

ارزیابی شبکه‌های عصبی انعطاف‌پذیر با ساختار قابل بازسازی در حین آموزش جهت تخمین هارمونیک‌های جریان استاتور ژنراتور آسک نیروگاه ری بر اساس الگوریتم CFE/SS

محمد رضا یوسفی نجف‌آبادی^(۱) - محمد تشنه لب^(۲)

(۱) کارشناسی ارشد گروه برق - دانشکده برق - دانشگاه آزاد اسلامی واحد نجف آباد

(۲) استاد گروه کنترل - دانشکده برق - دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

تاریخ پذیرش: زمستان ۱۳۸۸

تاریخ دریافت: پاییز ۱۳۸۷

خلاصه: یکی از روش‌های تشخیص خطای ژنراتور در حین کار، آنالیز هارمونیک‌های جریان استاتور می‌باشد. در این مقاله از شبکه‌های عصبی انعطاف‌پذیر با قابلیت بازسازی خود در حین آموزش برای تعیین هارمونیک‌های جریان استاتور ژنراتور، در بارهای مختلف استفاده شده است. داده‌های آموزش دهنده شبکه عصبی با استفاده از مدل سازی ژنراتور و استفاده از روش المان محدود (FE) و فضای حالت (SS)، در نقاط مختلف بار روی منحنی بهره برداری ژنراتور برای سه سطح مختلف ولتاژ پایانه به دست آمده است. شبکه عصبی که با استفاده از این داده‌ها آموزش داده شده است، یک شبکه پرسپترون با یک لایه پنهان و با قانون یادگیری پس انتشار خطا می‌باشد. نتایج نشان می‌دهد که شبکه عصبی انعطاف‌پذیر آموزش داده شده با خطای کمتر از ده درصد می‌تواند هارمونیک‌های جریان را برای نقاط بار دلخواه روی منحنی بهره‌برداری، نسبت به نتایج حاصل از الگوریتم CFE-SS به دست آورد. پارامترهای نامی ژنراتور آسک عبارتند از: 43950 کیلو ولت آمپر، 11 کیلو ولت، 3000 رادیان بر دقیقه، 50 هرتز و ضریب توان 0.8.

کلمات کلیدی: روش المان محدود، شبکه عصبی انعطاف‌پذیر، منحنی بهره برداری و ژنراتور سنکرون.

۱- مقدمه

است یا خیر؟ از آنجا که استاتور ساده‌ترین مشخصه ژنراتور بوده که به صورت به هنگام قابل اندازه‌گیری می‌باشد، لذا از هارمونیک‌های جریان استاتور برای تشخیص خطا استفاده می‌شود. در این مقاله هدف، به دست آوردن هارمونیک‌های شکل موج جریان استاتور در شرایط بدون خطا برای نقاط مختلف کار است تا در صورت وقوع خطا، از طریق مشاهده تغییر هارمونیک‌های جریان نسبت به شرایط بدون خطا، بتوان در مورد روی دادن خطا نظر داد. از آنجا که ترکیب دو مدل المان محدود و فضای حالت (CFE-SS) در به دست آوردن هارمونیک‌های جریان برای همه نقطه کارهای مختلف ژنراتور، بسیار مشکل و زمانبر است، از شبکه عصبی برای تعیین این پارامترها استفاده شده است. سلیمانی، رنجبر و میر عابدینی در مرجع [۱] این کار را با استفاده از شبکه عصبی معمولی ۳ لایه و روش پس انتشار خطا انجام داده‌اند. در این مقاله ابتدا با یک شبکه عصبی با ساختار ۳ لایه پیشنهادی این کار

به دست آوردن پارامترهای ژنراتور سنکرون در نقاط مختلف کاری با توان، ولتاژ و ضریب توانهای مختلف، از اهمیت زیادی برخوردار است. یکی از مهمترین اهداف بهره‌برداران ماشین به دست آوردن روشی است تا بتوانند ماشین را قبل از آنکه در اثر بروز خطا از مدار خارج شود، بلافاصله بعد از رخ دادن خطا، برای تعمیرات خارج سازند. یافتن محل خطا نیز از اهمیت بالایی برخوردار است. در این مقاله هدف آن است که بتوان به هنگام به وجود آمدن خطا، تغییرات پارامترهای ماشین را دنبال نمود و از روی آنها به محل خطا پی برد. بنابراین لازم است مشخصه‌هایی را که می‌توان به صورت به هنگام در ماشین اندازه‌گیری نمود، تحت شرایط مختلف کاری ماشین، در شرایط بدون خطا از طریق تئوری محاسبه نمود و سپس با مقدار اندازه‌گیری شده از ماشین در حالت خطادار مقایسه کرد، تا بتوان تشخیص داد که آیا خطایی صورت گرفته

(۳) نقاط آموزش دهنده شبکه را در سطوح مختلف ولتاژی نشان می‌دهد. به این ترتیب مدل (CFE-SS) برای این 54 نقطه کار اجرا و از روی آن هارمونیکهای جریان به دست آمد. از آنجا که هارمونیکهای فرد برای ما دارای اهمیت بالاتری هستند و هارمونیکهای زوج نیز آنقدر کوچک هستند که می‌توان از آنها صرف‌نظر نمود، فقط هارمونیکهای فرد 1 تا 7 در جدول‌های (۱)، (۲) و (۳) آورده شده است. (هارمونیکهای فرد 7 به بالا دارای مقادیر خیلی کوچکی بودند که از آنها صرف نظر شده است). در شکل (۲) نیز تغییرات دامنه هارمونیکها برحسب نمونه برای هر چهار هارمونیک نشان داده شده است.

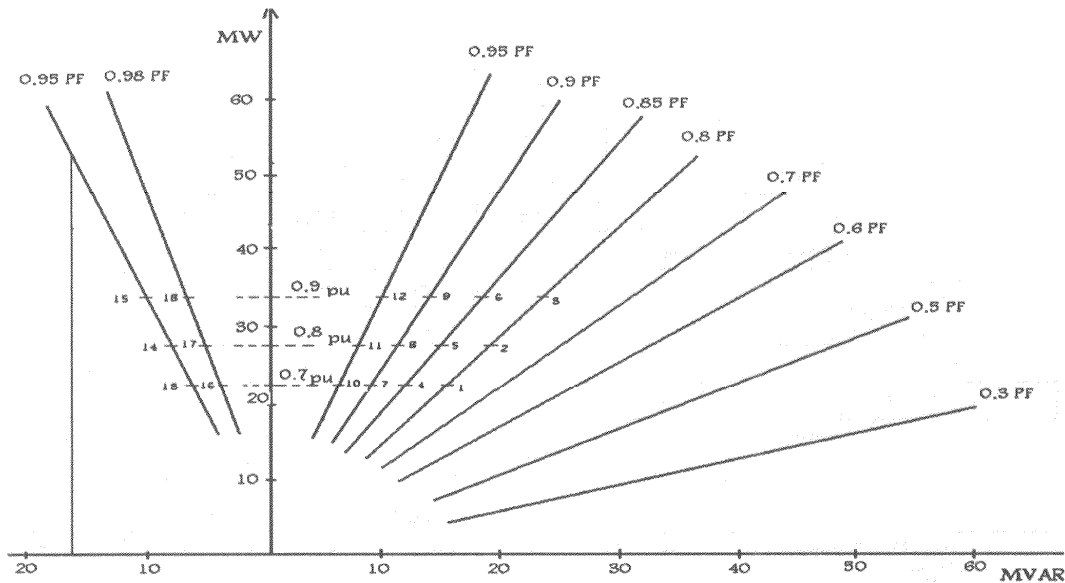
۳- ساختار مدل شبکه عصبی

هنگامی که داده‌های آموزش دهنده شبکه عصبی فراهم شدند، قدم بعدی تعیین ساختار شبکه عصبی می‌باشد که عبارت است از: تعیین تعداد نرونهای لایه ورودی و لایه خروجی، تعیین تعداد لایه‌های پنهان و سپس تعیین تعداد نرونهای هر یک از لایه‌های پنهان به سادگی دیده می‌شود که هر نقطه کار از روی سه پارامتر ولتاژ، جریان و ضریب توان از بقیه نقاط مجزا می‌گردد که این امر نشان دهنده تعداد نرونهای لایه ورودی می‌باشد. لذا لایه ورودی دارای سه نرون و سه بردار ورودی ولتاژ، جریان و ضریب توان خواهد بود. تعداد نرونهای لایه خروجی نیز از روی تعداد خروجیهای مورد نظر که هارمونیکهای جریان می‌باشد، به دست می‌آید. در مدل مورد نظر تعداد این نرونها برابر چهار خواهد بود زیرا خروجیهای شبکه دارای چهار هارمونیک می‌باشد.

انجام می‌شود. سپس همین کار با شبکه عصبی با ساختار ۳ لایه انعطاف پذیر انجام خواهد شد و در پایان نتایج این دو روش با هم مقایسه خواهد شد.

۲- داده‌های آموزش دهنده شبکه عصبی

همانطور که گفته شد با توجه به اینکه نقاط کاری ژنراتور نامحدود است به دست آوردن هارمونیکهای جریان استاتور تنها با استفاده از ترکیب دو مدل المان محدود و فضای حالت (CFE-SS) مشکل و زمانبر است، لذا از شبکه عصبی استفاده می‌شود. در ابتدا باید شبکه عصبی به وسیله یک مجموعه از اطلاعات آموزش داده شود. برای تعیین تعداد اعضای مجموعه داده‌های آموزش دهنده شبکه عصبی قانونی وجود ندارد ولی باید طوری در نظر گرفته شود که به نحو مناسب، کلیه نقاط کاری ژنراتور را پوشش دهد. مجموعه نقاط کار را می‌توان از روی منحنی بهره برداری ژنراتور نمونه تعیین نمود. شکل (۱) منحنی بهره برداری ژنراتور آسک را در سطح ولتاژ یک پریونیت نشان می‌دهد. ژنراتور آسک در شرایط پس فاز دارای ضریب توان بزرگتر از 0.8 و در شرایط پیش فاز نیز دارای ضریب توان بزرگتر از 0.95 می‌باشد. همچنین در این ژنراتور در توان 0.7، 0.8 و 0.9 پریونیت برای تغییرات توان استفاده شده است. به این ترتیب نقاط شماره گذاری شده در شکل (۱) به عنوان نقاط آموزش دهنده شبکه، برای سطوح ولتاژ یک پریونیت در نظر گرفته شده است. از آنجا که ژنراتور دارای تغییرات ولتاژ حدود 5% می‌باشد، از سه سطح ولتاژ 1، 0.95 و 1.05 پریونیت برای ولتاژ پایانه استفاده شده است. جدول‌های (۱) و (۲) و



شکل (۱): منحنی بهره برداری ژنراتور آسک در سطح ولتاژ یک پریونیت
Fig. (1): The graph of Ask generator vectorial gain in the voltage level of one perunit

Table (1): The working points at voltage level of one perunit

جدول (۱): نقاط کار در سطح ولتاژ یک پریونیت

| هارمونیک هفتم $*10^{-2}$ | هارمونیک پنجم $*10^{-2}$ | هارمونیک سوم $*10^{-2}$ | هارمونیک اول $*10^{-1}$ | ضریب توان $*10^{-2} \frac{c}{\cos\Phi}$ | توان p $*10^{-1}$ | جریان فاز a (pu) $*10^{-5}$ | نقاط کار |
|-----------------------------|-----------------------------|----------------------------|----------------------------|--|----------------------|--------------------------------|----------|
| 15770 | 11760 | 20990 | 23977 | 80 | 7 | 70000 | 1 |
| 18370 | 13690 | 25860 | 26885 | 80 | 8 | 80000 | 2 |
| 19980 | 14470 | 30010 | 29785 | 80 | 9 | 90000 | 3 |
| 16020 | 11770 | 24150 | 22988 | 85 | 7 | 66000 | 4 |
| 18520 | 13540 | 23540 | 25849 | 85 | 8 | 75300 | 5 |
| 20410 | 14660 | 29314 | 28861 | 85 | 9 | 84700 | 6 |
| 14960 | 10830 | 19750 | 21980 | 90 | 7 | 62200 | 7 |
| 17430 | 13214 | 22780 | 24776 | 90 | 8 | 71200 | 8 |
| 20340 | 14218 | 28560 | 27646 | 90 | 9 | 80000 | 9 |
| 14760 | 10346 | 20050 | 21095 | 95 | 7 | 58900 | 10 |
| 16118 | 12290 | 25420 | 23800 | 95 | 8 | 67400 | 11 |
| 19890 | 12790 | 25140 | 26340 | 90 | 9 | 75800 | 12 |
| 13870 | 10810 | 19020 | 19747 | -95 | 7 | 58900 | 13 |
| 14890 | 11130 | 20610 | 22204 | -95 | 8 | 67400 | 14 |
| 14530 | 12760 | 21530 | 24590 | -95 | 9 | 75800 | 15 |
| 12960 | 10060 | 17990 | 19030 | -98 | 7 | 57143 | 16 |
| 15260 | 10900 | 22390 | 21495 | -98 | 8 | 65306 | 17 |
| 15990 | 13310 | 25200 | 24075 | -98 | 9 | 73469 | 18 |

Table (2): The working points at voltage level of 0.95 perunit

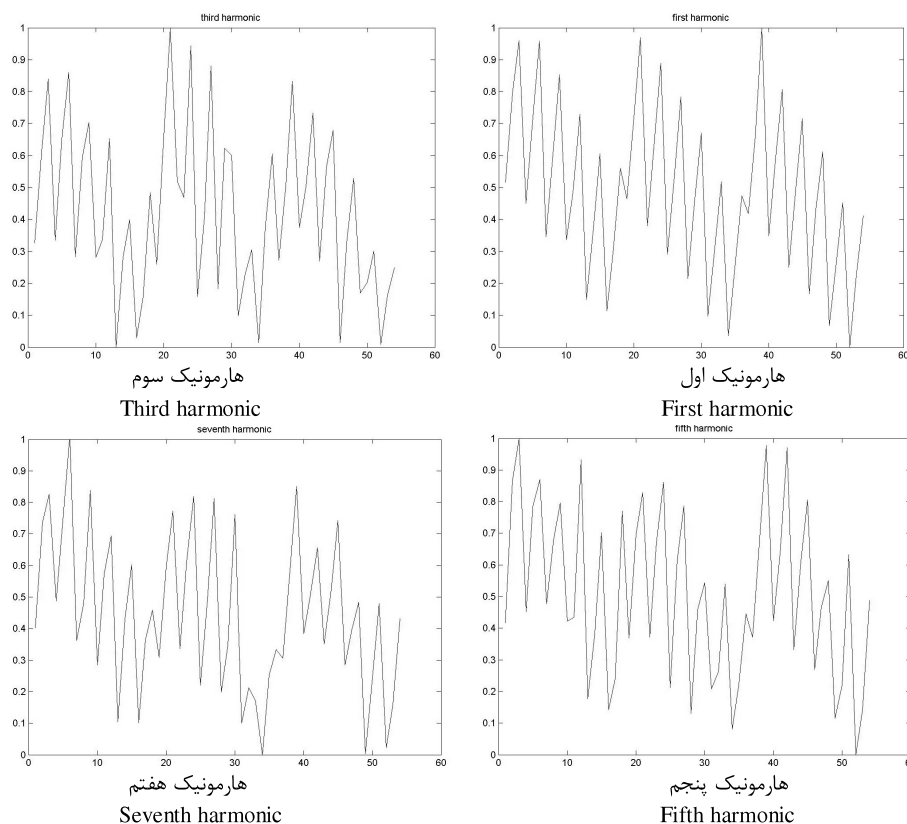
جدول (۲): نقاط کار در سطح ولتاژ 0.95 پریونیت

| هارمونیک هفتم $*10^{-2}$ | هارمونیک پنجم $*10^{-2}$ | هارمونیک سوم $*10^{-2}$ | هارمونیک اول $*10^{-1}$ | ضریب توان $*10^{-2} \cos\Phi$ | توان p $*10^{-1}$ | جریان فاز a (pu) $*10^{-5}$ | نقاط کار |
|-----------------------------|-----------------------------|----------------------------|----------------------------|----------------------------------|----------------------|--------------------------------|----------|
| 17130 | 14120 | 23710 | 25071 | 80 | 7 | 73700 | 1 |
| 16270 | 11000 | 19750 | 22183 | 80 | 8 | 84200 | 2 |
| 13890 | 10420 | 18170 | 19939 | 80 | 9 | 94700 | 3 |
| 18430 | 13720 | 22690 | 25585 | 85 | 7 | 69500 | 4 |
| 16870 | 11850 | 21250 | 22894 | 85 | 8 | 79300 | 5 |
| 13910 | 10620 | 17820 | 20348 | 85 | 9 | 89200 | 6 |
| 19270 | 15080 | 25780 | 27013 | 90 | 7 | 65500 | 7 |
| 18160 | 12140 | 21940 | 24208 | 90 | 8 | 74800 | 8 |
| 15540 | 12070 | 21260 | 22490 | 90 | 9 | 84200 | 9 |
| 20580 | 14280 | 26400 | 28443 | 95 | 7 | 62000 | 10 |
| 17330 | 13590 | 25080 | 25578 | 95 | 8 | 70900 | 11 |
| 16250 | 12390 | 21270 | 22596 | 95 | 9 | 79800 | 12 |
| 22050 | 14710 | 21800 | 29657 | 95 | 7 | -62000 | 13 |
| 19710 | 14210 | 25290 | 24574 | 95 | 8 | -70900 | 14 |
| 17390 | 12250 | 28060 | 27780 | 95 | 9 | -79800 | 15 |
| 20470 | 15480 | 21900 | 29670 | 98 | 7 | -60150 | 16 |
| 19650 | 14690 | 25760 | 23817 | 98 | 8 | -68743 | 17 |
| 16630 | 12040 | 28300 | 26742 | 98 | 9 | -77330 | 18 |

Table (3): The working points at voltage level of 1.05 perunit

جدول (۳): نقاط کار در سطح ولتاژ 1.05 پریونیت

| هارمونیک هفتم *10 ⁻² | هارمونیک پنجم *10 ⁻² | هارمونیک سوم *10 ⁻² | هارمونیک اول *10 ⁻¹ | ضریب توان *10 ⁻² cosΦ | توان p *10 ⁻¹ | جریان فاز a (pu) *10 ⁻⁵ | نقاط کار |
|------------------------------------|------------------------------------|-----------------------------------|-----------------------------------|-------------------------------------|-----------------------------|---------------------------------------|----------|
| 15750 | 11770 | 21140 | 23440 | 80 | 7 | 66600 | 1 |
| 18280 | 13620 | 24000 | 26233 | 80 | 8 | 76200 | 2 |
| 20690 | 15350 | 27970 | 30137 | 80 | 9 | 89100 | 3 |
| 16450 | 12080 | 22390 | 22632 | 85 | 7 | 62800 | 4 |
| 17570 | 13330 | 23940 | 25318 | 85 | 8 | 71700 | 5 |
| 18930 | 15310 | 26760 | 27911 | 85 | 9 | 80760 | 6 |
| 16150 | 11540 | 21100 | 21511 | 90 | 7 | 59200 | 7 |
| 17720 | 13190 | 24710 | 24327 | 90 | 8 | 67700 | 8 |
| 19710 | 14330 | 26100 | 26856 | 90 | 9 | 76200 | 9 |
| 15550 | 11170 | 17990 | 20550 | 95 | 7 | 56100 | 10 |
| 16540 | 12330 | 21810 | 23583 | 95 | 8 | 64200 | 11 |
| 17360 | 12830 | 24260 | 25660 | 95 | 9 | 72200 | 12 |
| 12990 | 10260 | 19890 | 19399 | -95 | 7 | 56100 | 13 |
| 18190 | 10880 | 20290 | 21657 | -95 | 8 | 64200 | 14 |
| 17320 | 13310 | 21490 | 23831 | -95 | 9 | 72200 | 15 |
| 13170 | 09580 | 17930 | 18620 | -98 | 9 | 54422 | 16 |
| 14410 | 10410 | 20850 | 21210 | -98 | 8 | 62196 | 17 |
| 16890 | 12460 | 19780 | 23350 | -98 | 7 | 69971 | 18 |



شکل (۲): تغییرات دامنه هارمونیکها بر حسب نمونه (محور افقی نقاط آموزش دهنده است)

Fig. (2): The variations of harmonic amplitudes as a function of the sample (The horizontal axis is the training points)

$$f(x) = \tanh(x) = \frac{1 - e^{-x}}{1 + e^{-x}} = \frac{2}{1 + \exp(-2x)} - 1 \quad (1)$$

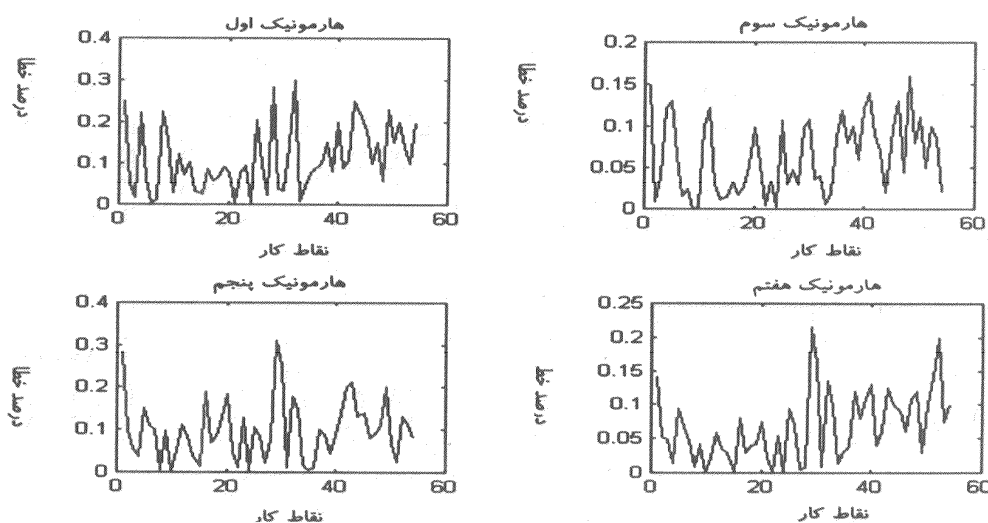
دلیل این انتخاب منفی شدن ورودیهای شبکه است، بدین معنا که محدوده تغییرات ورودی هم در ناحیه مثبت و هم در ناحیه منفی می‌باشد. برای یادگیری شبکه، تک تک داده‌ها به شبکه داده شد تا وزنه‌های شبکه را آموزش دهند و اینکار برای هر 18 مورد داده در هر یک از ولتاژها انجام می‌شود یعنی شبکه با 54 داده آموزش یافته است. همچنین تابع هدف برای اصلاح وزنها و بایاسهای شبکه، مینیمم کردن مجموع مربعات خطای ما بین خروجی مطلوب و خروجی شبکه عصبی می‌باشد. در این طراحی از نرخ آموزشی برابر 0.03 استفاده شده است. استفاده از این نرخ آموزش برای دسترسی به خطای کمتر و به صورت سعی و خطا بوده است. نتایج نهایی این تست در شکل‌های (۵)، (۶) و (۷) آورده شده است. در شکل (۵) خروجی شبکه، در شکل (۶) خطای خام شبکه $(e = y - 0)$ و در شکل (۷) درصد خطای خام پس از 40 مرتبه آموزش نمایش داده شده است.

این چهار مورد برای هر چهار هارمونیک بررسی شده‌اند. همان طور که ملاحظه می‌گردد در بدترین حالت میزان خطای شبکه طراحی شده برای هارمونیک اول به میزان 45% برای هارمونیک سوم به میزان 53.05% برای هارمونیک پنجم به میزان 63.33% و برای هارمونیک هفتم به میزان 40.08% بوده است. در طراحی سوم برای آموزش نیز شبکه و حل مشکل تعیین تعداد نرون‌ها و کمتر شدن خطای خروجی از شبکه عصبی انعطاف پذیر استفاده شده است. ساختار شبکه همانند همان شبکه قبلی از سه لایه تشکیل شده است. تعداد نرون‌ها در لایه‌های ورودی و خروجی نیز همانند قبل می‌باشد، ولی تعداد نرون‌ها در لایه میانی متغیر است. نرون‌های لایه میانی دارای تابع محرک از نوع سیگموئید دو قطبی انعطاف‌پذیر می‌باشند که به صورت رابطه (۲) تعریف می‌شوند.

در تعیین تعداد لایه‌های پنهان و تعداد نرون‌های آنها برای شبکه عصبی معمولی قانون خاصی وجود ندارد ولی به طور کلی طبق تجربیات گذشته تقریباً یک لایه پنهان، برای هر مسئله غیر خطی ورودی به خروجی جوابگو بوده است [۱].

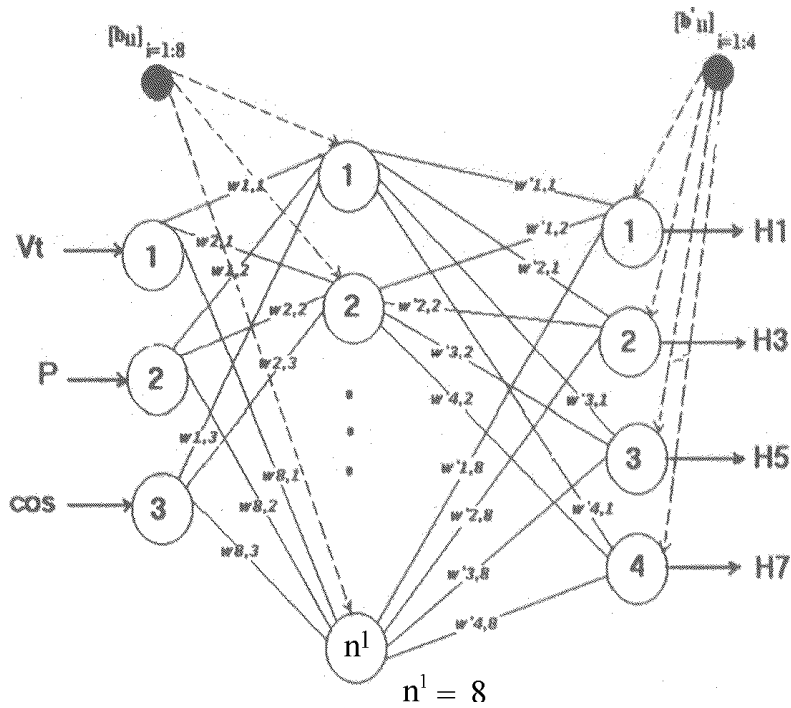
همچنین در تعیین تعداد نرون‌های لایه میانی نیز باید آن چنان تعداد آنها را تغییر داد تا بتوان به درصد خطای پایین برای نتایج به دست آمده از شبکه عصبی رسید. برای تشخیص مناسب بودن تعداد نرون‌های لایه میانی به بررسی صحت الگوهای ورودی و پیش‌بینی اطلاعات خارجی می‌پردازند.

در قدم اول یک عدد به صورت دلخواه بین یک تا ده به عنوان تعداد نرون‌ها در نظر گرفته می‌شود و سپس چک می‌گردد که آیا شبکه فوق همگرا می‌شود یا خیر؟ بعد از همگرایی، شبکه را با همان الگوهای آموزش‌دهنده تست و سپس خروجیهای حاصل از شبکه را با خروجیهای واقعی مقایسه می‌کنیم، در صورت پایین بودن درصد اختلاف (عمدتاً زیر 2%) شبکه با آن تعداد نرون در مرحله اول قابل قبول است در غیر این صورت باید تعداد نرون‌ها را آنچنان تغییر داد تا بتوان به نتیجه مطلوب رسید. در مورد شبکه آموزش داده شده نتایج تست فوق در شکل (۳) آورده شده است. همانگونه که ملاحظه می‌گردد در بدترین حالت میزان خطای نرمالیزه شده شبکه (خطا تقسیم بر خروجی مطلوب) طراحی شده به میزان 35 درصد بوده است. به این ترتیب با توجه به تست اول، اعتبار شبکه برای الگوهای ورودی تصدیق گردید و به شبکه‌ای با لایه ورودی با سه نرون، لایه خروجی با چهار نرون و لایه میانی با هشت نرون دست یافتیم که ساختار این شبکه در شکل (۴) آورده شده است. شبکه مورد نظر از نوع پرسپترون و با قانون یادگیری پس انتشار خطا می‌باشد. تابع محرک شبکه، تابع سیگموئید دو قطبی می‌باشد که به صورت رابطه (۱) تعریف می‌شود:

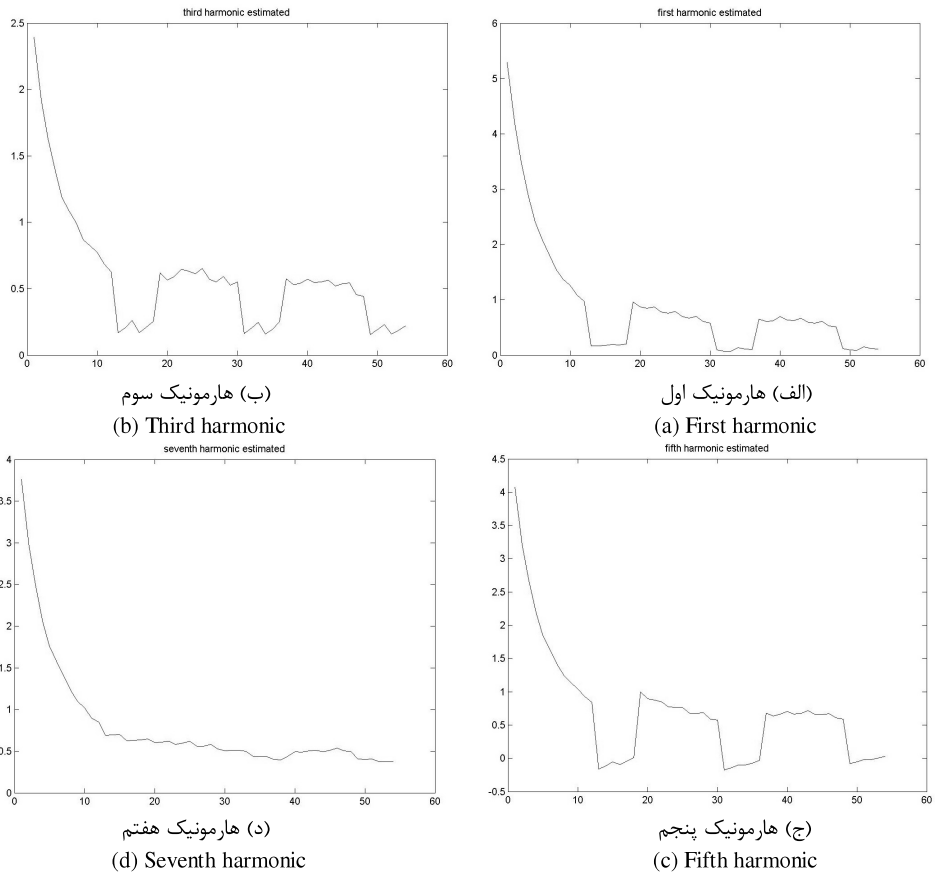


شکل (۳): منحنی درصد خطای بین الگوریتم CFE-SS و شبکه عصبی معمولی برای هارمونیک‌های 1 و 3 و 5 و 7 جریان

Fig. (3): The graph of percentage of error between CFE-SS algorithm and the neural network for the current harmonics of 1,3,5 and 7



شکل (۴): ساختار شبکه عصبی آموزش داده شده
 Fig. (4): The structure of a trained neural network



شکل (۵): خروجی شبکه عصبی معمولی
 Fig. (5): The output of a usual neural network

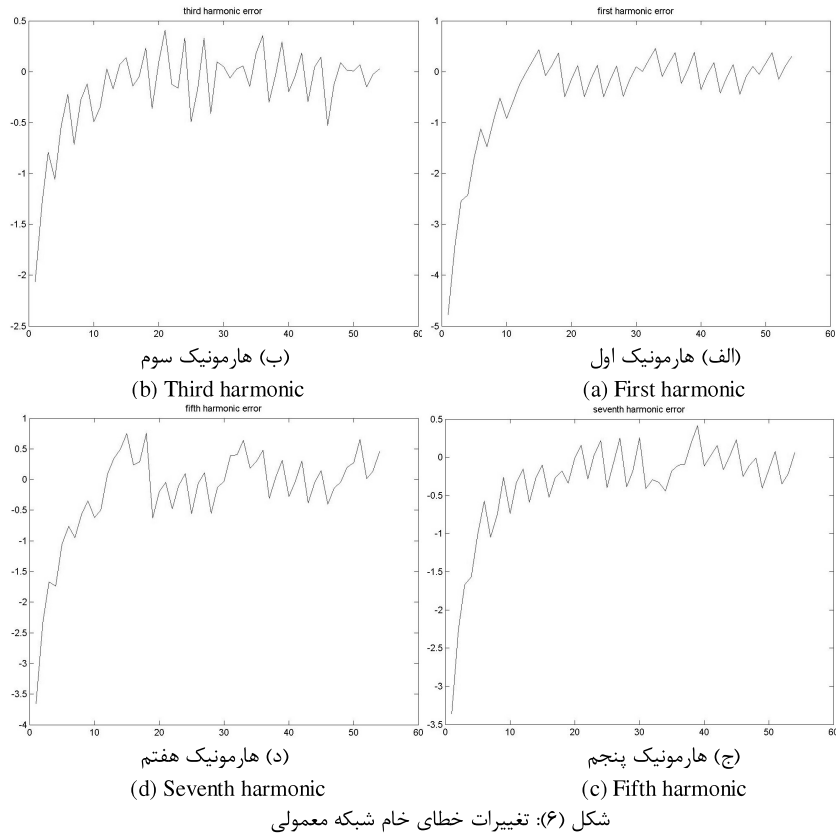


Fig. (6): The raw error variations of an usual neural network

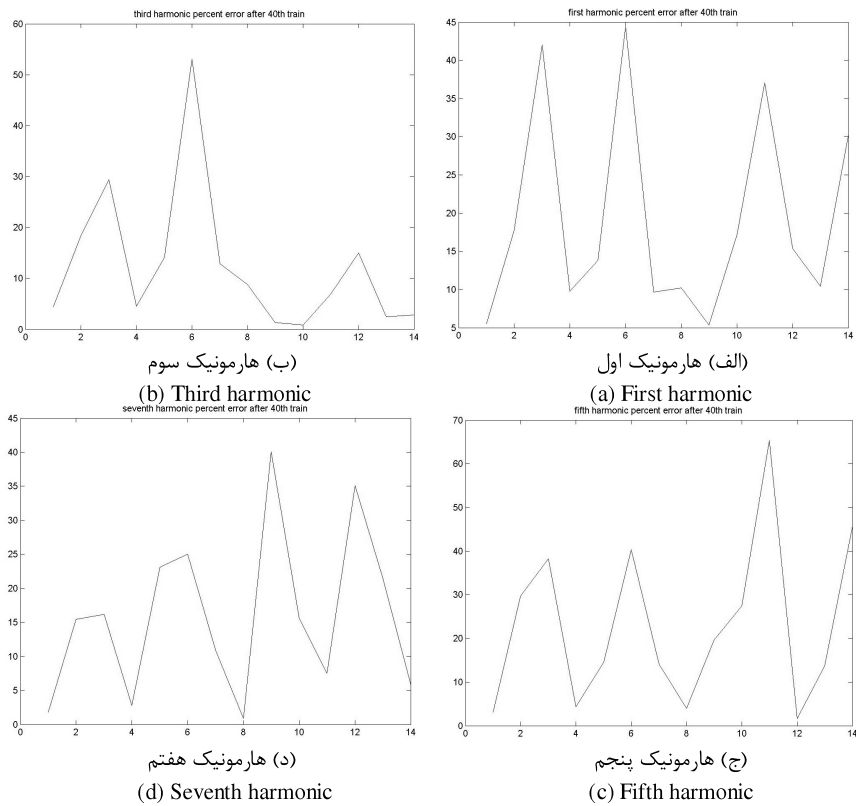


Fig. (7): The percentage of an usual raw neural network after 40 times training

شده و از فرآیند پیش رو و پس رو شبکه خارج می‌شوند این کار را می‌توان با گذاشتن Flag یا پرچم‌ها انجام داد. در مقابل این امر، وزنه‌های لایه‌های قبل همچنان با حذف شدن نرون‌ها آموزش پیدا می‌کنند و فرآیند آموزش در آنها ادامه دارد. به این ترتیب با وارد شدن دوباره یک نرون، ورودیها با وزنه‌های به روز آوری شده به آن اعمال می‌شوند و شبکه ناپایدار نخواهد شد. به دلیل آموزش گین‌ها در این شبکه دیگر از آموزش بایاسها در لایه خروجی استفاده نشده و از چرخه آموزش حذف می‌شوند. برای آموزش گین‌ها همچون آموزش وزنه‌ها از قانون یادگیری پس از انشار خطا استفاده می‌شود که به صورت رابطه (۳) تعریف می‌شود:

$$\Delta a^l(t) = -\mu \frac{\partial E}{\partial a^l(t)} \quad (3)$$

برای آموزش از مشق تابع محرکه‌ها نسبت به پارامتر x و نسبت به پارامتر a^l به صورت روابط (۴) و (۵) تعریف شده استفاده شده است.

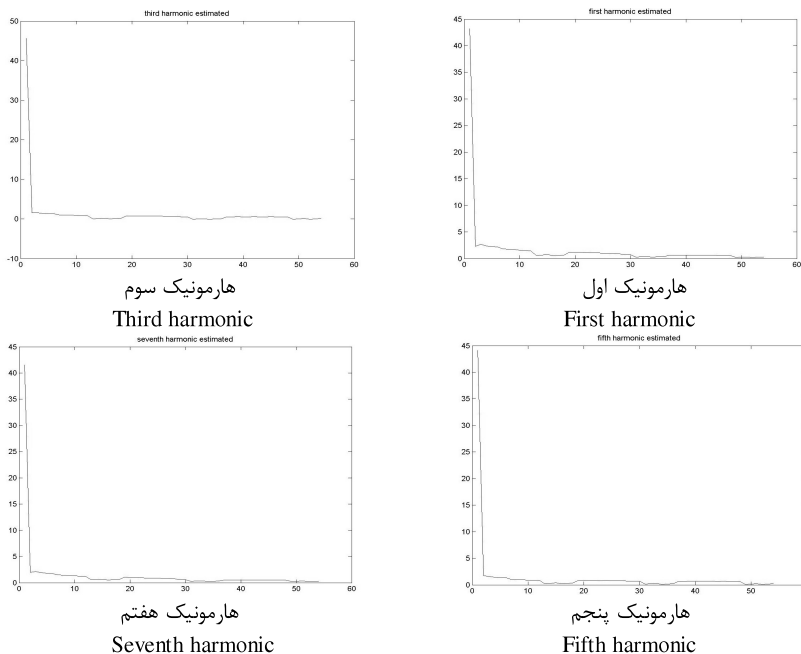
$$f'(x, a^l) = 1 - (a^l)^2 f^2(x, a^l) \quad (4)$$

$$f^*(x, a^l) = \frac{1}{a^l} [f'(x, a^l)x - f(x, a^l)] \quad (5)$$

در تست نهائی انجام شده از ضریب آموزش 0.012 برای آموزش وزنه‌ها و بایاسها و 0.0002 برای آموزش پارامترهای تابع محرکه استفاده شده است. نتایج نهائی این تست در شکل‌های (۸)، (۹) و (۱۰) آورده شده است. در شکل (۸) خروجی شبکه، در شکل (۹) خطای خام شبکه $(e = y - o)$ و در شکل (۱۰) درصد خطای خام را پس از 40 مرتبه آموزش نمایش داده شده است. این چهار مورد برای هر چهار هارمونیک بررسی شده‌اند.

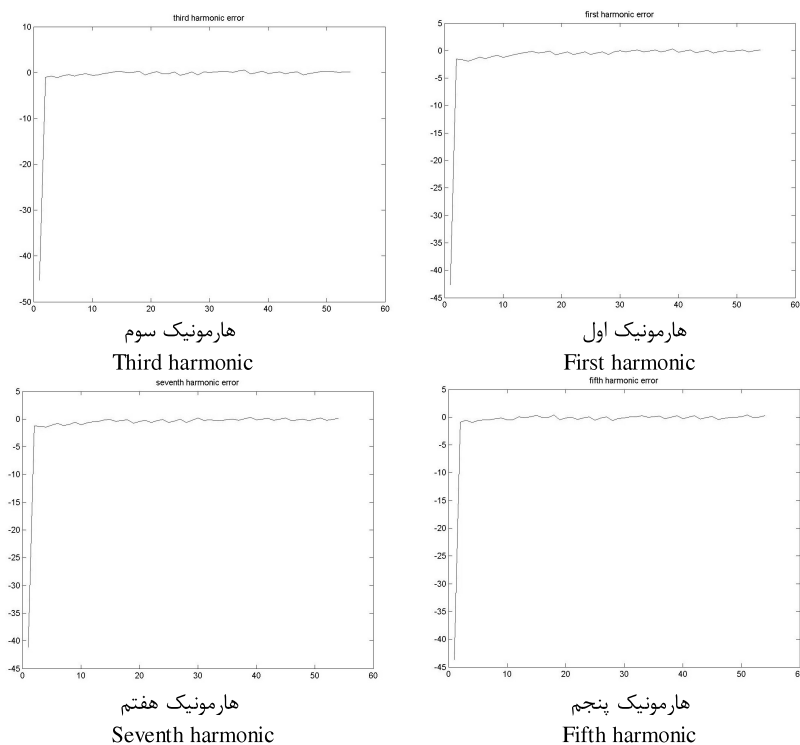
$$f(x, a^l) = \tanh(x, a^l) = \frac{1}{a^l} * \frac{1 - e^{-2xa^l}}{1 + e^{-2xa^l}} \quad (2)$$

استفاده از تابع دو قطبی به این دلیل است که وقتی در جریان آموزش شبکه a^l به سمت صفر میل می‌کند این تابع به صورت یک تابع خطی در می‌آید و باعث ناپایداری شبکه نمی‌شود [۳]. در این شبکه همچون قبل وزنه‌ها آموزش پیدا می‌کنند. برای آموزش از به روز آوردن پارامترها استفاده شده است. علاوه بر این گین a^l نیز در فرآیند آموزش شرکت داشته و دائماً در حال تغییر است. از مزیت‌های دیگر این تابع این است که وارد ناحیه اشباع نمی‌شوند و به نرون‌های فیزیولوژیکی طبیعی نزدیک‌تر هستند. همچنین وجود پارامتر a^l سبب می‌شود که یک شبه حافظه نیز داشته باشیم [۳]. مقادیر اولیه وزنه‌ها به صورت تصادفی انتخاب می‌شوند و فرآیند آموزش آنها همچون قبل می‌باشد. مقادیر اولیه گین‌ها (a^l) یک انتخاب می‌شود. تعداد نرون‌های اولیه نیز 100 می‌باشد که در فرآیند آموزش تغییر پیدا می‌کنند. طریقه تغییر آنها به این صورت است که اگر گین از یک مقدار آستانه که در این مقاله 1.004 است کمتر شد آن نرون حذف و اگر در مراحل بعدی آموزش مقدار گین از آن حد آستانه بیشتر شود نرون دوباره وارد ساختار شبکه عصبی می‌شود. به همین دلیل تعداد نرون‌ها به صورت بهینه انتخاب می‌شوند و دیگر مشکل انتخاب نرون‌ها را نخواهیم داشت. در تست نمونه انجام شده تعداد نرون‌ها از 100 عدد اولیه به 7 رسیده است و این خیلی نزدیک به آن چیزی است که ما به صورت سعی و خطا به دست آورده بودیم. با حذف هر نرون از فرآیند آموزش وزنه‌های مرتبط با آن در لایه‌های بعدی دیگر آموزش پیدا نمی‌کنند و مقدار آنها ثابت



شکل (۸): خروجی شبکه انعطاف پذیر

Fig. (8): The output of a flexible neural network



شکل (۹): تغییرات خطای خام شبکه انعطاف پذیر

Fig. (9): The variations of raw error of a flexible neural network

از هارمونیکهای جریان در حالت بدون خطا برای نقاط مختلف کاری به دست آورد و نیاز به اجرای الگوریتم CFE-SS برای به دست آوردن هارمونیکهای جریان در نقاط مختلف کاری نمی‌باشد. همچنین باید گفت که علت اصلی روی آوردن به شبکه عصبی برای به دست آوردن پارامترهای ژنراتور و یا هر ماشین دیگر نیز زمانبر بودن الگوریتمهایی مثل CFE-SS و ... بوده است. از آنجا که در کاربرد مورد نظر ما که تشخیص خطا در ژنراتور می‌باشد، دقت به دست آوردن این پارامترها در همین حدود نیز مناسب است پس شبکه عصبی برای این منظور با موفقیت عمل نموده است. اما هدف اصلی بحث فوق مقایسه شبکه‌های عصبی معمولی و انعطاف‌پذیر ساختار متغیر بوده است. برای مقایسه دقیق‌تر این دو روش و اثبات نظراتمان در مورد شبکه‌های عصبی انعطاف‌پذیر حداکثر خطای این شبکه‌ها را برای هارمونیکهای مختلف در جدول (۴) فهرست کرده‌ایم.

مشاهده می‌شود که همان طور که انتظار داشتیم شبکه عصبی انعطاف‌پذیر ساختار متغیر خیلی بهتر عمل نموده و خطا را به میزان چشمگیری کاهش داده است و این در عین حذف آزمایش و خطاهای وقت‌گیر برای تعیین تعداد نرونها و همچنین بازسازی ساختار شبکه عصبی مطابق با تغییرات سیستم و ورود اغتشاشات است که خود گامی مهم جهت استفاده از شبکه‌های عصبی با ساختار پهنی می‌باشد.

همان طور که ملاحظه می‌گردد در بدترین حالت میزان خطای شبکه طراحی شده برای هارمونیک اول به میزان 44.08% برای هارمونیک سوم به میزان 51.73% برای هارمونیک پنجم به میزان 41.48% و برای هارمونیک هفتم به میزان 25.82% بوده است. ساختار شبکه باز مطابق شکل (۴) می‌باشد که در آن در طول فرآیند آموزش n^1 دائماً در حال تغییر است. شبکه مورد نظر از نوع پرسپترون انعطاف‌پذیر و با قانون یادگیری پس انتشار خطا برای آموزش پارامترها و وزنها می‌باشد. همچنین تابع هدف برای اصلاح وزنها شبکه نیز همچون قبل حداقل کردن مجموع مربعات خطای مابین خروجی مطلوب و خروجی شبکه عصبی می‌باشد.

در شکل (۱۱) تغییرات تعداد نرونها را در مراحل مختلف آموزش مشاهده خواهید کرد. همانطور که مشاهده می‌گردد تعداد نرونها از 100 عدد به 7 عدد کاهش یافته است.

۴- نتیجه گیری

همانطور که ملاحظه گردید، بعد از اینکه شبکه با استفاده از نتایج نقاط کار و در نظر گرفته شده از منحنی بهره‌برداری ژنراتور با یک لایه میانی و با قانون یادگیری پس انتشار خطا آموزش داده شد خطای نرمالیزه شده زیر 35 درصد را برای بدترین نقطه کار نتیجه داد. لذا می‌توان نتیجه گرفت که با استفاده از شبکه عصبی می‌توان تقریب بسیار خوبی

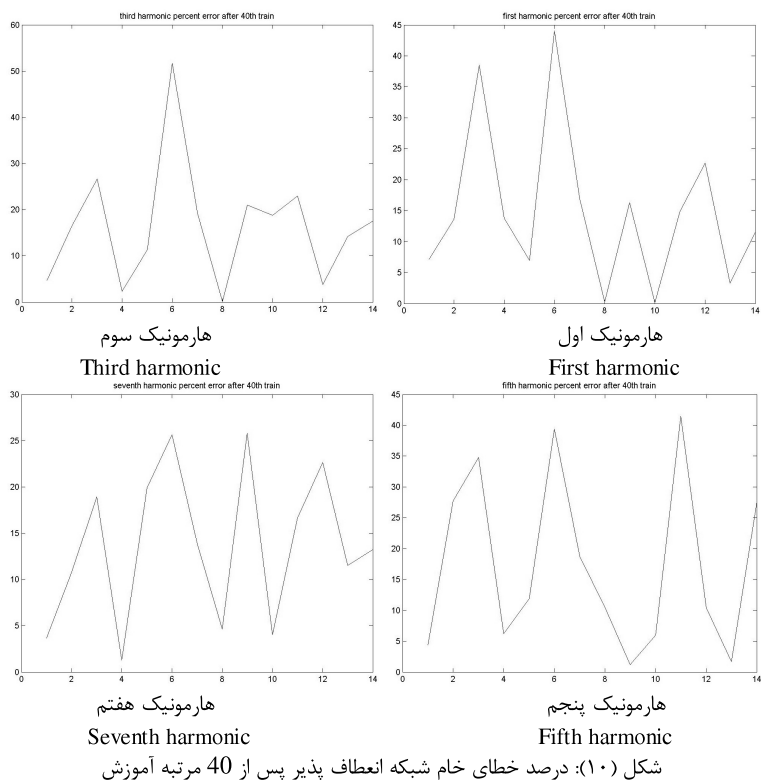


Fig. (10): The percentage of the error of a flexible neural network after 40 times training

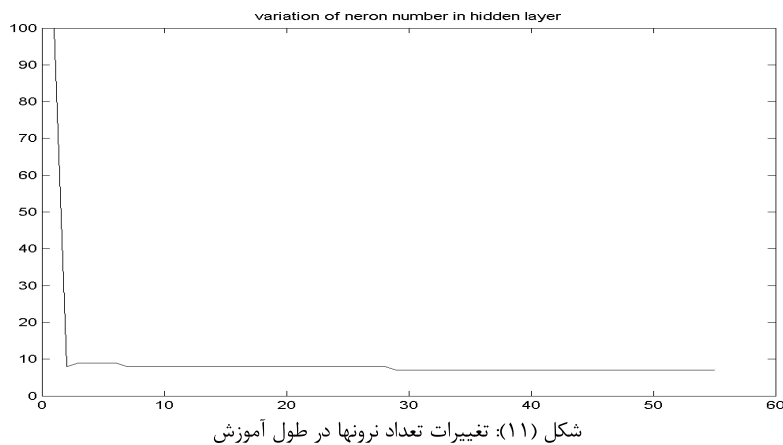


Fig. (11): The variations of the number of neurons during training

Table (4): The maximum errors of both networks in each harmonic

جدول (۴): حداکثر خطاهای هر دو شبکه در هر هارمونیک

| هارمونیک هفتم | هارمونیک پنجم | هارمونیک سوم | هارمونیک اول | هارمونیکها |
|---------------|---------------|--------------|--------------|-----------------------|
| %40.08 | %63.33 | %53.05 | %45 | شبکه عصبی معمولی |
| %25.82 | %51.73 | %44.08 | %41.48 | شبکه عصبی انعطاف پذیر |

References

- [1] S. Soleimani, A. Ranjbar, H. Mirabedini, "The use of versatile neuro networks in estimating the harmonics of ASK generator of ray power station based on CFS/SS algorithm", Power Jou. NO.31, pp.25-28, Spring 2000.
- [2] S.R. Chaudhry, N.A. Demerdash, "An artificial-neural-network method for the identification of saturated turbo generator p-arameters based on coupled finite-element/state-space computational algorithm", IEEE Trans. on Ene. Conv., Vol.10, No.4, Dec. 1995.
- [3] M. Teshnehlab, K. Watanabe, "Intelligent control based on flexible neural networks", Kluwer Academic publishers,

- Dord-recht, Boston, London, 1999.
- [4] S. Haykin, "Neural networks a comprehensive foundation", Second Edition, Prentice Hall International Inc., USA, Mexico, or Canada, 1999.
- [5] M. Teshnehlab, K. Watanabe, "The high flexibility and learning capability of neural networks with learning bipolar and unipolar sigmoid function", Proceeding of Japan-U.S.A. Symposium on flexible automation, Vol.3, pp.1453-1460, Kobe, 1994.
- [6] M. Teshnehlab, K. Watanabe, "Flexible structural learning control of a robotic manipulator using artificial neural networks", JSME International Journal, Vol.13, pp.1-21, 1995.
- [7] M. Teshnehlab, K. Watanabe, "Neural networks controller with flexible structure based on feed-back-error-learning", Jour. of Int. & Rob. Sys., Vol.15, No.4, pp.367-387, 1996.
- [8] S.R. Chaudhry, S. Ahmed-Zaid, N.A. Demerdash, "Coupled finite-element/state-space modeling of turbo generators in the ABC frame of reference-the no-load case", IEEE Trans. on Ene. Conv., Vol.10, No.1, March 1995.
- [9] E. Khosrow-shahi, A. Ranjbar, H. Mirabedini, "Identification of synchronous Generator error during analyzing the stator harmonics", Power Jou. No.31, pp.41-46, Spring 2000.
- [10] A. Ranjbar, "Theory of synchronous machines", The Shariff University, 1994.
- [11] M.B. Menhaj, "The basis of neuro networks systems", The Amir Kabir University of Technology, Tafresh Branch, Prof. Hessabi Publishing Center.
- [12] M. Saghaian Nejad, H.N. Khajooie, "The analysis of Electric machines", Isfahan University of Technology, 1997.

رزومه



محمدرضا یوسفی نجف‌آبادی در سال ۱۳۵۹ در شهر نجف‌آباد متولد شد. ایشان فارغ التحصیل کارشناسی مهندسی برق قدرت از دانشگاه آزاد اسلامی واحد نجف‌آباد و مقطع کارشناسی ارشد بیوالکتریک از دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی می‌باشد. از ایشان تاکنون نزدیک به ۳۰ مقاله علمی در کنفرانسها و مجلات داخلی و خارجی به چاپ رسیده است. زمینه تخصصی مورد علاقه ایشان ماشینهای الکتریکی، اتوماسیون صنعتی، کنترل فازی و شبکه‌های عصبی می‌باشد. ایشان ایده شبکه‌های عصبی ساختار متغیر را در سال ۱۳۸۳ مطرح نمودند.



محمد تشنه لب استاد گروه کنترل دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی دارای درجه Ph.D از EE Saga ژاپن می‌باشد. از ایشان تاکنون ۲ کتاب در زمینه کنترل فازی و بیش از ۲۲ مقاله ISI و ۶۰ مقاله علمی در کنفرانسهای معتبر خارجی به چاپ رسیده است. ایشان در زمینه کنترل خطی، شبکه‌های عصبی، کنترل فازی و سیستمهای تکاملی و زیستی فعالیتهای زیادی داشته‌اند.

