.1.2.2.4]