

کاربرد شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی تغییر شکل سازه‌های گنبدی تحت اثر باد

علی کاوه و مرتضی رئیسی دهکردی

چکیده: برای طراحی موثر سازه‌های فضاکار کنترل تغییر شکل‌ها از اهمیت قابل توجهی برخوردار است. استفاده از روش‌های کلاسیک برای تعیین تغییر شکل‌ها به علت وقت گیر بودن می‌تواند قدرت تصمیم‌گیری طراح را محدود کند و لذا بکارگیری روشهای سریع ضروری به نظر می‌رسد. در این مقاله کاربرد شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی تغییر شکل‌های سازه‌های گنبدی تحت اثر بار باد مطرح شده است. برای این منظور از دو شبکه انتشار برگشتی^۱ و تابع پایه شعاعی^۲ استفاده به عمل آمده است. توانائی این دو شبکه در رابطه با پیش‌بینی تغییر شکل‌های سازه‌های گنبدی مورد بررسی و ارزیابی قرار گرفته است.

واژه‌های کلیدی: گنبدها، تحلیل، شبکه‌های عصبی، شبکه انتشار برگشتی، شبکه تابع پایه شعاعی، تغییر شکل‌ها

۱. مقدمه

گنبدها با توانائی پوشش دهانه‌های بزرگ همواره مورد توجه مهندسان سازه و معماران بوده است. این نوع سازه‌ها بسیار زیبا، کارا و اقتصادی بوده و از دیرباز یکی از اجزاء مهم سازه‌ای و معماری در پوشش سقف‌های وسیع بوده‌اند. توسعه استفاده از گنبدها ارتباط بسیار نزدیکی با فن آوری تولید مصالح مقاوم ساختمانی مخصوصاً فولاد داشته است [۱].

در گذشته گنبدها عمدتاً از سنگ، چوب و آجر ساخته می‌شدند. رشد سریع ابعاد و فرم گنبدها با ورود فولاد و بتن به عنوان مصالح اعضای سازه‌ای پدید آمد. اولین بار در سال ۱۸۱۱ میلادی بلوگر و برونه^۳ اعضای فولادی را در ساخت گنبدی برای پوشش قسمت مرکزی بازار ذرت^۴ در شهر پاریس بکار بردند.

فولاد با مشخصات منحصر به فرد خود (مخصوصاً مقاومت و شکل‌پذیری بالا) نقش قابل توجهی در توسعه بافتارهای^۵ متفاوت گنبدها و کاربرد آنها در دهانه‌های بزرگ داشت. طی سالهای اخیر تلاشهای زیادی برای کاربرد مصالح جدید در ساخت این نوع سازه‌ها به عمل آمده و این کوششها در کاربرد اعضای ساخته شده از مقاله در تاریخ ۱۳۸۳/۸/۲۳ دریافت شده و در تاریخ ۱۳۸۵/۲/۶ به تصویب نهایی رسیده است.

دکتر علی کاوه، دانشکده عمران، دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران
alikhavah@iust.ac.ir
مرتضی رئیسی دهکردی، دانشکده عمران، دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران
mdehkordi@iust.ac.ir

1. Back Propagation
2. Radial Basis Function
3. Belogar and Brunet
4. Corn market
5. Connectivity

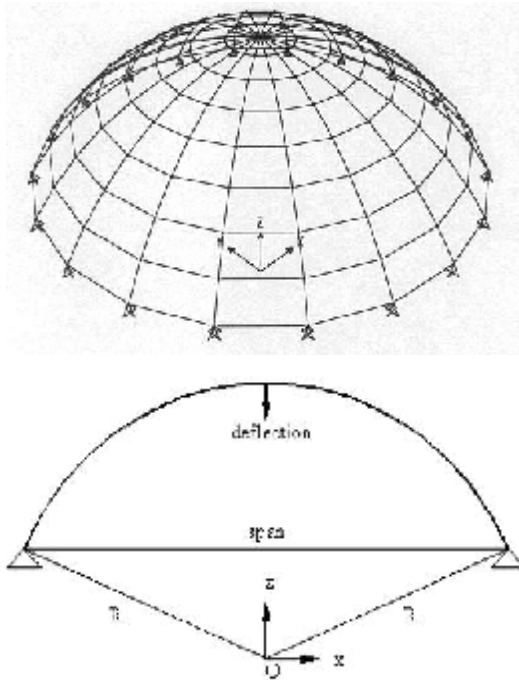
آمده و این کوششها در کاربرد اعضای ساخته شده از آلیاژهای آلومینیم و پلیمر انجام شده است. سقف‌های گنبدی با دارا بودن انحنای دو طرفه و غیر قابل گسترش بودن مقاومت بسیار بالائی در مقابل بارهای استاتیکی و دینامیکی دارند.

این نوع سازه‌ها هنگام اثر بارهای خارجی عمدتاً تحت تاثیر میدان غشائی می‌باشند و اثرات لنگر خمشی در اعضا به صورت موضعی و عمدتاً به نواحی اعمال بارها و نزدیکی تکیه گاهها محدود می‌شود. از نظر هندسی گنبدها از دوران یک منحنی حول یک محور پدید می‌آیند. این منحنی نصف النهار و محور مذکور، محور دوران نامیده می‌شود. نصف النهار مورد استفاده بسته به نیاز طراح، کمائی از دایره، بیضی و ... انتخاب می‌گردد.

طی دهه‌های اخیر شبکه‌های عصبی مصنوعی تاثیر قابل توجهی در پیشرفت علوم مختلف مهندسی مخصوصاً فرآیندهای غیر خطی و مدلسازی سیستم‌های خیره، شبیه سازی، ردیابی، کنترل خطاها، فرآیندهای کنترل، طبقه بندی، شناسائی و تشخیص الگوها، پیش بینی سریهای زمانی، پردازش سیگنالها، بهینه‌سازی سیستم‌ها، مسائل مالی، امور امنیتی، حمل و نقل، پزشکی و ساخت وسایل صنعتی داشته‌اند.

از میان الگوریتم‌های مختلف شبکه‌های عصبی مصنوعی، شبکه‌های تابع پایه شعاعی و شبکه‌های انتشار برگشتی کاربری بیشتری در تحلیل مسائل فوق دارند [۲]. شبکه‌های تابع پایه شعاعی در پردازش تصاویر، شناسائی گفتار، آنالیز سریهای زمانی، علوم داروسازی، با موفقیت کامل بکار برده شده‌اند.

شبکه‌های پس انتشار در تشخیص اعداد، تلفظ متون، کنترل و زمینه‌های دیگر مهندسی با دقت کافی استفاده شده است. طی چند



شکل ۱. سازه گنبدی مورد مطالعه و دو نصف النهار نمونه

ایجاد هندسه سازه‌های پر عضو، مخصوصاً سازه‌های فضاکار بدون بهره‌گیری از روشهای تاشه پردازی مبتنی بر اصول ریاضی، کاری بسیار مشکل و وقت گیر می‌باشد.

استفاده از جبر فورمکس‌ها یک ابزار ریاضی قوی در تاشه پردازی سازه‌های پر عضو است که هندسه آنها از یک قانون ریاضی مشخصی پیروی می‌کند. کاربرد جبر فورمکس‌ها در تاشه پردازی سازه‌ها توسط نوشین [۱۰] پایه گذاری شد و ثمره این تلاش بصورت برنامه جامع Formian II ارائه گردید [۱۱].

این نرم افزار با ترکیبی از توابع فورمکسی توانائی تولید هندسه سازه (مخصوصاً سازه‌های فضاکار) را به راحتی دارد.

برای مفهوم نمودن هندسه تولید شده توسط برنامه فورمین در نرم افزارهای تحلیل و طراحی سازه‌ها نظیر SAP2000، استفاده از نرم افزارهای گرافیکی واسطه ای امری ضروری است که برای این منظور از برنامه AutoCad بهره گرفته شده است.

۳. شبکه‌های تابع پایه شعاعی و انتشار برگشتی

شبکه‌های عصبی مصنوعی، مجموعه ای از نرونهای عصبی مصنوعی با کارکردی بر مبنای عملکرد نرونهای بیولوژیکی می‌باشند.

این نرونهای مصنوعی نوعی شبیه سازی ابتدائی از نرونهای موجود در مغز انسان است. یک شبکه عصبی مصنوعی، یک سیستم محاسباتی موازی است که شامل تعدادی اعضای پردازشگر بوده و این اعضا بر اساس هدف مورد نظر به شیوه‌های بخصوصی به یکدیگر متصل می‌شوند [۵،۲]. این شبکه‌ها ابزاری قوی در محاسبات ریاضی

سال اخیر پژوهشگران مهندسی سازه زمینه استفاده از این ابزار محاسباتی قوی را در پیش بینی نتایج تحلیل و طراحی سازه‌ها فراهم نموده اند [۳-۹]. استفاده از شبکه‌های عصبی برای طراحی سازه‌ها توسط واشش یاشین [۳] مورد توجه قرار گرفت.

طراحی سازه‌های گنبدی با استفاده از شبکه‌های مختلف در مرجع [۴] آمده است. مقایسه شبکه‌های مختلف در تحلیل و بهینه سازی سازه توسط کاوه و ایرانمنش [۶] انجام شده است. تحلیل و طراحی شبکه‌های دولایه‌ای در مرجع [۷] مطرح گردیده است.

استفاده موثر از شبکه‌های عصبی در تعیین رابطه لنگر- دوران اتصالات خورجینی و اتصالات معمولی در ساختمانهای فولادی در مراجع [۸-۹] بحث و بررسی شده است. در این مقاله کاربرد الگوریتم‌های تابع پایه شعاعی و انتشار برگشتی در پیش بینی جابجائی و دوران راس سازه‌های گنبدی مورد توجه می‌باشد.

۲. مشخصات گنبدها

برای بررسی کارائی شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش بینی جابجائی و دوران سازه‌های گنبدی، ۱۰۰ تاشه گنبد با مشخصات زیر انتخاب شده اند:

- بافتار تمام گنبدها به صورت دندانه‌ای^۶ در نظر گرفته شده است.
- اتصالات اعضا صلب فرض شده است.
- در تاشه پردازی گنبدها تعداد فواصل بین مدارها برابر هشت و تعداد نصف النهارها بیست منظور شده است.
- شرایط تکیه گاهی سازه‌ها بصورت ساده و در تمام گره‌های مدار تحتانی تکیه گاه تعبیه شده‌اند (شکل ۱).
- از لوله فولادی با استاندارد اروپائی^۸ در انتخاب اعضا استفاده شده است.

بارگذاری سازه ترکیب بار مرده به مقدار 50 kg/m^2 و باد بر اساس استاندارد ECCS و ضرائب فشار موثر خارجی از منحنی ارائه شده توسط این آئین نامه استخراج شده و بارهای گرهی ناشی از بار مرده و باد بطور دقیق با استفاده از برنامه کامپیوتری که به همین منظور تهیه شده، محاسبه گردیده است.

با مفروضات فوق تعداد ۱۰۰ تاشه گنبد با زاویه باز شده گی^۹ 45° الی $67/5^\circ$ و افزایش گام $2/5$ درجه و دهانه $42/5 \text{ m}$ الی 65 m با افزایش متوالی دهانه $2/5 \text{ m}$ تاشه پردازی شده است.

بنابراین متغیرهای هندسی به دو پارامتر دهانه و زاویه باز شده گی محدود گردیده است. تحلیل سازه‌ها ابتدا با استفاده از برنامه SAP2000 صورت پذیرفت و برای اطمینان بیشتر نتایج با ANSYS5.4 کنترل شده‌اند.

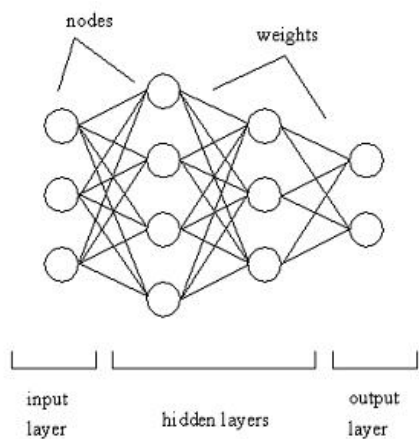
۶. Configuration

۷. Ribbed

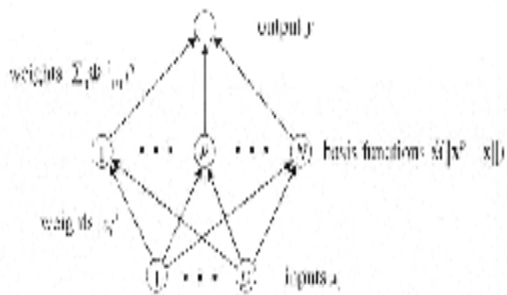
۸. Eurocode

۹. Sweep angle

- شبکه‌های تابع پایه شعاعی معمولاً دارای یک لایه مخفی می‌باشند در حالیکه شبکه‌های پرسپترون چند لایه می‌توانند حاوی تعداد لایه بیشتری باشند.
- ارتباطات بین نرونها در تابع پایه شعاعی کامل است اما در پرسپترون چند لایه می‌توان ارتباطات را به صورت بخشی برقرار نمود.
- آموزش پرسپترون چند لایه با یک الگوریتم با سرپرستی صورت می‌پذیرد، در صورتیکه آموزش تابع پایه شعاعی با تلفیقی از آموزش با سرپرستی و بدون سرپرستی انجام می‌شود.
- در شبکه‌های تابع پایه شعاعی آرگومان تابع تحریک (تابع عملگر) در هر لایه پنهان فاصله بین ورودی و مراکز تابع پایه شعاعی می‌باشد، در حالیکه در پرسپترون چند لایه آرگومان تابع از ضرب داخلی بردارهای ورودی و اوزان بدست می‌آید.
- در شبکه‌های پرسپترون چند لایه واحدهای پردازشگر در لایه‌های مختلف می‌توانند توابع تبدیل متفاوت داشته باشند، در صورتیکه در شبکه‌های تابع پایه شعاعی واحدهای مخفی توابع پایه یکسان دارند.
- شبکه‌های MLP تقریبهای کلی در نگاشت‌های ورودی-خروجی غیرخطی تولید می‌نمایند، در صورتیکه شبکه‌های تابع پایه شعاعی علاقمند به استفاده از غیر خطیهای متمرکز شده (گوسیها) در لایه مخفی جهت تولید تقریبات محلی می‌باشند.



شکل ۲. ساختار یک شبکه انتشار برگشتی



شکل ۳. ساختار یک شبکه تابع پایه شعاعی

بوده و توانایی یادگیری و تعمیم را دارا می‌باشند. قدرت یادگیری از مجموعه اطلاعات آموزشی، یکی از جنبه‌های مهم این شبکه‌ها است.

یادگیری شبکه‌های عصبی مصنوعی با الگوریتم‌های آموزش با سرپرستی^{۱۰}، آموزش تشدید^{۱۱} و آموزش بدون سرپرستی^{۱۲} امکان پذیر است. طی سالهای اخیر الگوریتم‌های متفاوت در طراحی شبکه‌های عصبی مطرح و بسیاری از آنها در رشته‌های مختلف علوم مهندسی بکار رفته اند [۹-۱۳، ۳-۹].

در بین الگوریتم‌های متفاوت شبکه‌های عصبی چند لایه، الگوریتم‌های تابع پایه شعاعی و انتشار برگشتی بیشترین کاربرد را دارا می‌باشند.

الگوریتم انتشار برگشتی را می‌توان در لایه‌های متفاوت طراحی نمود. بطور ساده در این الگوریتم یک مسیر رفت و مسیر برگشت پیموده می‌شود.

در مسیر رفت پارامترهای شبکه در حین انجام محاسبات ثابت بوده و توابع تحریک روی تک تک نرونها عمل می‌کنند.

در مسیر برگشت بردار حساسیت (خطا) از لایه آخر به لایه اول برگشت داده می‌شود و عمل توزیع انجام می‌گیرد. این فرآیند با قابلیت بازخورد^{۱۳} آنقدر ادامه می‌یابد تا وزنه‌های شبکه تنظیم و یا در واقع شبکه به اندازه کافی آموزش ببیند.

در تقسیم بندی شبکه‌های عصبی، شبکه‌های با الگوریتم انتشار برگشتی را در ساختار پرسپترون چند لایه^{۱۴} قرار می‌دهند [۲].

ایده اصلی شبکه‌های تابع پایه شعاعی از تئوری تقریب توابع مشتق شده است.

این شبکه معمولاً حاوی دو لایه و پیش‌خور^{۱۵} بوده و نرونهای لایه پنهان مجموعه‌ای از توابع پایه شعاعی را افزای می‌کنند. مناسب‌ترین تابع پایه شعاعی که در این شبکه‌ها استفاده می‌شود، تابع گوسی است.

در شکل‌های ۲ و ۳ شمای کلی از ساختار شبکه‌های انتشار برگشتی و تابع پایه شعاعی ارائه شده است.

با یک نگاه مقایسه‌ای مختصر بین شبکه‌های تابع پایه شعاعی و پرسپترون چند لایه، خصوصیات مشترک شبکه‌های تابع پایه شعاعی و انتشار برگشتی را می‌توان در غیر خطی و پیش‌خور بودن، تقریب ساز جهانی^{۱۶} بودن و زمینه‌های کاربرد یکسان جستجو کرد. این دو الگوریتم تفاوت‌هایی نیز دارند که بعضی از اختلافات عمده آنها عبارتند از:

10. Supervised learning
11. Reinforcement learning
12. Unsupervised learning
13. Feed-back
14. MLP
15. Feed-forward
16. Universal

در جداول ۲ و ۳ به ترتیب نتایج کاربرد الگوریتم‌های تابع پایه شعاعی و انتشار برگشتی ارائه شده است.

الگوریتم تابع پایه شعاعی در طراحی ۲۸ شبکه با واحدهای (نرونهای) متفاوت در لایه پنهان اول پروتوتایپ و لایه پنهان دوم و الگوریتم انتشار برگشتی در طراحی ۳۵ شبکه با تعداد لایه‌های یک تا سه، بکار رفته است.

برای قضاوت بهتر در کارایی هر شبکه ضرائب همبستگی^{۱۹} بین خروجی دلخواه و خروجی واقعی شبکه در هر نرون لایه خروجی و مقادیر جذر میانگین مربعات خطاهای^{۲۰} هر شبکه در فاز آموزش و فاز آزمایش محاسبه و در جداول فوق درج شده‌اند. بر اساس تجربیات و مطالعات قبلی در آموزش شبکه‌های تابع پایه شعاعی از تابع انتقال تانژانت هیپربولیک و در شبکه‌های انتشار برگشتی از تابع انتقال سیگموئید استفاده گردید.

تعداد سیکل‌های آموزشی در تمام شبکه‌ها ۴۰۰,۰۰۰ در نظر گرفته شد و همگرایی هر شبکه در سیکل‌های مختلف در مرحله آموزش اندازه‌گیری شد. بررسی نتایج الگوریتم تابع پایه شعاعی نشان می‌دهد که بهترین شبکه‌ها در ساختارهایی که تعداد نرونها در لایه پنهان اول تقریباً برابر نصف زوجهای آموزشی بوده، حاصل شده است.

بررسی ضرائب همبستگی و جذر میانگین مربع خطاها، نشان می‌دهد که کاربرد و افزایش نرون‌ها در لایه پنهان دوم هنگامیکه نرون‌های لایه پنهان اول کمتر از نصف زوجهای آموزشی باشد، در افزایش دقت شبکه در فاز آزمایش تأثیر محسوس دارد.

در آموزش الگوریتم تابع پایه شعاعی، کمترین مقدار جذر میانگین مربعات خطا مربوط به شبکه dwr1053t و بهترین ضرائب همبستگی نیز متعلق به شبکه‌های dwr853t، dwr873t و dwr1053t بوده است. در فاز آزمایش کمترین مقدار جذر میانگین مربعات خطا و بهترین ضرائب همبستگی برای شبکه dwr393t که دارای ۳۰ نرون در لایه پنهان اول و ۹ نرون در لایه پنهان دوم بود، حاصل شده است.

چون عملکرد واقعی هر ساختار از نرونهای مصنوعی، در مرحله آزمایش و تحت زوجهائی که قبلاً با آنها آموزش ندیده اند مشخص می‌شود، بنابراین می‌توان شبکه dwr393t را به عنوان بهترین توپولوژی برای شبکه الگوریتم تابع پایه شعاعی در نظر گرفت.

منحنی‌های خطای RMS مربوط به این شبکه در شکل ۴ ارائه شده است و نتایج آزمایش بین خروجی‌های حقیقی و خروجی‌های مطلوب در شکل ۵ آمده است. در الگوریتم انتشار برگشتی بهترین ضرائب همبستگی در فاز آموزش و آزمایش مربوط به شبکه dwb1193s و کمترین مقدار جذر میانگین مربعات خطا در مرحله آموزش متعلق به شبکه dwb963s و در مرحله آزمایش به شبکه dwb1193 که دارای ۱۱ نرون در لایه پنهان اول و ۹ نرون در لایه

۴. ساختار بهینه در شبکه‌های عصبی مصنوعی

یافتن ساختار بهینه در شبکه‌های عصبی مصنوعی وابسته به تعداد نرونها (واحدها) در لایه یا لایه‌های پنهان می‌باشد. برای بهینه یابی ساختار شبکه‌ها، معیارهای متفاوتی از قبیل زمان یادگیری، قابلیت تعمیم و نیازمندیهای حافظه وجود دارد.

با تمام کوشش‌هایی که توسط پژوهشگران صورت پذیرفته است، هنوز روش مشخصی جهت تعیین ساختار شبکه بهینه ارائه نشده است و دو راه حل زیر توسط محققان مورد استفاده قرار می‌گیرد.

● طراحی توپولوژی با در نظر گرفتن تعداد کمی از واحدهای پنهان و اضافه نمودن تدریجی واحدها (الگوریتم سازنده) انجام می‌شود.

● طراحی شبکه با تعداد زیادی واحدهای پنهان و کاهش تدریجی واحدها (الگوریتم هریس^{۱۷}) صورت می‌پذیرد.

۵. نحوه تهیه زوج‌های آموزشی و آزمایشی

آماده نمودن زوجهای آموزشی و آزمایشی که از طولانی‌ترین پروسه‌ها در روند تحقیق بود، با تحلیل ۱۰۰ سازه گنبدی با دهانه و زاویه بازشدگی متفاوت بدست آمد.

از بین پارامترهای حاصل از تحلیل سازه‌ها، جابجائی و دوران رأس به عنوان پارامترهای نهائی دلخواه انتخاب شدند. از آنجائیکه هدف طراحی شبکه‌هایی که ورودی آنها مشخصات هندسی گنبدها (شامل دهانه و ارتفاع) و خروجی جابجائی و دوران رأس سازه بود، بنابراین تعداد نرونها در لایه ورودی ۲ و در لایه خروجی برابر ۳ در نظر گرفته شد.

بر اساس مطالعات و توصیه‌های پژوهشگران زوجها بصورت تصادفی به دو گروه ۸۰ تائی و ۲۰ تائی تقسیم و به ترتیب به عنوان زوجهای آموزشی و آزمایشی در نظر گرفته شدند، چند نمونه از زوجهای آموزشی در جدول ۱ نشان داده شده‌اند.

۶. تحلیل نتایج

برای بررسی و مقایسه تطبیقی نتایج حاصل از کاربرد دو الگوریتم تابع پایه شعاعی و انتشار برگشتی و انتخاب شبکه یا شبکه‌های بهینه، ساختارهای متفاوت مطابق جداول ۲ و ۳ استفاده شد.

در طراحی و تحلیل شبکه‌ها از نرم افزار Neural Works که قابلیت‌های فراوان از جمله ایجاد لایه پنهان دوم بین لایه پنهان اول پروتوتایپ^{۱۸} و لایه خروجی در الگوریتم تابع پایه شعاعی را دارا است، بهره گرفته شد.

استفاده از لایه پنهان دوم در شبکه‌های تابع پایه شعاعی باعث نگاشت هموارتر در شبکه و در نتیجه یادگیری بهتر شبکه می‌شود.

19. Correlation coefficients

20. RMS errors

17. Greedy algorithm

18. Prototype

شبکه در مرحله آموزش در شکل ۶ ارائه شده و نتایج آزمایش بین خروجی‌های حقیقی و خروجی‌های مطلوب در شکل ۷ آمده است.

پنهان دوم است، تعلق دارد. در این الگوریتم بکار بردن لایه پنهان سوم منجر به کاهش پراکندگی مقدار جذر میانگین مربع خطاها در شبکه‌های متفاوت شده است. منحنی خطای RMS برای همین

جدول ۱. داده‌های ورودی برای فاز آموزش - سازه تحت اثر بار مرده و باد

Span of dome (m)	Height of dome (m)	Def. in 1 dir. (cm)	Def. in 3 dir. (cm)	Rot. about 2 dir. (rad)
42.50	8.80	0.76757	-0.12111	-0.00156
45.00	15.03	2.74539	-0.08860	-0.00253
52.50	10.87	2.16946	-0.18613	-0.00357
65.00	21.72	16.90670	-0.18223	-0.01080
60.00	18.20	8.77533	-0.16352	-0.00718
47.50	15.14	3.14469	-0.10047	-0.00299
55.00	14.31	4.04789	-0.15549	-0.00460
60.00	14.79	5.59329	-0.19518	-0.00632
62.50	12.94	5.13542	-0.26436	-0.00709
45.00	12.35	1.68208	-0.09953	-0.00216
62.50	20.88	13.91098	-0.16883	-0.00925
47.50	13.71	2.45819	-0.10649	-0.00276
57.50	15.77	5.63201	-0.16188	-0.00566
50.00	13.01	2.52975	-0.12868	-0.00317
65.00	14.30	6.83733	-0.26246	-0.00837
57.50	18.31	8.07114	-0.14652	-0.00634
45.00	9.91	1.14618	-0.12556	-0.00203
65.00	17.83	10.32913	-0.20580	-0.00918
47.50	12.36	1.96432	-0.11613	-0.00259
45.00	11.10	1.35736	-0.10995	-0.00204
55.00	18.38	7.39355	-0.13139	-0.00558
42.50	13.54	1.81696	-0.08069	-0.00193
62.50	18.04	9.53655	-0.18289	-0.00813
47.50	9.84	1.32573	-0.15198	-0.00241
50.00	15.92	4.04517	-0.11131	-0.00366
52.50	12.95	2.89987	-0.14975	-0.00374
42.50	12.27	1.42417	-0.08536	-0.00178
62.50	15.41	6.86441	-0.21157	-0.00744
60.00	16.46	6.95078	-0.17599	-0.00669
52.50	14.40	3.59126	-0.13520	-0.00395
55.00	11.39	2.72983	-0.20448	-0.00428
47.50	11.07	1.60079	-0.13032	-0.00247
60.00	20.04	11.36636	-0.15597	-0.00787
55.00	13.56	3.63812	-0.16426	-0.00448
62.50	19.91	12.19904	-0.17242	-0.00882
60.00	19.11	9.96474	-0.15923	-0.00750
52.50	16.72	5.14701	-0.12255	-0.00443
65.00	13.46	6.23724	-0.28595	-0.00828
47.50	15.87	3.58551	-0.09867	-0.00313
50.00	11.66	2.06216	-0.14454	-0.00303

جدول ۲. نتایج تربیت و آزمون برای تغییر مکان تحت اثر بار مرده و باد با الگوریتم تابع پایه شعاعی

Net. Name	PEs in each layer				Correlation coefficient						RMS Error	
	In.	Prt.	Hid. 2	Out.	Training			testing			training	testing
					Out. 1	Out. 2	Out. 3	Out. 1	Out. 2	Out. 3		
dwr333t	2	30	3	3	0.9990	0.9970	0.9991	0.9990	0.9926	0.9991	0.021573	0.028326
dwr353t	2	30	5	3	0.9998	0.9989	0.9997	0.9985	0.9962	0.9992	0.012238	0.024819
dwr363t	2	30	6	3	0.9994	0.9986	0.9998	0.9991	0.9952	0.9997	0.014217	0.024814
dwr373t	2	30	7	3	0.9993	0.9991	0.9997	0.9993	0.9988	0.9998	0.013168	0.016123
dwr393t	2	30	9	3	0.9995	0.9992	0.9998	0.9995	0.9994	0.9998	0.011936	0.014499
dwr3113t	2	30	11	3	0.9998	0.9988	0.9997	0.9997	0.9976	0.9995	0.012467	0.017938
dwr403t	2	40	0	3	0.9984	0.9974	0.9993	0.9985	0.9955	0.9996	0.021251	0.025946
dwr433t	2	40	3	3	0.9985	0.9983	0.9994	0.9980	0.9954	0.9997	0.018590	0.029798
dwr443t	2	40	4	3	0.9989	0.9991	0.9996	0.9974	0.9964	0.9998	0.014789	0.028634
dwr453t	2	40	5	3	0.9994	0.9991	0.9998	0.9990	0.9986	0.9998	0.012456	0.018632
dwr463t	2	40	6	3	0.9994	0.9991	0.9996	0.9993	0.9978	0.9997	0.013267	0.019099
dwr473t	2	40	7	3	0.9998	0.9995	0.9998	0.9987	0.9981	0.9989	0.009176	0.022005
dwr483t	2	40	8	3	0.9998	0.9995	0.9998	0.9995	0.9982	0.9993	0.009028	0.016802
dwr493t	2	40	9	3	0.9997	0.9989	0.9997	0.9991	0.9982	0.9990	0.012876	0.019079
dwr4103t	2	40	10	3	0.9997	0.9991	0.9998	0.9998	0.9966	0.9993	0.011351	0.019094
dwr503t	2	50	0	3	0.9997	0.9988	0.9998	0.9975	0.9963	0.9990	0.012612	0.028801
dwr533t	2	50	3	3	0.9998	0.9990	0.9998	0.9954	0.9964	0.9982	0.011049	0.036871
dwr553t	2	50	5	3	0.9992	0.9994	0.9998	0.9986	0.9966	0.9996	0.011637	0.024203
dwr573t	2	50	7	3	0.9993	0.9991	0.9998	0.9991	0.9972	0.9998	0.012443	0.020610
dwr593t	2	50	9	3	0.9997	0.9990	0.9998	0.9962	0.9954	0.9983	0.011596	0.036752
dwr5103t	2	50	10	3	0.9992	0.9994	0.9998	0.9990	0.9977	0.9997	0.012063	0.019438
dwr5113t	2	50	11	3	0.9991	0.9988	0.9998	0.9986	0.9958	0.9996	0.014237	0.023456
dwr703t	2	70	0	3	0.9998	0.9991	0.9998	0.9951	0.9975	0.9984	0.010627	0.035135
dwr743t	2	70	4	3	0.9999	0.9999	0.9999	0.9977	0.9960	0.9974	0.004131	0.035873
dwr843t	2	80	4	3	1.0000	1.0000	1.0000	0.9960	0.9959	0.9964	0.003461	0.042161
dwr853t	2	80	5	3	1.0000	1.0000	1.0000	0.9960	0.9962	0.9969	0.003195	0.040979
dwr873t	2	80	7	3	1.0000	1.0000	1.0000	0.9954	0.9957	0.9970	0.002799	0.042053
dwr1053t	2	100	5	3	1.0000	1.0000	1.0000	0.9954	0.9927	0.9964	0.002666	0.045860

Transfer function: tanh

Learning rule: Delta-bar-delta

Network type: Radial basis function

Number of pairs for training = 80

Number of pairs for testing = 20

Net.: Network

Prt.: Prototype

Hid.: Hidden

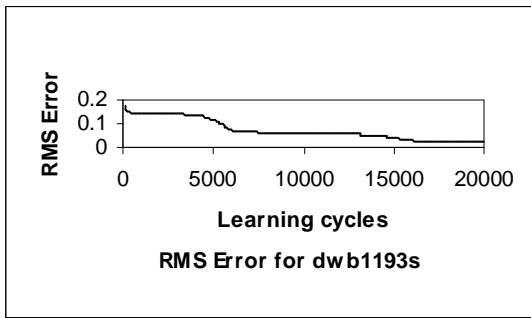
Out. 1: Deflection in 1 dirction

Out. 2: Deflection in 3 dirction

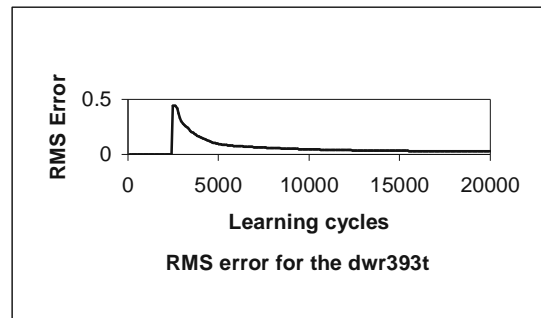
Out. 3: Rotation about 2 dirction

جدول ۳. نتایج مربوط به آموزش و آزمایش برای تغییر شکل‌ها - شبکه انتشار برگشتی

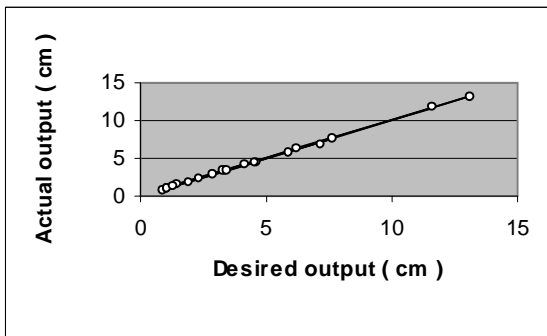
Net. name	PEs in each layer					Correlation coefficient						RMS Error	
	In.	Hid. 1	Hid. 2	Hid. 3	Out.	Training			testing			training	test ing
						Out. 1	Out. 2	Out. 3	Out. 1	Out. 2	Out. 3		
dwb403s	2	4	0	0	3	0.9994	0.9977	0.9994	0.9995	0.9983	0.9998	0.006806	0.006150
dwb423s	2	4	2	0	3	0.9980	0.9976	0.9986	0.9990	0.9979	0.9997	0.008736	0.007327
dwb523s	2	5	2	0	3	0.9980	0.9982	0.9987	0.9991	0.9983	0.9992	0.008192	0.008212
dwb533s	2	5	3	0	3	0.9984	0.9980	0.9987	0.9992	0.9988	0.9992	0.008072	0.007433
dwb543s	2	5	4	0	3	0.9991	0.9977	0.9993	0.9992	0.9988	0.9992	0.007175	0.005900
dwb723s	2	7	2	0	3	0.9982	0.9970	0.9985	0.9996	0.9992	0.9998	0.009127	0.009329
dwb733s	2	7	3	0	3	0.9995	0.9981	0.9996	0.9996	0.9992	0.9998	0.006028	0.004690
dwb743s	2	7	4	0	3	0.9994	0.9983	0.9996	0.9996	0.9992	0.9998	0.005919	0.004820
dwb753s	2	7	5	0	3	0.9996	0.9985	0.9997	0.9995	0.9995	0.9998	0.005411	0.004792
dwb763s	2	7	6	0	3	0.9997	0.9986	0.9997	0.9996	0.9992	0.9998	0.005029	0.003531
dwb933s	2	9	3	0	3	0.9986	0.9984	0.9988	0.9995	0.9994	0.9994	0.007552	0.006099
dwb943s	2	9	4	0	3	0.9997	0.9984	0.9997	0.9995	0.9994	0.9994	0.005408	0.003819
dwb953s	2	9	5	0	3	0.9997	0.9987	0.9997	0.9997	0.9997	1.0000	0.005001	0.003329
dwb963s	2	9	6	0	3	0.9997	0.9987	0.9997	0.9995	0.9994	0.9994	0.004867	0.003036
dwb973s	2	9	7	0	3	0.9997	0.9985	0.9997	0.9997	0.9998	0.9999	0.005240	0.004045
dwb1123	2	11	2	0	3	0.9985	0.9983	0.9988	0.9990	0.9993	0.9996	0.007699	0.006021
dwb1133	2	11	3	0	3	0.9987	0.9981	0.9990	0.9990	0.9993	0.9996	0.007433	0.006038
dwb1143	2	11	4	0	3	0.9996	0.9987	0.9996	0.9990	0.9993	0.9996	0.005374	0.004029
dwb1153	2	11	5	0	3	0.9996	0.9987	0.9997	0.9996	0.9997	0.9999	0.005128	0.003916
dwb1163	2	11	6	0	3	0.9996	0.9986	0.9997	0.9990	0.9993	0.9996	0.005160	0.003672
dwb1173	2	11	7	0	3	0.9996	0.9986	0.9996	0.9995	0.9998	0.9999	0.005254	0.004057
dwb1183	2	11	8	0	3	0.9997	0.9987	0.9996	0.9990	0.9993	0.9996	0.005103	0.003577
dwb1193	2	11	9	0	3	0.9997	0.9988	0.9997	0.9998	0.9998	0.9999	0.004896	0.002872
dwb9733	2	9	7	3	3	0.9992	0.9985	0.9993	0.9993	0.9995	0.9997	0.006319	0.005712
dwb9743	2	9	7	4	3	0.9990	0.9986	0.9990	0.9993	0.9995	0.9997	0.006776	0.005388
dwb9753	2	9	7	5	3	0.9995	0.9985	0.9994	0.9995	0.9995	0.9997	0.005846	0.004980
dwb11733	2	11	7	3	3	0.9987	0.9986	0.9989	0.9995	0.9997	0.9997	0.007237	0.005650
dwb11743	2	11	7	4	3	0.9994	0.9984	0.9994	0.9995	0.9997	0.9997	0.006124	0.004952
dwb11753	2	11	7	5	3	0.9993	0.9986	0.9993	0.9995	0.9997	0.9997	0.006123	0.004932
dwb11763	2	11	7	6	3	0.9993	0.9988	0.9992	0.9995	0.9997	0.9997	0.005956	0.005029
dwb11933	2	11	9	3	3	0.9990	0.9985	0.9991	0.9995	0.9994	0.9996	0.006708	0.005300
dwb11943	2	11	9	4	3	0.9991	0.9987	0.9992	0.9995	0.9994	0.9996	0.006368	0.005460
dwb11953	2	11	9	5	3	0.9993	0.9984	0.9993	0.9995	0.9994	0.9996	0.006318	0.005306
dwb11963	2	11	9	6	3	0.9991	0.9985	0.9990	0.9995	0.9994	0.9996	0.006731	0.005529
dwb11973	2	11	9	7	3	0.9991	0.9986	0.9991	0.9994	0.9996	0.9997	0.006491	0.005318



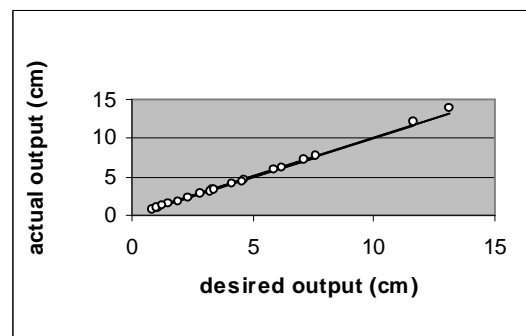
شکل ۶. خطای RMS برای شبکه dwb1193s



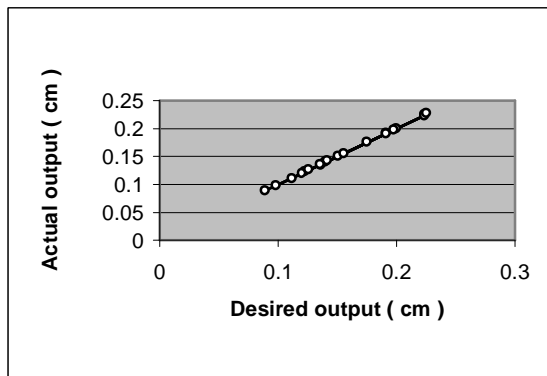
شکل ۴. خطای RMS برای شبکه dwr393t



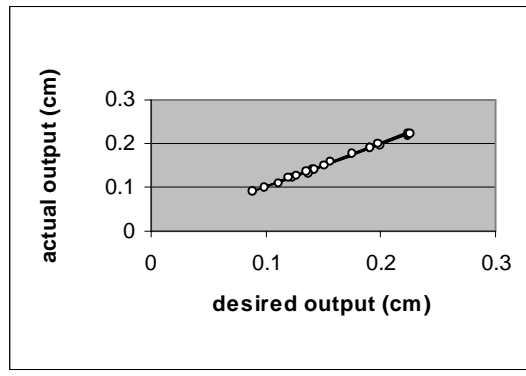
شکل ۷ (الف). نتایج مربوط به تغییر مکان در امتداد ۱ برای dwb1193s



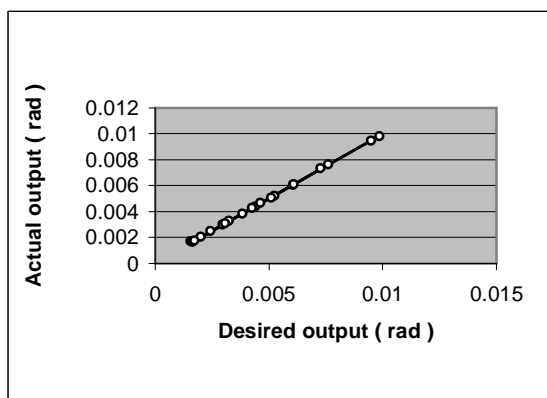
شکل ۵ (الف). نتایج مربوط به آزمایش تغییر مکان در امتداد ۱ برای dwr393t



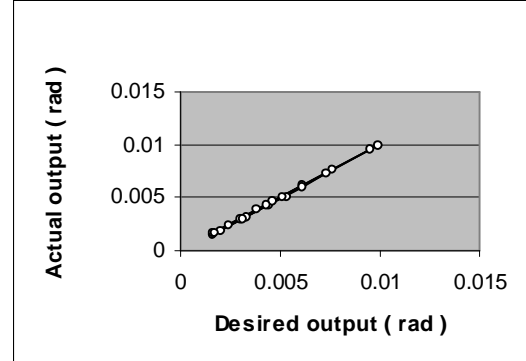
شکل ۷ (ب). نتایج مربوط به تغییر مکان در امتداد ۳ برای dwb1193s



شکل ۵ (ب). نتایج مربوط به آزمایش تغییر مکان در امتداد ۳ برای dwr393t



شکل ۷ (ج). نتایج مربوط به دوران حول امتداد ۲ برای dwb1193s



شکل ۵ (ج). نتایج مربوط به آزمایش دوران حول امتداد ۲ برای dwr393t

شکل ۷. نتایج آزمایش بین خروجی های حقیقی و خروجی های مطلوب

شکل ۵. نتایج آزمایش بین خروجی های حقیقی و خروجی های مطلوب

[2] Haykin, S., *Neural Network*, Macmillan College Publishing Company, 1994.

[3] Waszczyszyn, Z., *Neural Network in Analysis and Design of Structures*, Springer-Verlag, New York, 1999.

[4] Kaveh, A., and Raiessi Dehkordi, M., *RBF and BP Neural Networks for the Analysis and Design of Domes*, International Journal of Space Structures, No.3, Vol. 18, 2003, pp. 181-194.

[5] Bullinaria, J., *Introduction to Neural Computation*, <http://www.cs.bham.ac.uk/~jxb/inc.html>, 2001.

[6] Kaveh A. and Iranmanesh A., *Comparative study of back propagation and improved counter propagation neural nets in structural analysis and optimization*, International Journal of Space Structures, Vol 46, 1999, pp 279-311.

[7] Kaveh, A., and Servati, H., *Neural networks for the approximate analysis and design of double layer grids*, International Journal of Space Structures, Vol. 17, 2002, pp 77-89.

[8] Kaveh, A., Fazel-Dehkordi, and Servati, H., *Prediction of moment-rotation characteristic for saddle-like connections using BP neural networks*, Asian Journal of Civil Engineering, No. 1, Vol. 2, 2001, pp. 11-30.

[9] Kaveh, A., Elmieh R. and Servati H., *Prediction of moment-rotation characteristic for semi-rigid connections using BP neural networks*, Asian Journal of Civil Engineering, No. 2, Vol. 2, 2001, pp 131-142.

[10] Nooshin, H., *Space Structures and Configuration Processing*, University of Surrey, UK, 1998.

[11] Nooshin, H., *Teaching of Space Structures and Configuration Processing*, University of Surrey, UK, 2000.

[۱۲] کاوه، علی، و ثروتی، همایون، «شبکه‌های عصبی مصنوعی در تحلیل و طراحی سازه‌ها»، مرکز تحقیقات مسکن و ساختمان، ۱۳۷۹.

[۱۳] کاوه، علی، و ایرانمنش، عباس، «شبکه‌های عصبی مصنوعی در بهینه‌سازی سازه‌ها»، مرکز تحقیقات مسکن و ساختمان، ۱۳۷۸.

۶. نتیجه گیری

با توجه به نتایج حاصل، نکات زیر در مورد دو شبکه مورد بررسی حاصل آمده است:

- الگوریتم‌های تابع پایه شعاعی و انتشار برگشتی هر دو با دقت بسیار خوبی می‌توانند در پیش‌بینی تغییر مکان رأس سازه‌های گنبدی بکار روند.
- مقایسه ضرائب همبستگی در مرحله آموزش بیانگر برتری الگوریتم تابع پایه شعاعی بر الگوریتم انتشار برگشتی، ولی در مرحله آزمایش الگوریتم انتشار برگشتی بر الگوریتم تابع پایه شعاعی برتری دارد.
- عموماً جذر میانگین مربعات خطاها در الگوریتم انتشار برگشتی کمتر از الگوریتم تابع پایه شعاعی است.
- با تعداد سیکل‌های ثابت، زمان لازم برای آموزش شبکه‌های انتشار برگشتی کمتر از تابع پایه شعاعی می‌باشد.
- عموماً در تعداد سیکل‌های ثابت، ضریب همبستگی حاصل از الگوریتم تابع پایه شعاعی بیشتر از الگوریتم انتشار برگشتی می‌باشد.
- بکار بردن نروپهای به اندازه نصف زوجهای آموزشی در لایه پنهان اول دقیق‌ترین شبکه‌های تابع پایه شعاعی را نتیجه می‌دهد.
- استفاده از لایه پنهان سوم در شبکه‌های انتشار برگشتی، از پراکنده گی خطاهای RMS در ساختارهای متفاوت الگوریتم انتشار برگشتی جلوگیری می‌کند.
- استفاده از تابع تانزانت هیپربولیک در شبکه‌های تابع پایه شعاعی و تابع سیگموئید در شبکه‌های انتشار برگشتی منجر به یادگیری بهتر، افزایش سرعت همگرایی و خطای کمتر شبکه می‌گردد.

مراجع

[1] Makowski, Z., *Analysis, Design and Construction of Braced Domes*, Granada Publishing, London, 1984.