



سازمان بنادر و دریانوردی به عنوان تنها مرجع حاکمیتی کشور در امور بندری، دریایی و کشتی رانی بازرگانی به منظور ایفای نقش مرجعیت دانشی خود و در راستای تحقق راهبردهای کلان نقشه جامع علمی کشور مبنی بر "حمایت از توسعه شبکه‌های تحقیقاتی و تسهیل انتقال و انتشار دانش و سامان‌دهی علمی" از طریق "استانداردسازی و اصلاح فرایندهای تولید، ثبت، داوری و سنجش و ایجاد بانک‌های اطلاعاتی یکپارچه برای نشریات، اختراعات و اکتشافات پژوهشگران"، اقدام به ارایه این اثر در سایت SID می‌نماید.



سازمان بنادر و دریانوردی





نهمین همایش بین المللی سواحل، بنادر و سازه های دریایی
ICOPMAS 2010
 10-8 آذر ماه (تهران)



تخمین نیروهای هیدرودینامیکی طولی در اعضای استوانه ای با استفاده از ویونت

افشین پورتقی ، دانشجوی کارشناسی ارشد ، دانشگاه تبریز ، afshinpourtaghi@yahoo.com

محمد علی لطف اللهی یقین، دانشیار ، دانشگاه تبریز ، lotfollahi@tabrizu.ac.ir

محمد حسین امین فر ، استادیار ، معاونت آموزشی دانشکده فنی و مهندسی عمران ، aminfar@tabrizu.ac.ir

سعید قلی زاده ، استادیار ، دانشگاه ارومیه، s.gholizadeh@urmia.ac.ir

چکیده

محاسبه نیروهای حاصل از امواج در سازه های فراساحلی پایه ای برای طراحی و ساخت این سازه ها می باشد. در ساخت سازه های جکته ای اعضای استوانه ای مرسوم ترین اعضا هستند. بنابراین در بسیاری از تحقیقات به عنوان یک رویکرد اساسی به منظور بررسی پدیده های متعدد مدنظر می باشند. در کنار تئوری های مختلف، شبکه های عصبی مصنوعی و شبکه های موجک دو روش توانمند هستند که برای تخمین این نیروها به کار می روند. یک شبکه عصبی موجکی در واقع تلفیقی از تئوری تبدیل موجک با مفهوم اصلی شبکه های عصبی است که به کارگیری آن به عنوان جایگزینی مناسب در شبکه های پیشخورد عصبی جهت تخمین و تقریب توابع غیرخطی اختیاری پیشنهاد می شود. هدف اصلی این مقاله ارزیابی توانایی روش شبکه عصبی و حالت خاصی از شبکه عصبی موجکی تحت عنوان ویونت در پیشگویی نیروهای هیدرودینامیکی طولی ناشی از امواج در یک عضو استوانه ای قائم می باشد. نتایج عددی بدست آمده حاکی از آن است که نه تنها شبکه های عصبی و ویونت در تخمین این نیروها از قابلیت بالایی برخوردارند بلکه شبکه ویونت نسبت به شبکه پیشخورد عصبی عملکرد بهتری را داشته است.

کلید واژه: نیروی طولی، عضو استوانه ای، شبکه عصبی، موجک، ویونت.

1- مقدمه

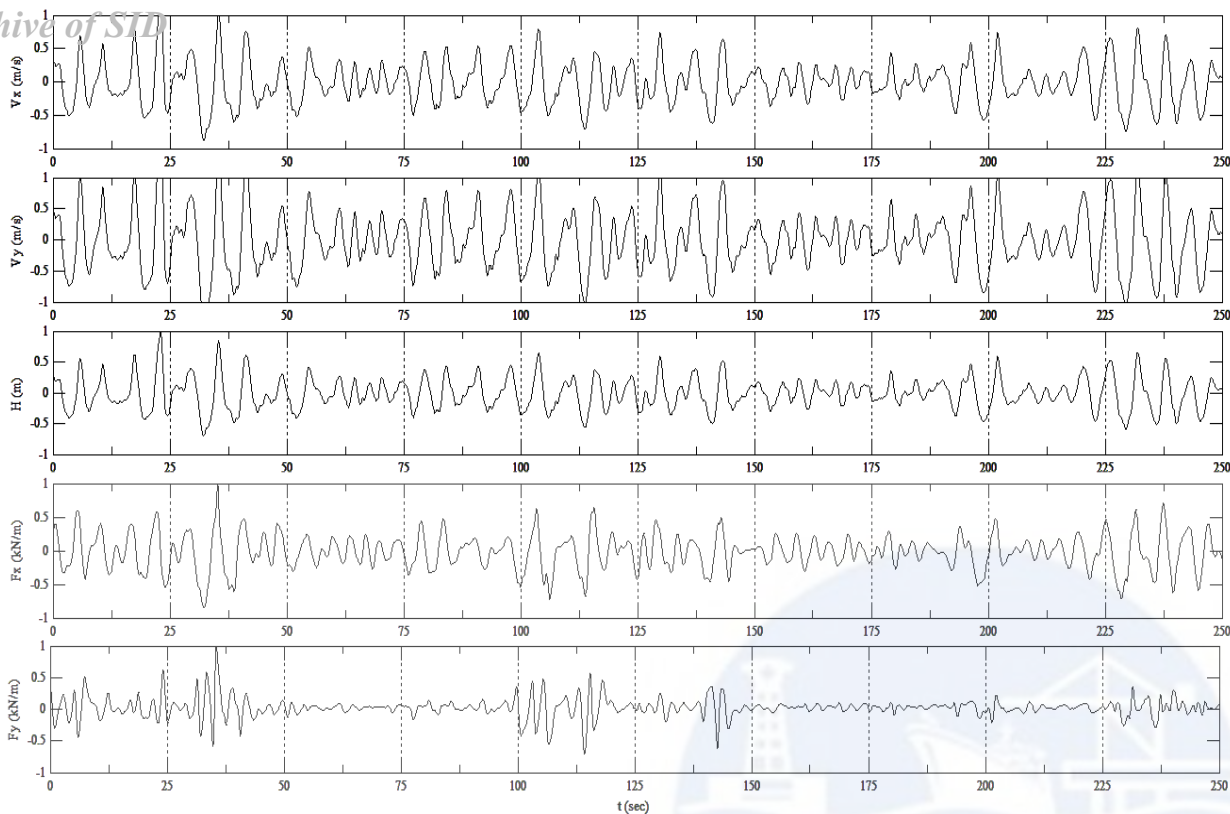
تأثیرات غیر خطی نیروی هیدرودینامیکی وارد بر سازه های اقیانوسی، نسبت به کشتی ها بسیار زیاد می باشند. بنابراین تحقیقات تئوریک و آزمایشگاهی در مورد نیروهای غیر خطی در مهندسی دریایی از اهمیت بسزایی برخوردار است. نیروهای هیدرودینامیکی وارد بر پایه سکوه های اقیانوسی به علت دخالت عوامل متعدد تأثیرگذار در مقدار آن، نمی توانند به طور دقیق با استفاده از تئوری های خطی تخمین زده شوند. وقتی یک سکوی نفتی در حال اجرا و نصب در قسمت فراساحل می باشد، اعضای مستغرق و غوطه ور آن دائماً تحت فشار امواج و به تبع آن نیروهای هیدرودینامیکی هستند. از طرفی حرکت های خود سکو نیز تأثیر دو چندان بر افزایش این نیروها خواهند داشت. جدایی نقطه عملکرد نیروهای هیدرودینامیکی از مرکز حرکات به دلیل عمق غوطه ور بالای پایه های سکو در مراحل نصب، موجب تأثیر پذیری بالای نیروهای وارد بر اعضا از حرکات سکو می گردد. بدین ترتیب بزرگی مقدار نیروهای هیدرودینامیکی در این حالت بسیار حائز اهمیت می باشد. برآیند نیروهای محلی ناشی از امواج، سبب به وجود آمدن نیروهایی مثل خمش و پیچش اعضا، نیروهای حاصل از ترک اعضا، نیروهای مفصلی، نیروهای حاصل از جمع شدگی و نیروهای حاصل از جرم افزوده می گردد. محاسبه نیروهای حاصل از امواج در سازه های فراساحلی پایه ای برای طراحی و ساخت این سازه ها محسوب می شود که در عین حال به دلیل پیچیدگی نحوه تأثیر امواج و چگونگی عکس العمل سازه، جزو یکی از سخت ترین مراحل طراحی محسوب می شود. بعلاوه ماهیت تصادفی امواج دریا و کمبود تئوری های موجی غیر خطی کارآمد در مراتب بالا به منظور تشریح آن ها و متعاقباً مطالعه و بررسی تأثیرات امواج بر سازه های دریایی موجب پیچیدگی افزون آن گردیده است. با وجود این که پاره ای از تئوری های موجود با برداشت داده های حاصل از نتایج آزمایشگاهی، اندازه گیری های میدانی در ناحیه دریا و مطالعات تحلیلی

در پیشگویی نیروهای امواج در سازه های دریایی تا حد قابل قبولی از صحت بالایی برخوردارند، محاسبه آن ها بسیار وقت گیر و دشوار می باشد [1].

از آنجایی که در ساخت سازه های جکتی، اعضای استوانه ای مرسوم ترین اعضا هستند، در بسیاری از تحقیقات به عنوان یک رویکرد اساسی در بررسی پدیده ها مد نظر می باشند. لوله های لاغر سازه های بسیار سختی هستند که قسمت اعظمی از سازه های دریایی را تشکیل داده اند. چنین اعضای لوله ای به دلیل نحوه عملکرد نیروهای هیدرودینامیکی ناشی از موج و جریان دائماً تحت تأثیر نیروهای عکس العملی ناشی از حرکت سازه ها می باشند. خصوصیات و نحوه تأثیرات این نیروها بستگی به خصوصیات سیال و شرایط جریان دارد که در هر نوع شرایط محیطی مثل جهت، هندسه و حرکت خود عضو لوله ای قابل بحث و بررسی است. نیروهای عکس العملی مذکور، تشکیل دهنده یک پدیده هیدرودینامیکی غیر خطی پیچیده هستند. به طور کلی نیروهای ناشی از موج در اعضای استوانه ای به دو بخش عمده تقسیم می شوند: نیروهای طولی و نیروهای عرضی یا برآ. نیروهای طولی در راستای انتشار موج و نیروهای عرضی در راستای قائم عمل می کنند. ماهیت تصادفی نیروهای طولی همانند امواج دریا و نوسان آن مشابه نوسان تراز سطح آب می باشد. بنابراین می توان یک رابطه تقریبی خطی ما بین تراز سطح آب و نیروهای هیدرودینامیکی طولی در نظر گرفت. این در حالی است که ماهیت نیروهای برآ به مقدار قابل توجهی متفاوت با نوسانات تراز سطح آب بوده و دارای یک رابطه غیر خطی است [2]. شکل 1 نمایش دهنده مقایسه ای از چگونگی نوسانات تراز سطح آب، سرعت افقی، سرعت قائم، نیروی طولی و نیروی عرضی را نشان می دهد. با این توضیحات مختصر بار وارده ناشی از موج به اعضای لوله ای یکی از مشکلات اساسی هیدرودینامیکی به شمار می آید. در سال 1984، Iwagaki و Asano نیروهای هیدرودینامیکی ناشی از اثر توأم موج و جریان وارد بر اعضای استوانه ای را مورد آزمایش قرار دادند که در نهایت ضرایب جدیدی از پارامتر کنولیگان کارپنتر¹ را به عنوان پارامترهای مؤثر در تعیین نیروهای هیدرودینامیکی مطرح کردند. اثر متقابل سیال و سازه برای چنین مواردی، هم در مورد سیال پایدار و هم در مورد امواج توسط Chakrabarti در سال 1987، Blevins در سال 1990 و Bearman در سال 1992 مورد بررسی قرار گرفت. در سال 1992، Kan تحقیقی در زمینه نیروی طولی وارد بر عضو قائم استوانه ای انجام داد و ضرایب هیدرودینامیکی C_D و C_M را در شرایط موج و جریان مورد تحلیل قرار داد. در سال 2003، Prabaharan و mandal به منظور پیش بینی نیروهای امواج اقیانوس ها یک ارزیابی کلی را با رویکرد عددی و شبکه عصبی ارائه دادند. در سال 2004 محمد علی لطف اللهی یقین و بیژن صنعتی با بکار گیری شبکه های عصبی تا حد قابل قبولی توانستند نیروهای هیدرودینامیکی طولی بر روی شمع قائم را پیش بینی نمایند. در سال 2006، LIU Shu-xue، LI Yu-cheng و LI Guang-wei تحقیقاتی در زمینه نیروهای اعمال شده بر روی گروه شمع در پایه پل دریایی شرق در چین انجام دادند که در آن تأثیر گروهی و کاهش ضریب را در مهندسی طراحی برای این نیروها بررسی کردند. در سال 2008 محمد علی لطف اللهی یقین و علیرضا مجتهدی با بررسی آماری نوسانات خطی و غیرخطی، تحلیل طیفی و تحلیل آماری دامنه آن ها توابع احتمال حاکم بر نیروها و لنگرهای ناشی از امواج تصادفی دریا بر پایه قائم را ارائه کردند. به تبع آن در همین سال Pooja Jain و Deo تحقیقاتی در زمینه شبکه عصبی مصنوعی و کارایی آن برای مطالعات ساحلی و اقیانوسی انجام دادند [3].

ICOPMAS

¹ Keulegan-Carpenter



شکل 1) سرعت افقی V_x ، سرعت قائم V_y ، تراز سطح آب H ، نیروی طولی F_x ، نیروی عرضی F_y

نیروهای ناشی از امواج با بکارگیری روابط و تئوری های متعددی محاسبه می شوند که از جمله آن ها می توان به معادله موریسون²، تئوری فرود کریلو³ و تئوری انکسار⁴ اشاره نمود. در کنار این روابط و تئوری ها، روش های دیگری نیز جهت تخمین نیروهای تحمیلی ناشی از امواج بر اعضای استوانه ای وجود دارند. از میان این روش ها شبکه های مصنوعی عصبی و شبکه های موجک، دو نمونه توانمند برای دستیابی به این امر هستند. هدف عمده این مقاله ارزیابی توانایی این دو روش در پیش بینی نیروهای طولی و در قیاس با یکدیگر می باشد. پیش بینی سری زمانی نیروهای هیدرودینامیکی طولی اعضای استوانه ای با استفاده از پارامترهای جنبشی، یعنی سرعت ذرات امواج در کنار پروفیل سطح آب حاصل از اطلاعات آزمایشگاهی انجام گرفته شده است. در مقاله حاضر ابتدا مروری کوتاه به مفاهیم اساسی شبکه های عصبی و اصول تئوری موجک داشته، متعاقباً ساختار شبکه موجک و نحوه ساخت آن بیان خواهد شد. سپس مسائل با جزئیات مورد بحث و بررسی قرار گرفته و نهایتاً نتایج مورد تحلیل قرار خواهند گرفت. مقایسه بین داده های آزمایشگاهی و نتایج بدست آمده از شبکه موجکی ویونت و شبکه عصبی، دال بر قابلیت بالای آن ها در تخمین نیروهای هیدرودینامیکی طولی اعضای استوانه ای می باشد که به دنبال آن همپوشانی بهتر داده های حاصل از شبکه موجکی ویونت نسبت به شبکه های عصبی، حاکی از توانایی بالای این نوع شبکه ها نسبت به سایر تئوری های وقت گیر است.

2- شبکه عصبی مصنوعی

2-1- معرفی

در شکل گیری علم شبکه های عصبی مصنوعی، از شبکه های عصبی بیولوژیکی الهام گرفته شده است. بدین معنی که یک شبکه عصبی از چندین عنصر به نام نرون تشکیل شده که هر یک از این نرون ها با نرون های دیگر ارتباط دارند. هدف شبکه عصبی مصنوعی، تقلید از نرون های سیستم عصبی انسان است که این کار با اتصال تعداد زیادی از پردازشگرها موسوم به نرون های مصنوعی یا گره ها انجام می شود. بطور کلی شبکه های عصبی با معرفی، محاسبه و تفکیک داده ها در یک فضای چند متغیره، آن ها را به فضاهای مطلوب تبدیل می کنند. شکل 2 نمونه ای از ساختار شبکه پیشخورد را نمایش می دهد. همانطور که در این شکل مشخص است شبکه از سه لایه اصلی بنام لایه ورودی و لایه مخفی و لایه خروجی تشکیل شده است که با هم ارتباط دارند. برای آموزش شبکه، زوج های آموزشی به عنوان ورودی به شبکه داده می شود و خروجی شبکه محاسبه می گردد. با محاسبه خطای بین خروجی شبکه و خروجی دلخواه (بردار هدف از زوج آموزشی) وزن های شبکه به

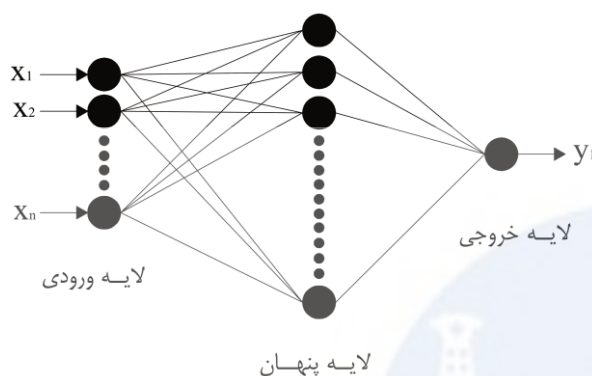
² Morison equation

³ Froude-Krylov theory

⁴ Diffraction

روش تنظیم می شود که خطا به حداقل برسد. این مراحل تا کاهش خطا در حد قابل قبول برای هر بردار در دسته آموزشی تکرار می گردد [4 و 5].

شبکه های عصبی، با قابلیت قابل توجه در استنتاج معانی از داده های پیچیده یا مبهم، برای استخراج الگوها و شناسایی روشهایی که آگاهی از آنها برای انسان و دیگر تکنیک های کامپیوتری بسیار پیچیده و دشوار است به کار گرفته می شوند. این نوع شبکه ها قابلیت یاد گیری نحوه انجام وظایف بر پایه اطلاعات داده شده برای تمرین و تجربه های مقدماتی را دارند. تحمل اشتباه بدون ایجاد وقفه در هنگام کد گذاری اطلاعات، عملکرد بهنگام و انجام محاسبات بصورت موازی از جمله مزایای این نوع شبکه ها می باشد.



شکل 2) نمونه ای از ساختار شبکه عصبی پیشخورد

2-2- آموزش شبکه انتشار برگشتی⁵

تربیت شبکه پیشخورد عصبی با الگوریتم انتشار برگشتی نیاز به گامهایی دارد که در زیر مختصراً به آن ها اشاره می گردد:

- 1- انتخاب یک زوج آموزشی از دسته داده های آموزشی جهت استفاده به عنوان ورودی برای شبکه.
 - 2- محاسبه خروجی شبکه.
 - 3- محاسبه خطای بین خروجی شبکه و خروجی دلخواه (بردار هدف از زوج آموزشی).
 - 4- تنظیم وزن های شبکه به روشی که خطا به حداقل برسد.
 - 5- تکرار گام های یک تا چهار برای هر بردار در دسته آموزشی به منظور کاهش خطا برای کل دسته تا حد قابل قبول.
- با ارائه هر مجموعه اطلاعات به شبکه، وزن ها اصلاح می گردند. وقتی تمام مجموعه اطلاعات به شبکه داده شد، یک *Epoch* تکمیل شده و مجدداً اطلاعات از اول به شبکه داده می شود [4 و 5].

3- اصول تئوری موجک

3-1- معرفی

مفهوم موجک در اوایل دهه 1980 برای اولین بار مطرح گردید. از موجک ها به عنوان ابزار مناسبی در ریاضیات، فیزیک، پردازش سیگنال های دیجیتالی، بینایی کامپیوتری⁶، محاسبات عددی، فشرده سازی اطلاعات صوتی و تصویری، ژئوفیزیک و ... بهره گیری می شود. تبدیل موجک یک تبدیل انتگرالی است که از توابع موجک پایه استفاده می کند. تابع $h \in L^2(\mathbb{R})$ در صورتی که در فاصله $(-\infty, +\infty)$ دارای میانگین صفر باشد موجک نامیده می شود:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} h(t) dt = 0 \quad (1)$$

این موجک حداقل باید دارای یک نوسان مینیمم موضعی بوده و به سرعت از هر دو جهت مثبت و منفی دامنه اش به طرف صفر میل کند. این شروط به عنوان شروط لازم برای تبدیل موجک مد نظرند. تبدیل موجک در واقع عملیاتی است که طی آن یک تابع با انتگرال گیری شکل

⁵ Back propagation

⁶ Computer vision

تغییر یافته هسته اصلی تعدادی از موجک ها بدست می آید. شکل هسته اصلی تابع موجک به اصطلاح موجک مادر و شکل تغییر یافته آن موجک فرزند نامیده می شود. یک تابع $h \in L^2(\mathbb{R})$ در صورتی که شرایط زیر را احراز کند قابل قبول است:

$$c_h = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{H(\omega)}{\omega} d\omega < \infty \quad (2)$$

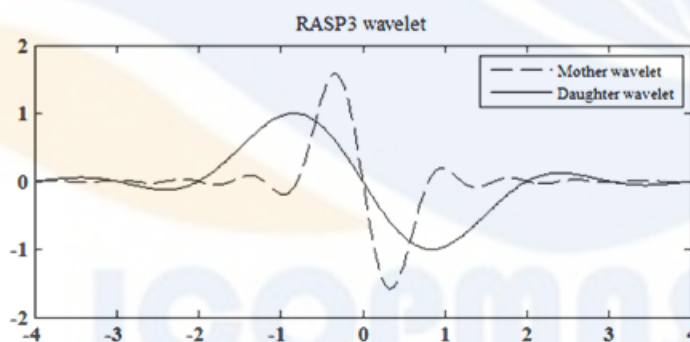
که در آن $H(\omega)$ تبدیل فوریه تابع $h(t)$ و ثابت C_h ثابت احراز مقبولیت برای تابع $h(t)$ می باشد. برای تابع $h(t)$ شرط $C_h < \infty$ تنها در حالت $H(0) = 0$ بدست می آید. تبدیل موجک تابع متناظر با موجک مادر که شرایط مذکور را احراز کرده باشد به صورت زیر تعریف می شود:

$$w_k(a, b) = \int_{-\infty}^{+\infty} k(t) h_{a,b}^*(t) dt \quad (3)$$

که در آن علامت * بیانگر مزدوج تابع می باشد. مجموعه ای از موجک ها به منظور تقریب سیگنال ها به کار گرفته می شوند و هدف نهایی دستیابی به ساختار موجک های فرزند انتقال یافته و تأخیر یافته یا موجک مادری است که نمایش دهنده بهترین سیگنال باشد. یک موجک فرزند با استفاده از یک موجک مادر $h(t)$ با پارامتر های انتقال و تأخیر مطابق رابطه زیر بدست می آید:

$$h_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} h\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (4)$$

که در آن $a > 0$ ضریب تأخیر و b ضریب انتقال می باشد. عبارت ثابت $1/\sqrt{a}$ به دلیل نرمالیزه کردن انرژی جهت برابری انرژی موجک فرزند و مادر مورد استفاده قرار گرفته شده است [6]. شکل 3 نمونه ای از انواع موجک های مادر به همراه موجک فرزند



شکل 3) نمونه ای از انواع موجک های مادر به همراه موجک فرزند

3-2- موجک مورلت

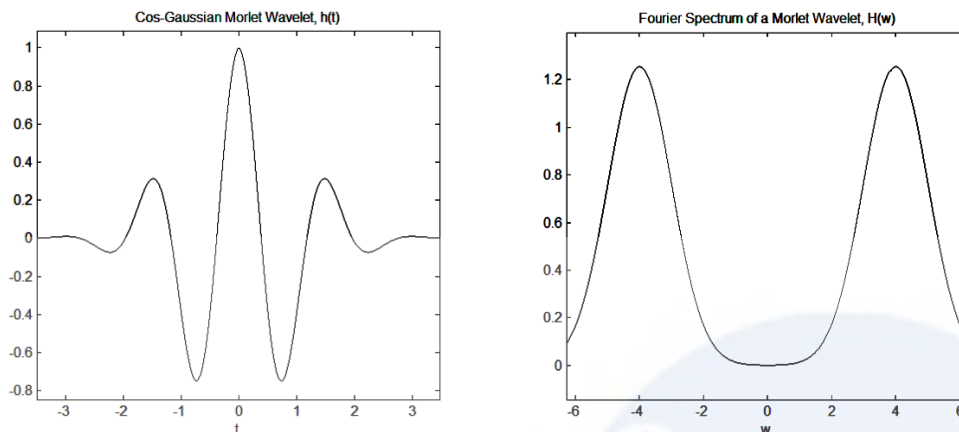
مبنای موجک مورلت، تعمیم یافته آن با اساس تئوری فوریه از دریچه گاوسین می باشد:

$$h(t) = \exp(j\omega_0 t) \exp(-0.5t^2) \quad (5)$$

که در آن قسمت حقیقی آن تابع گاوسین کسینوسی و قسمت مجازی آن تابع گاوسین سینوسی می باشد. تابع موجک کسینوسی یک تابع زوج حقیقی است. تبدیل فوریه موجک کسینوسی گاوسین، تابعی است که از مقدار ω_0 به $-\omega_0$ انتقال پیدا کرده باشد:

$$H(\omega) = \sqrt{\frac{\pi}{2}} (\exp[-0.5(\omega - \omega_0)^2] + \exp[-0.5(\omega + \omega_0)^2]) \quad (6)$$

این تابع نیز زوج بوده و دارای مقادیر مثبت می باشد. شکل 4 نمایش دهنده تابع موجک مورلت و طیف فوریه آن با $\omega_0 = 4$ می باشد:



شکل 4) موجک مورلت گاؤسین کسینوسی و تبدیل فوریه آن

موجک های مورلت شرط مجاز بیان شده برای موجک ها را ارضا نمی کنند. چرا که:

$$H(0) = \sqrt{2\pi} \exp(-0.5\omega_0^2) \neq 0 \quad (7)$$

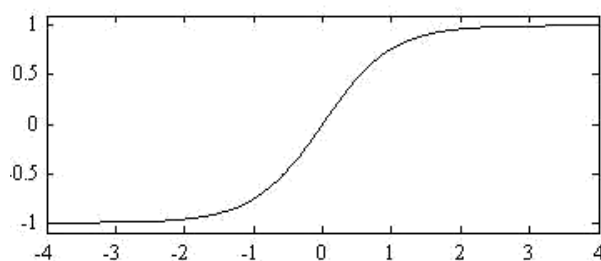
که این حالت منجر به $C_h = +\infty$ می شود. در صورتیکه برای ω_0 مقداری در نظر گرفت که به اندازه کافی بزرگ باشد، به عنوان مثال $\omega_0 = 4$ ، $H(0)$ به 0.00084 خواهد رسید که به صفر نزدیک تر می باشد و به صورت کاربردی در محاسبات عددی می توان برای آن مقدار صفر در نظر گرفت.

4- شبکه های عصبی موجکی و ویونت

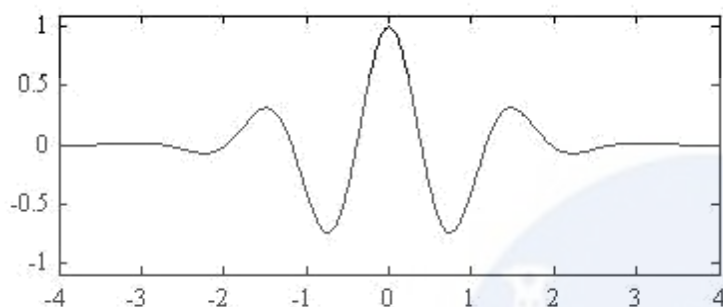
1-4- معرفی

تلفیق تئوری تبدیل موجک با مفهوم اصلی شبکه های عصبی منجر به شکل گیری شبکه ای تحت عنوان شبکه عصبی موجکی و در حالتی خاص ویونت می گردد که به کارگیری آن در واقع به عنوان جایگزینی مناسب در شبکه های پیشخورد عصبی جهت تخمین و تقریب توابع غیر خطی اختیاری پیشنهاد می شود. در شبکه های عصبی استاندارد پیشخورد، تابع فعال ساز نرون های لایه پنهان یک تابع سیگموئید می باشد و حال آن که یک شبکه عصبی موجک، توابع موجک را به عنوان توابع فعال ساز نرون های لایه پنهان از شبکه پیشخورد مورد استفاده قرار می دهد. در این نوع شبکه ها هر دو پارامتر انتقال و مقیاس موجک ها در کنار وزن هایشان بهینه می گردند. این در حالی است که در رویکردی خاص از ساخت این نوع شبکه ها تحت عنوان ویونت، پارامتر های انتقال و مقیاس ثابت مانده و تنها وزن ها هستند که بهینه می شوند [7]. در این مقاله رویکرد عنوان شده برای طراحی شبکه موجک با جایگزینی یکی از توابع موجک تحت عنوان مورلت⁷ بکار گرفته شده است. شکل 5 نمودار تابع سیگموئید مورد استفاده به عنوان تابع فعال ساز نرون های لایه پنهان در شبکه های عصبی استاندارد را نشان می دهد. شکل 6 نیز نمودار تابع موجک مادر مورلت را به عنوان جایگزین تابع سیگموئید در نرون های لایه پنهان از شبکه عصبی، جهت دستیابی به شبکه ویونت نمایش می دهد.

⁷ Morlet function



شکل 5) تابع سیگموئید فعال ساز نرون های لایه پنهان در شبکه عصبی پیشخورد استاندارد (Tan-sigmoid function)



شکل 6) تابع موجک مادر مورلت با $\omega_0=4$ (Cosine-Gaussian function)

2-4- شبکه ویونت

1-2-4- تنظیم شرایط آغازین برای شبکه های ویونت

به علت آن که موجک ها توابعی هستند که به سرعت به صفر میل می کنند:

- در صورتیکه پارامتر تأخیر یک موجک بسیار کوچک در نظر گرفته شود ممکن است بیش از حد به صورت محلی عمل نماید.
- در صورتیکه پارامتر انتقال یک موجک به صورت غیر متناسب انتخاب شود این امکان وجود دارد که خارج از محدوده مورد نظر وارد عمل شود.

بنابراین اختیار کردن تصادفی مقادیر ضرایب انتقال و تأخیر به دور از منطق می باشد. در این مقاله یک شیوه اکتشافی مناسب و در عین حال ساده جهت دستیابی به ضرایب یاد شده بکار گرفته شده است. این شیوه دامنه های ورودی را مورد توجه قرار می دهد. با در نظر گرفتن بازه $[p_k, q_k]$ که شامل مقادیر k امین مولفه بردارهای ورودی می باشد، مرکز تابع موجک j در مرکز متوازی السطوح تعریف شده $\{ [p_k, q_k] \}$ با فاصله N_i است. برای k امین داده ورودی می توان نوشت:

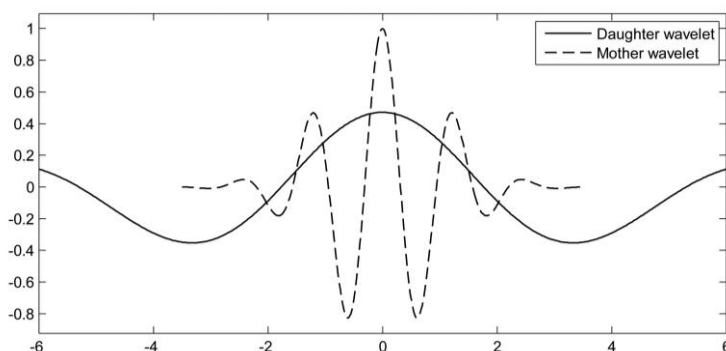
$$a_{jk} = 0.2(p_k - q_k) \quad (8)$$

$$b_{jk} = \frac{1}{2}(p_k + q_k) \quad (9)$$

که در آن ها a_{jk} و b_{jk} به ترتیب پارامترهای تأخیر و انتقال موجک j می باشند. این ضرایب، تضمین کننده آن است که گستره موجک در شرایط آغازین شبکه بر سرتاسر دامنه داده های ورودی قرار بگیرد [8].
با توجه به مطالب عنوان شده در مورد چگونگی دستیابی به مقادیر مناسب پارامترهای مقیاس و انتقال، فرمول تابع فرزند مربوط به موجک مورلت که به علت کارایی نسبتاً بالا به عنوان موجک منتخب در این تحقیق مدنظر می باشد، به قرار زیر است:

$$h_{a,b}(t) = \exp(-3.125t^2) \cos(12.5t) \quad (10)$$

شکل 7 نمایشی از چگونگی رفتار توابع موجک مادر و فرزند مورلت را بیان می دارد.



شکل (7) مقایسه ای از نحوه رفتار موجک مادر و فرزند مورلت

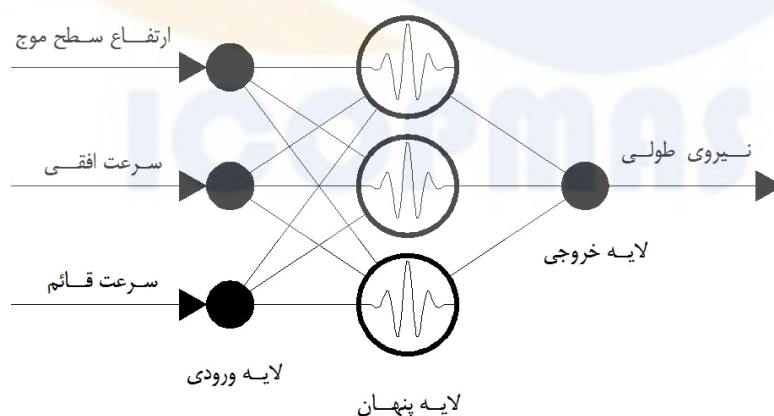
4-2-2- گام های مهم در طراحی، آموزش و صحت سنجی شبکه ویونت به قرار زیر می باشند:

گام های مهم در طراحی، آموزش و صحت سنجی شبکه ویونت به قرار زیر می باشند:

- 1) داده های ورودی در دسترس به دو قسمت تقسیم می شوند: داده های قسمت اول جهت آموزش شبکه و داده های قسمت دوم به منظور صحت سنجی مورد استفاده قرار می گیرند.
- 2) موجک های مادر با احراز شرایط یاد شده پس از اعمال ضرایب انتقال و تأخیر مناسب به موجک های فرزند تبدیل می شوند.
- 3) توابع فعال ساز سیگموئید نرون های لایه پنهان شبکه عصبی پیشخورد، با انواع موجک های فرزند جایگزین می شوند.
- 4) شبکه ویونت حاصله با استفاده از مجموعه داده های مربوط به آموزش شبکه، آموزش داده می شوند.
- 5) کارایی کلی شبکه ویونت با بررسی نحوه پیش بینی داده های مربوط به صحت سنجی مورد ارزیابی قرار می گیرند.
- 6) با رضایت بخش بودن کارایی کلی شبکه، مرحله آموزش شبکه پایان می پذیرد. در غیر این صورت مراحل قبل تا دستیابی به مطلوب ترین حالت در دستور کار قرار می گیرند [9].

5- نتایج و بحث

در این تحقیق اطلاعات آزمایشگاهی بدست آمده از منابع معتبر، جهت آموزش و صحت سنجی مدل شبکه های عصبی و ویونت بکار گرفته شده است. سه پارامتر مؤثر ورودی برای شبکه عبارتند از: ارتفاع سطح موج، سرعت افقی و سرعت قائم. شکل 8 ساختار شماتیک شبکه ویونت مورد استفاده در این تحقیق را به همراه پارامتر های مؤثر جهت برآورد نیروی های هیدرودینامیکی طولی بیان می دارد. محدوده پارامترهای ورودی و خروجی به کار گرفته شده در این تحقیق در جدول 1 آورده شده است.



شکل (8) شکل شماتیک از شبکه غیر خطی پیشنهادی به همراه پارامتر های مؤثر استفاده شده

داده های مربوط به صحت سنجی (3000 نمونه)			داده های آموزشی (7000 نمونه)			پارامترهای مؤثر	
Max	Ave	Min	Max	Ave	Min		
0.95	-0.025	-0.86	1.46	-0.01	-1.03	H: تراز سطح موج	
0.89	-0.105	-1.42	1.17	-0.07	-1.47	V _x : سرعت افقی	
0.67	0.02	-0.76	0.79	0.01	-0.74	V _y : سرعت قائم	
770.34	-26.98	-782.67	1098.70	-22.71	-929.46	F _x : نیروی طولی	

عملکرد این مدل ها و داده های آزمایشگاهی ثبت شده، بر مبنای محاسبه جذر میانگین مربعات خطا (RMSE)⁸ و میانگین مطلق خطا (MAE)⁹ مورد ارزیابی قرار گرفته است. ضریب همبستگی (φ^2)¹⁰ به همراه رگرسیون خطی مابین مقادیر پیش بینی شده توسط شبکه های عصبی از یک سو و شبکه و یونت از سوی دیگر نیز معیارهای مهم دیگری برای ارزیابی مدنظر می باشند. سه پارامتر آماری یاد شده به منظور مقایسه نحوه عملکرد شبکه های عصبی و یونت به قرار زیر هستند:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^N (t_k - y_k)^2}{N}} \quad (11)$$

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N |t_k - y_k| \quad (12)$$

$$\varphi^2 = 1 - \frac{\sum_{k=1}^N (t_k - y_k)^2}{\sum_{k=1}^N (t_k - \bar{t}_k)^2} \quad (13)$$

که در این روابط t_i و y_i به ترتیب i امین داده خروجی آزمایشگاهی و خروجی شبکه هستند. \bar{t}_k میانگین داده های خروجی و N تعداد کل داده ها می باشد. مدلی که دارای کمترین مقادیر دو خطای مذکور و بالاترین مقدار (نزدیک ترین مقدار به 1) از پارامتر φ را دارا باشد، به عنوان بهترین مدل انتخاب می گردد. تمامی مراحل تحلیل برای دستیابی به مقادیر دقیق موارد یاد شده چندین بار تکرار گردید. نتایج نهایی حاصل از ارزیابی نحوه عملکرد و مقایسه کارایی شبکه های عصبی و یونت در جدول 2 و شکل های 9 تا 11 نشان داده شده اند. شکل های 9 و 10 بیانگر رگرسیون خطی ما بین داده های آزمایشگاهی مربوط به نیروهای هیدرودینامیکی طولی و مقادیر حاصل از پیش بینی شبکه ها می باشند که هر کدام در دو بخش داده های آموزشی و داده های مربوط به صحت سنجی ارائه شده اند. با توجه به این اشکال چنین برداشت می شود که شبکه های آموزش داده شده به خوبی توانسته اند مقدار ظرفیت باربری شمع را برای خاک غیرچسبنده پیش بینی کنند که به دنبال آن در شکل 11 نحوه همپوشانی مقادیر حاصل از شبکه و اختلاف بسیار کم آن ها با مقادیر واقعی نیز کاملاً مشهود می باشد.

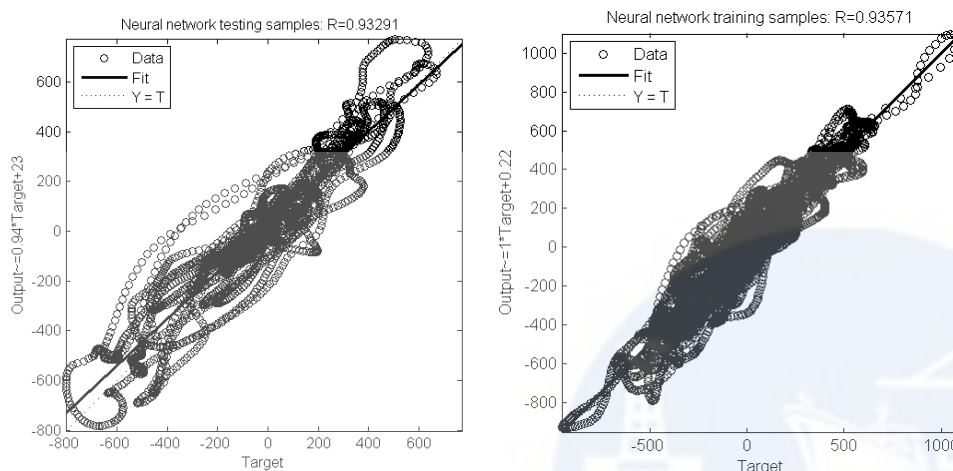
⁸ Root Mean Square Error

⁹ Mean Absolute Error

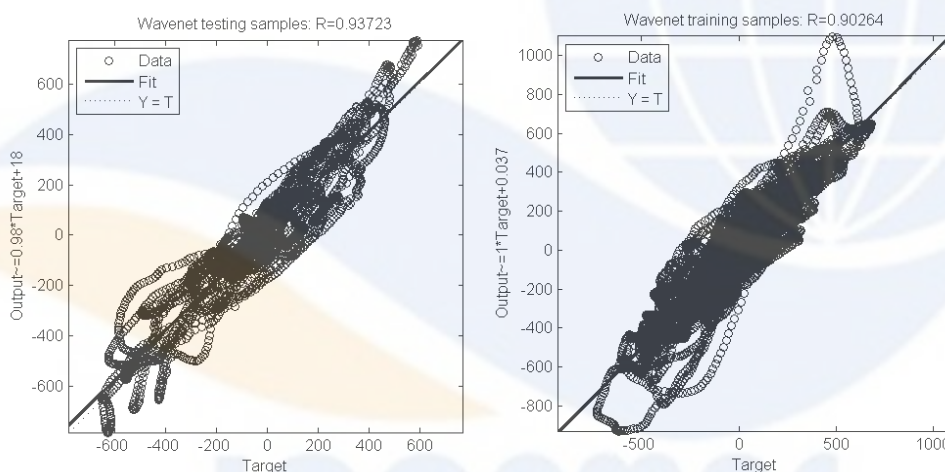
¹⁰ Correlation Relation

جدول 2) نتایج مربوط به پارامترهای آماری معیار جهت ارزیابی کارایی شبکه های عصبی استاندارد و ویونت

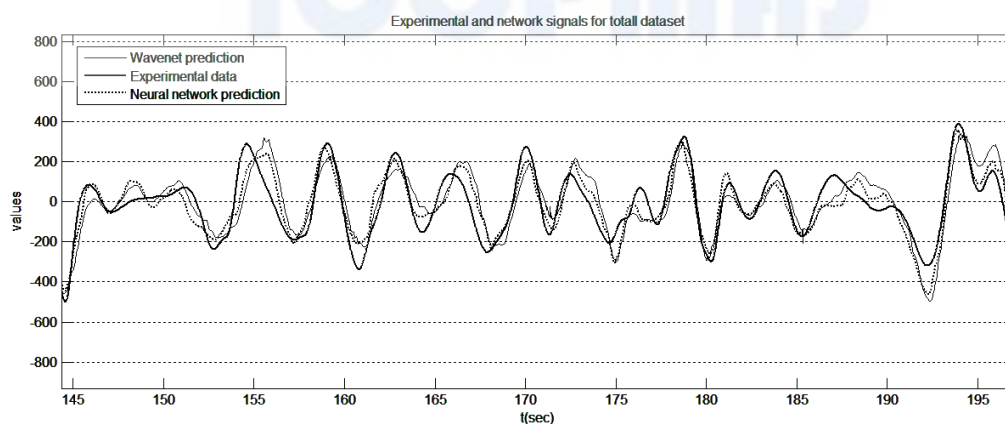
φ	MAE	RMSE	نمونه ها	شبکه مورد استفاده
0.9357	79.2124	100.6666	آموزشی	شبکه عصبی استاندارد
0.9264	82.2132	105.5699	صحت سنجی	
0.9026	94.6749	122.8487	آموزشی	شبکه ویونت
0.9348	82.2355	99.5554	صحت سنجی	



شکل 9) رگرسیون خطی مابین مقادیر حاصل از پیش بینی شبکه عصبی و داده های آزمایشگاهی مربوط به نیروهای هیدرودینامیکی طولی



شکل 10) رگرسیون خطی مابین مقادیر حاصل از پیش بینی شبکه ویونت و داده های آزمایشگاهی مربوط به نیروهای هیدرودینامیکی طولی



شکل 11) مقایسه نحوه همپوشانی مقادیر حاصل از پیش بینی شبکه عصبی و شبکه ویونت با داده های آزمایشگاهی مربوط به نیروهای هیدرودینامیکی طولی

مطابق نتایج حاصله، در قیاس با دیگر روش های محاسباتی وقت گیر که نیاز به تعیین مشخصه های متعددی بواسطه انجام آزمایشات خاص دارند، شبکه های عصبی و ویونت می توانند به منظور تخمین نیروهای هیدرودینامیکی طولی ناشی از امواج در یک عضو استوانه ای قائم به کار گرفته شوند. با توجه به نتایج عددی ارائه شده در بخش مربوط به داده های صحت سنجی شبکه ها، افزایش مقادیر مربوط به رگرسیون خطی و ضریب همبستگی از یک سو و کاهش مقدار خطای جذر میانگین مربع خطا و تفاوت ناچیز مقدار میانگین مطلق خطا در شبکه ویونت نسبت به شبکه استاندارد عصبی از سوی دیگر حاکی از توانایی بالای شبکه ویونت نسبت به شبکه عصبی می باشد. چنین برداشت می شود که شبکه ویونت پیشنهادی با ساختار پیشخورده به همراه تابع فعال ساز مورلت به عنوان تابع جایگزین در نرون های لایه پنهان نسبت به شبکه عصبی پیشخورده استاندارد عملکرد بهتری را داشته است.

7- مراجع

- [1]. Chakrabarti, S. (1987), Hydrodynamics of Offshore Structures, New York, Computational Mechanics Publications.
- [2]. Lotfollahi Yghin, M. a., & Sanaaty, B. (2008), Using Neural Networks in Determining Random Wave-Induced Hydrodynamic Inline Force on cylindrical pile, World Applied Sciences Journal, 674-683.
- [3]. Shafieefar, M., & W. Massie, W. (2001), In-Line Force from Combined Wave and Current Flow on Oscillating Cylinders, International Journal of Offshore and Polar Engineering, Vol. 11, No. 2.
- [4]. Adeli, H. (2001), Neural network in civil engineering, Comp-Aided Civil & Infrastructures Eng, J, 6, pp 126-142.
- [5]. Fausett, L.V. (1994), Fundamentals neural networks: Architecture, algorithms, and applications, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, N.J.
- [6]. Lekutai, G. (1997), Adaptive self-Tuning neuro wavelet network controllers, Blacksburg, Virginia.
- [7]. Thuillard, M. (2000), A review of wavelet networks, wavenet, fuzzy wavenets and their applications, ESIT, Aachen, Germany, 5-16.
- [8]. Oussar, Y., & Dreyfus, G. (2000), Initialization by Selection for Wavelet Network Training. Neurocomputing, 131-143.
- [9]. Gholizadeh, S., Salajegheh, E., & Torkzadeh, P. (2008), Structural optimization with frequency constraints by genetic algorithm using wavelet radial basis function neural network, Journal of Sound and Vibration, 312,316-331.

