

دریافت مقاله: ۹۳/۴/۱۱

پذیرش مقاله: ۹۳/۱۰/۶

## مقایسه عملکرد الگوریتم‌های HSA، ICA و PSO به منظور حذف انتخابی هارمونیک‌ها در اینورتر چندسطحی آبخاری با وجود منابع DC متغیر

حمیدرضا محمدی<sup>۱</sup>، علی اخوان<sup>۲</sup>

---

<sup>۱</sup> استادیار، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر- دانشگاه کاشان- کاشان- ایران

mohammadi@kashanu.ac.ir

<sup>۲</sup> دانشجوی دکتری، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر- دانشگاه کاشان- کاشان- ایران

aliakhavan1369@gmail.com

---

چکیده: در این مقاله، یک روش جدید برای حذف انتخابی هارمونیک‌ها در اینورتر آبخاری ارائه گردیده است. تعیین زوایای سوئیچینگ با فرض تغییرات منابع DC صورت گرفته به نحوی که مؤلفه اصلی ولتاژ خروجی ثابت باقی مانده و همچنین هارمونیک‌های نامطلوب کاهش می‌یابند. برای دستیابی به این هدف از یک شبکه عصبی مصنوعی برای تعیین زوایای سوئیچینگ به صورت بلادرنگ استفاده می‌شود. در واقع به ازای مقادیر ورودی DC مختلف، ابتدا زوایای سوئیچینگ توسط الگوریتم‌های تکاملی محاسبه شده و سپس از این اطلاعات به منظور آموزش شبکه عصبی استفاده می‌شود. در این مقاله برای دستیابی به بهترین زوایای سوئیچینگ، از الگوریتم‌های تکاملی مختلف از جمله الگوریتم جستجوی هارمونی، الگوریتم رقابت استعماری و بهینه‌سازی ازدحام ذرات استفاده گردیده و در نهایت، با مقایسه نتایج بدست آمده از این الگوریتم‌ها، از روش مناسب‌تر جهت آموزش شبکه عصبی استفاده شده است. واژه‌های کلیدی: اینورتر چندسطحی آبخاری، حذف انتخابی هارمونیک‌ها، الگوریتم‌های تکاملی، شبکه عصبی مصنوعی.

این معادلات غیرخطی می‌توانند توسط برخی از روش‌های تکراری همچون روش نیوتون-رافسون حل گردند [۶-۵]. روش‌های تکراری به یک حدس اولیه مناسب احتیاج دارند. از طرف دیگر این روش‌ها، تنها یک دسته جواب را که به حدس اولیه وابسته است، می‌یابند.

امروزه الگوریتم‌های تکاملی همچون الگوریتم ژنتیک (GA<sup>۱</sup>)، الگوریتم جستجوی هارمونی (HSA<sup>۲</sup>)، الگوریتم رقابت استعماری (ICA<sup>۳</sup>) و بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO<sup>۴</sup>) بسیار محبوب هستند. یک ویژگی مهم برای اینگونه الگوریتم‌ها آن است که برای یک محدوده وسیع که جواب تحلیلی ندارد، نزدیکترین جواب را به حل مسئله خواهند یافت. در مرجع [۷]، حل معادلات مربوط به حذف انتخابی هارمونیک‌ها در یک اینورتر یازده سطحی آشناری توسط الگوریتم ژنتیک انجام گرفته است. در مرجع [۸]، از الگوریتم PSO به منظور حل معادلات حذف انتخابی هارمونیک‌ها استفاده شده است. در مرجع [۹] نیز به منظور مقایسه، دو الگوریتم GA و PSO اعمال شده و نتایج حاصل از آنها از جمله زوایای سوئیچینگ، مقدار مؤلفه اصلی ولتاژ خروجی و همچنین مقدار THD مربوط به این ولتاژ برای اینورتر مشابه با مرجع [۷]، با یکدیگر مقایسه شده و برتری PSO به اثبات رسیده است. در مرجع [۱۰] نیز حل معادلات حذف انتخابی هارمونیک‌ها در اینورتر آشناری هفت سطحی به کمک الگوریتم زنبور عسل صورت گرفته است.

در این مقاله از سه الگوریتم HSA, ICA و PSO برای حل معادلات حذف انتخابی هارمونیک‌ها در یک اینورتر ۹ سطحی استفاده شده است تا با مقایسه نتایج بدست آمده، بهترین روش مشخص گردد. لازم به ذکر است که حل معادلات توسط این الگوریتم‌ها و پیدا کردن زوایای سوئیچینگ مستلزم صرف زمان زیادی بوده و به همین دلیل این زوایا به صورت آفلاین محاسبه می‌شوند.

یک راه حل برای تشخیص زوایای سوئیچینگ به صورت بلادرنگ، با وجود تغییر در منابع DC، آن است که ابتدا زوایا به صورت آفلاین با استفاده از الگوریتم‌های تکاملی محاسبه

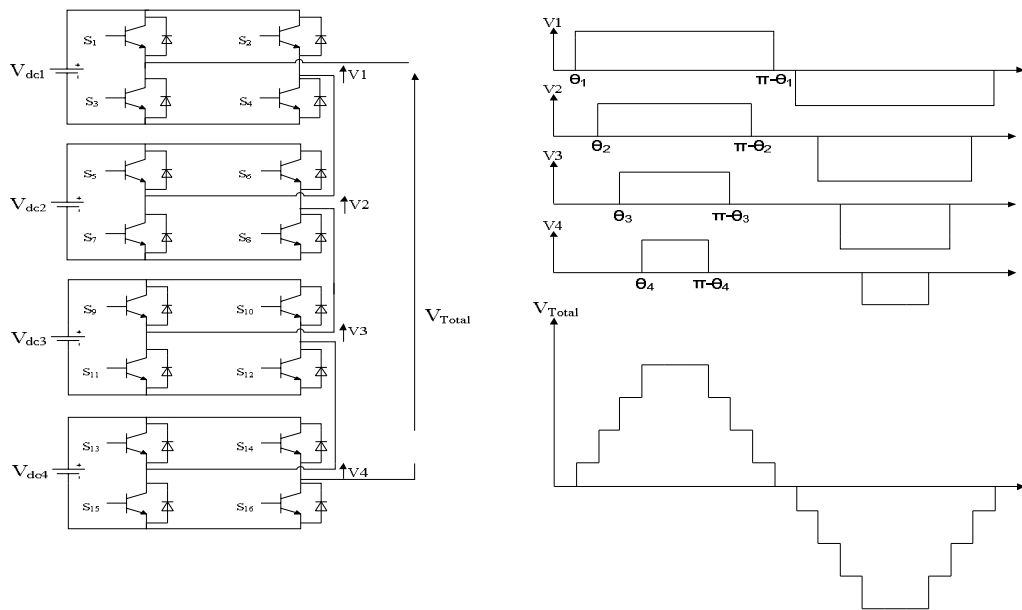
اینورترهای چندسطحی منبع ولتاژ، پیکربندی مناسبی برای دستیابی به ولتاژ بالا و کیفیت بالای شکل موج خروجی دارند. از بین ساختارهای مختلف، اینورتر چندسطحی آشناری به علت کم بودن تعداد المان‌ها و سادگی کنترل، بیشتر از سایر انواع مورد توجه قرار گرفته است. اصول عملکرد این اینورترها بر مبنای جمع منابع ولتاژ DC به منظور دستیابی به شکل موج مطلوب می‌باشد. یک اینورتر چند سطحی آشناری با تعداد  $n$  منبع DC، می‌تواند  $2n + 1$  سطح ولتاژ در خروجی تولید کند که باعث کاهش THD ولتاژ در این نوع اینورتر نسبت به نمونه‌های دو سطحی می‌گردد [۱]. در برخی کاربردهای عملی همچون استفاده از آرایه‌های فتوولتائیک به منظور استحصال انرژی خورشیدی، لازم است تغییرات ولتاژ منابع DC ورودی در نظر گرفته شود. در واقع ولتاژ آرایه‌های فتوولتائیک هنگامی که به عنوان منابع DC به یک اینورتر چندسطحی آشناری متصل می‌شوند بر اثر تغییر شرایط محیطی از جمله تغییر دما و تابش نور دچار تغییر شده که این امر در صورتی که تمهیدی برای آن اندیشیده نشود، منجر به تغییر ولتاژ AC در خروجی اینورتر می‌گردد که بسیار نامطلوب می‌باشد. یکی از روش‌های رفع این مشکل، تنظیم نمودن زوایای سوئیچینگ به نحویست که اولاً مؤلفه اصلی ولتاژ خروجی اینورتر در یک مقدار از پیش تنظیم‌شده ثابت بماند و در ثانی هارمونیک‌های مراتب پایین در ولتاژ خروجی تا حد امکان کاهش یابند.

مقالات بسیاری وجود دارند که برای ثابت نگه داشتن مؤلفه اصلی ولتاژ خروجی و کاهش هارمونیک‌های آن، از روش حذف انتخابی هارمونیک‌ها استفاده کرده‌اند. راه‌حل‌های تحلیلی برای حل این مسئله به کمک تئوری چند جمله‌ای متقارن در [۴-۲] آمده است. مهم‌ترین مشکل در رابطه با این روش‌ها، یافتن راه حل تحلیلی برای معادلات غیرخطی حاصل می‌باشد.

قرار می‌گیرد. در نهایت برای نمایش کارایی روش ذکر شده، نتایج شبیه‌سازی ارائه شده است.

## ۲. ساختار اینورتر تک‌فاز ۹ سطحی آبشاری

ساختار یک اینورتر تک‌فاز ۹ سطحی آبشاری در شکل (۱) نشان داده شده است. اینورتر چندسطحی با  $n$  منبع DC، به منظور جمع کردن منابع ولتاژ و تولید  $2n+1$  سطح پله‌ای در خروجی و در نتیجه بهبود کیفیت ولتاژ خروجی مورد استفاده قرار می‌گیرد.



شکل (۱): ساختار اینورتر تک‌فاز آبشاری ۹ سطحی

$$+ V_{dc3} \cos(n \cdot \theta_3) + V_{dc4} \cos(n \cdot \theta_4)) \quad (1)$$

$$\times \sin(n\omega t)$$

در رابطه فوق داریم:

$$V_{dc1}, \dots, V_{dc4} \quad \text{ولتاژ منابع DC ورودی}$$

$$\theta_1, \dots, \theta_4 \quad \text{زاویه سوئیچینگ اینورتر}$$

$$V_{an} \quad \text{مؤلفه } n \text{م ولتاژ خروجی اینورتر}$$

معادله (۱)، هارمونیک‌های فرد را در شکل موج خروجی نشان می‌دهد. در روش حذف انتخابی هارمونیک‌ها هدف آن است که با وجود تغییر مقادیر منابع DC، مؤلفه اصلی ولتاژ خروجی ثابت مانده و هارمونیک‌های پنجم، هفتم، یازدهم و

شوند و سپس با استفاده از نتایج حاصل، شبکه عصبی مصنوعی (ANN<sup>۱</sup>) آموزش ببیند.

در بخش‌های بعدی، ابتدا مجموعه معادلات برای حذف انتخابی هارمونیک‌ها و همچنین الگوریتم‌های HSA، ICA و PSO توصیف شده‌اند.

از مقایسه نتایج حاصل از این سه روش، بهترین روش به منظور آموزش شبکه عصبی انتخاب می‌شود. سپس با استفاده از نتایج روش انتخابی، شبکه عصبی آموزش داده شده و برای تعیین زوایای سوئیچینگ به صورت بلادرنگ مورد استفاده

همچنین به منظور دستیابی به آرایش سه‌فاز، خروجی سه اینورتر چندسطحی تک‌فاز می‌تواند به صورت Y یا  $\Delta$  متصل گردند [۷].

## ۳. مسئله حذف انتخابی هارمونیک‌ها

شکل موج ولتاژ تک‌فاز خروجی برای اینورتر ۹ سطحی می‌تواند به صورت زیر به فرم سری فوریه بیان گردد.

$$V_{an}(\omega t) = \sum_{n=1,3,5,7,\dots}^{\infty} \frac{4}{n \cdot \pi} \times (V_{dc1} \cos(n \cdot \theta_1) + V_{dc2} \cos(n \cdot \theta_2))$$

مؤلفه پنجم، هفتم، یازدهم و سیزدهم، باید معادلات (۳) تا (۶) مینیمم گردند.

#### ۴. حل مسئله حذف انتخابی هارمونیک‌ها با استفاده

##### از الگوریتم‌های تکاملی

در این قسمت به منظور یافتن بهترین پاسخ برای مسئله حذف انتخابی هارمونیک‌ها، الگوریتم‌های جستجوی هارمونی، رقابت استعماری و بهینه‌سازی ازدحام ذرات شرح داده می‌شوند.

##### ۴.۱. الگوریتم جستجوی هارمونی

الگوریتم جستجوی هارمونی از فرآیند طبیعی اجرای موسیقی برگرفته شده است [۱۱]. همان‌طور که آهنگساز به دنبال یافتن زیباترین آهنگ است، در فرآیند بهینه‌سازی نیز هدف یافتن بهترین جواب برای مسئله می‌باشد. در ساخت یک قطعه موسیقی، آهنگساز، هر دستگاه را در محدوده گام‌های ممکن برای آن دستگاه می‌نوازد و نواخت مجموعه دستگاه‌ها یک بردار هارمونی را تشکیل می‌دهند. این کار چندین بار تکرار می‌شود تا مجموعه‌ای از آهنگ‌های مختلف ایجاد شود. در هر آهنگ اگر تمام دستگاه‌ها گام خوبی داشته باشند، این نواخت در حافظه آهنگساز می‌ماند و امکان ساخت یک هارمونی بهتر در نواخت بعدی افزایش می‌یابد. به طور مشابه در مسئله بهینه‌سازی، ابتدا برای هر متغیر یک مقدار از بین مقادیر ممکن برای آن متغیر در نظر گرفته می‌شود، سپس مجموعه این مقادیر برای متغیرهای مسئله یک بردار پاسخ را تشکیل می‌دهند. اگر این بردار پاسخ خوبی برای مسئله باشد، مقادیر در نظر گرفته شده برای متغیرها در حافظه ذخیره می‌شود و امکان یافتن یک پاسخ بهتر در تکرارهای بعدی افزایش می‌یابد. به طور کلی، الگوریتم جستجوی هارمونی توسط دو پارامتر نرخ انتخاب حافظه هارمونی ( $HMCR^1$ ) و نرخ تنظیم کوک ( $PAR^2$ ) کنترل می‌شود [۱۱].

سیزدهم حذف گردند. در کاربردهای سه‌فاز نیاز به حذف هارمونیک‌های مضرب سه نیست زیرا این هارمونیک‌ها در ولتاژ خط حذف می‌گردند. مجموعه معادلات در ادامه آمده است [۷].

$$V_{fund} = \frac{4}{\pi} \times (V_{dc1} \cos(\theta_1) + V_{dc2} \cos(\theta_2) + V_{dc3} \cos(\theta_3) + V_{dc4} \cos(\theta_4)). \quad (2)$$

$$V_{5th} = \frac{4}{\pi \cdot 5} \times (V_{dc1} \cos(5\theta_1) + V_{dc2} \cos(5\theta_2) + V_{dc3} \cos(5\theta_3) + V_{dc4} \cos(5\theta_4)). \quad (3)$$

$$V_{7th} = \frac{4}{\pi \cdot 7} \times (V_{dc1} \cos(7\theta_1) + V_{dc2} \cos(7\theta_2) + V_{dc3} \cos(7\theta_3) + V_{dc4} \cos(7\theta_4)). \quad (4)$$

$$V_{11th} = \frac{4}{\pi \cdot 11} \times (V_{dc1} \cos(11\theta_1) + V_{dc2} \cos(11\theta_2) + V_{dc3} \cos(11\theta_3) + V_{dc4} \cos(11\theta_4)). \quad (5)$$

$$V_{13th} = \frac{4}{\pi \cdot 13} \times (V_{dc1} \cos(13\theta_1) + V_{dc2} \cos(13\theta_2) + V_{dc3} \cos(13\theta_3) + V_{dc4} \cos(13\theta_4)). \quad (6)$$

معادله (۲) می‌تواند به منظور تنظیم مقدار مؤثر مؤلفه اصلی ولتاژ فاز برابر با 110 V به شکل زیر بازنویسی شود. به عبارت دیگر با تنظیم مقدار 110 V برای ولتاژ فاز، مقدار مطلوب مؤثر مؤلفه اصلی ولتاژ خط که در اینجا  $110\sqrt{3}$  می‌باشد، حاصل می‌گردد.

$$110\sqrt{2} \frac{\pi}{4} - V_{dc1} \cos(\theta_1) - V_{dc2} \cos(\theta_2) - V_{dc3} \cos(\theta_3) - V_{dc4} \cos(\theta_4) = 0. \quad (7)$$

لذا در این مقاله، برای حل معادلات غیرخطی فوق از سه الگوریتم تکاملی HSA، ICA و PSO استفاده می‌شود. سپس با مقایسه نتایج این سه روش، بهترین روش برای آموزش شبکه عصبی انتخاب شده و با استفاده از داده‌های آن، شبکه عصبی آموزش داده می‌شود تا زوایای بهینه برای هر شرایطی مشخص شود.

به منظور دستیابی به اهداف فوق، اولاً برای تنظیم مقدار مؤثر مؤلفه اصلی ولتاژ خروجی بر روی 110 V، رابطه (۷) بایستی برقرار شود و همچنین برای حذف هارمونیک‌های

## ۲.۴. الگوریتم رقابت استعماری

همانند سایر الگوریتم‌های تکاملی، این الگوریتم نیز با تعدادی جمعیت اولیه تصادفی که هر کدام از آنها یک کشور نامیده می‌شوند، شروع به کار می‌کند. بخشی از بهترین عناصر جمعیت یعنی کشورهای با پایین‌ترین هزینه به عنوان استعمارگر انتخاب می‌شوند. همچنین باقیمانده جمعیت نیز به عنوان مستعمره در نظر گرفته می‌شود. بسته به قدرت هر کشور استعمارگر، همه مستعمرات بین آنها تقسیم می‌شوند. قدرت هر کشور به طور معکوس متناسب با هزینه آن کشور می‌باشد. کشورهای استعمارگر همراه با مستعمرات خود امپراتوری‌ها را تشکیل می‌دهند به نحوی که قدرت هر امپراتوری به قدرت کشور استعمارگر و مستعمرات آن بستگی دارد [۱۲].

در الگوریتم رقابت استعماری، انقلاب با جابه‌جایی تصادفی یک کشور مستعمره به یک موقعیت تصادفی جدید مدلسازی می‌شود. انقلاب از دیدگاه این الگوریتم باعث می‌گردد کلیت حرکت تکاملی از به دام افتادن در مینیمم‌های محلی تابع هدف نجات یابد که در بعضی موارد منجر به بهبود موقعیت یک کشور شده و آن را به یک محدوده بهینگی بهتر سوق می‌دهد. هنگام حرکت مستعمرات به سمت کشور استعمارگر، ممکن است برخی از مستعمرات به موقعیتی بهتر از استعمارگر برسند. به عبارت دیگر ممکن است کشورهای مستعمره به نقاطی در تابع هزینه برسند که هزینه کمتری را نسبت به مقدار تابع هزینه در موقعیت استعمارگر تولید می‌کنند. در این حالت، کشور استعمارگر و کشور مستعمره، جای خود را با همدیگر عوض کرده و الگوریتم با کشور استعمارگر در موقعیت جدید ادامه می‌یابد.

## ۳.۴. الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات

الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات یک تکنیک بهینه‌سازی تصادفی است که از رفتار مشاهده شده در گروه پرندگان الگوبرداری می‌کند. در حقیقت، PSO از رفتار اجتماعی گروه‌ها الهام گرفته شده است. الگوریتم PSO توسط James Kennedy و Russell Eberhart در سال ۱۹۹۵ مطرح شد [۱۳]. این روش از رفتار یک گروه ذرات که در یک فضای

جستجو به دنبال بهترین مکان هستند، تقلید می‌نماید. هر ذره در الگوریتم PSO پتانسیل حل مسئله بهینه‌سازی را داراست و سعی می‌کند با جستجو در فضای چند بعدی که مرتبط با بهترین راه‌حل است، بهترین پاسخ را بیابد که این ذره  $pbest$  نامیده می‌شود. همچنین  $gbest$  بهترین مکانی است که توسط هر ذره در گروه یافته شده است. هر ذره با دو بردار در فضای  $N$  بعدی جستجو مشخص می‌شود: بردار مکان و بردار سرعت. هر ذره در گروه، فضای جستجوی مربوط به خود را به کمک تجربیات قبلی، سرعت کنونی و تجربیات سایر اعضای گروه جستجو می‌کند [۱۴]. PSO الگوریتمی حافظه‌دار است به نحوی که در هر تکرار، ذره از رفتار خودش در تکرار قبلی استفاده می‌کند. اگر در الگوریتم،  $X$  و  $V$  به ترتیب بردار مکان ذره و بردار سرعت ذره در محیط جستجو باشند، در تکرار  $h$  ذره  $i$ ام، بردار مکانی به صورت  $X_i^h = [X_{i,1}, X_{i,2}, \dots, X_{i,N}]$  داشته و همچنین بردار سرعت آن  $V_i^h = [V_{i,1}, V_{i,2}, \dots, V_{i,N}]$  خواهد بود. در تکرار بعدی، بردار مکان و سرعت می‌تواند به شکل زیر محاسبه گردد.

$$V_{i,n}^{h+1} = W \times V_{i,n}^h + C_1 \times rand_1 \times (pbest_{i,n} - X_{i,n}^h) + C_2 \times rand_2 \times (gbest_n - X_{i,n}^h)$$

$$i = 1, 2, \dots, m$$

$$n = 1, 2, \dots, N$$

$$X_{i,n}^{h+1} = X_{i,n}^h + V_{i,n}^{h+1} \quad \text{if } X_{min,i,n} \leq X_{i,n}^{h+1} \leq X_{max,i,n}$$

$$= X_{min,i,n} \quad \text{if } X_{i,n}^{h+1} < X_{min,i,n}$$

$$= X_{max,i,n} \quad \text{if } X_{i,n}^{h+1} > X_{max,i,n}$$

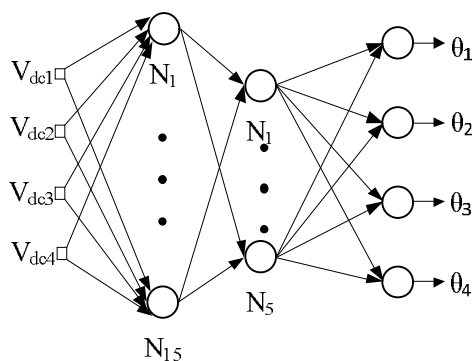
در روابط بالا  $m$  تعداد ذره‌ها و  $N$  مشخص‌کننده بعد ذره است. همچنین  $h$  به تعداد تکرار اشاره می‌کند و  $V_{i,n}^h$  سرعت ذره  $i$  در تکرار  $h$  است.  $C_j$  ضریب سرعت می‌باشد که عمدتاً در بازه  $[0, 1]$  توزیع شده است.  $W$  ضریب وزن‌دهی و  $X_{i,n}^h$  مکان فعلی ذره  $i$  در تکرار  $h$  می‌باشد.  $pbest_i$  بهترین ذره و همچنین  $gbest$  بهترین مکان گروه است. تابع هدف برای الگوریتم‌های فوق با استفاده از معادلات (۳) تا (۷) به صورت زیر تعریف می‌گردد.

مقادیر خروجی نرون‌های لایه آخر را بدون هیچ تغییری در خروجی شبکه عصبی قرار می‌دهد. در این مقاله، برای آموزش شبکه عصبی از شیوه آموزش پس انتشار<sup>۱</sup> خطا استفاده شده است. معادلات مورد استفاده برای آموزش شبکه عصبی و محاسبه ماتریس ضرایب و بردارهای بایاس مطابق روابط زیر می‌باشد [۱۵]:

$$W^L ji(K+1) = W^L ji(K) - \alpha \frac{\delta F}{\delta W^L ji(k)} \quad (11)$$

$$b^L j(K+1) = b^L j(K) - \alpha \frac{\delta F}{\delta b^L j(k)} \quad (12)$$

در روابط فوق  $W^L ji$  و  $b^L j$  به ترتیب ضریب وزن و بایاس نرون  $j$ ام در لایه  $i$ ام است. همچنین،  $\alpha$  نرخ یادگیری و  $F$ ، میانگین مربعات خطا می‌باشد. برای آموزش شبکه عصبی ولتاژ منابع DC به عنوان ورودی شبکه عصبی مد نظر قرار می‌گیرند. ابتدا فرض می‌گردد که ولتاژ هر یک از منابع DC در بازه  $[0.5V, 3.5V]$  در گام‌های یک ولتی تغییر می‌کند. سپس با استفاده از الگوریتم‌های تکاملی، زوایای سوئیچینگ متناظر با هر یک از این ولتاژها محاسبه شده و به عنوان خروجی برای آموزش شبکه عصبی مورد استفاده قرار می‌گیرد.



شکل (۲): ساختار شبکه عصبی مورد استفاده

$$f(Vfund, V5th, V7th, V11th) = |Vfund - 110\sqrt{2}| + |V5th| + |V7th| + |V11th| + |V13th| \quad (10)$$

مراحل تکرار الگوریتم در صورتی که جواب قابل قبولی بدست بیاید یا متغیرها به مقدار ثابتی همگرا شوند و یا در صورتی که تعداد تکرار مشخصی انجام شود، می‌تواند متوقف شود.

پس از محاسبه زوایای سوئیچینگ توسط الگوریتم‌های تکاملی، می‌توان از یک شبکه عصبی مصنوعی به منظور تعیین بلادرنگ این زوایا در شرایطی که مقدار ولتاژ منابع DC ورودی تغییر می‌کند، استفاده نمود.

## ۵. شبکه عصبی مصنوعی

شبکه عصبی مصنوعی مدلی است که از عملکرد نرون‌های بیولوژیکی الهام گرفته شده است. یک شبکه عصبی پرسپترون از تعدادی نرون تشکیل شده است که در لایه‌های مختلف قرار گرفته و با یکدیگر ارتباط دارند. یک ویژگی مهم شبکه‌های عصبی، قابلیت انعطاف‌پذیری آن است که کار با مسائلی که ماهیت غیرخطی دارند را آسان می‌سازد [۱۵]. اگرچه مجموعه داده‌ها برای آموزش شبکه عصبی کامل نیست و احتمالاً همه ترکیب‌ها در نظر گرفته نشده‌اند، شبکه عصبی قادر است با استفاده از درونیابی و برونیابی به نتایج مطلوب برسد. این ویژگی، شبکه عصبی را به یک انتخاب مناسب برای مسائل متداول در الکترونیک قدرت همچون تشخیص هارمونیکی و عیب‌یابی خطا تبدیل می‌کند.

در این مقاله از یک شبکه عصبی پرسپترون سه لایه همچون شکل (۲) استفاده شده است. در این شبکه عصبی، لایه پنهان اول دارای ۱۵ نرون و لایه پنهان دوم دارای ۵ نرون می‌باشد. لازم به ذکر می‌باشد که توابع ریاضی این دو لایه از نوع تانژانت هایپربولیک بوده که باعث می‌گردد خروجی این لایه‌ها در بازه  $[-1, 1]$  تصویر شوند. این عمل باعث می‌گردد آموزش شبکه عصبی آسانتر صورت گیرد. تعداد نرون‌ها در لایه خروجی نیز برابر تعداد خروجی‌های فرآیند تحت کنترل می‌باشد. تابع ریاضی لایه خروجی نیز از نوع خطی بوده که

## ۶. شبیه‌سازی

آموزش شبکه عصبی استفاده شده است. پس از آموزش شبکه عصبی با نتایج حاصل از اعمال الگوریتم PSO، از این شبکه عصبی جهت تولید زوایای سوئیچینگ به ازای مقادیر مختلف منابع DC، استفاده می‌شود. لازم به ذکر است به منظور آموزش شبکه عصبی، از جعبه‌ابزار nntool در نرم‌افزار MATLAB بهره گرفته می‌شود.

به منظور بررسی عملکرد نتایج حاصل از الگوریتم PSO، شبیه‌سازی با استفاده از نرم‌افزار PSCAD برای اینورتر آبشاری ۹ سطحی با منابع DC نامساوی انجام شده است. اندازه منابع DC در شبیه‌سازی به شرح زیر است.

$$V_{dc1}=36 \text{ V} \quad V_{dc2}=37 \text{ V} \quad V_{dc3}=39 \text{ V} \quad V_{dc4}=45 \text{ V}$$

در شکل (۴) و (۵)، به ترتیب شکل موج ولتاژ فاز و خط برای اینورتر ۹ سطحی که با منابع DC فوق‌الذکر تغذیه می‌شود و با استفاده از زوایای بدست آمده از الگوریتم PSO کار می‌کند، نشان داده شده است. در شکل (۶)، طیف فرکانسی برحسب مقدار مؤثر برای ولتاژ خط و همچنین THD برای این ولتاژ نشان داده شده است. مشاهده می‌گردد که هارمونیک‌های پنجم، هفتم، یازدهم و سیزدهم با استفاده از زوایای بدست آمده از PSO به کمتر از ۱٪ کاهش یافته و THD به مقدار ۳.۵۱٪ رسیده است. همچنین مؤلفه اصلی ولتاژ خط برابر ۱۹۰.۴۶۶V است. لازم به ذکر است که مقدار THD ولتاژ خط به علت حذف هارمونیک‌های مضرب سه پایین می‌باشد.

برای ارائه کارایی روش کنترلی پیشنهادی در شرایط تغییر ورودی، در لحظه  $t=0.05 \text{ s}$  مقدار منبع DC اول ( $V_{dc1}$ ) از ۳۶ V به ۳۸ V تغییر می‌یابد. نتایج حاصل شده در شکل‌های (۷) و (۸) ارائه شده است. بعد از این تغییر، با توجه به شرایط جدید، زوایا توسط شبکه عصبی تغییر می‌کنند. در شکل (۷-الف)، قابل ملاحظه است که بعد از تغییر در مقدار  $V_{dc1}$ ، شکل موج ولتاژ خط تغییر زیادی نکرده است. در شکل (۸)، مقدار THD ولتاژ خط در حین تغییر  $V_{dc1}$  نشان داده شده است. قابل مشاهده است که شبکه عصبی با تغییر در مقدار زوایا و کنترل THD، به خوبی اهداف کنترلی را محقق می‌سازد.

با استفاده از نرم‌افزار MATLAB، الگوریتم‌های ICA، HSA و PSO، جهت تعیین زوایای سوئیچینگ به ازای مقادیر مختلف منابع ولتاژ DC، اعمال شده‌اند. نتایج حاصل از جمله زوایای سوئیچینگ در جدول (۱) و همچنین مقدار مؤلفه اصلی ولتاژ خط و مقدار THD مربوط به این ولتاژ در جدول (۲) ارائه گردیده است. مطابق جدول (۲) و با مقایسه نتایج حاصل از الگوریتم‌های ICA، HSA و PSO، مقدار مؤثر مؤلفه اصلی ولتاژ خط خروجی در اینورتری که با استفاده از زوایای بدست آمده از الگوریتم PSO کار می‌کند، نسبت به دو الگوریتم دیگر، به  $110\sqrt{3} \text{ V}$  نزدیکتر است. با توجه به تابع هدف که در معادله (۱۰) نشان داده شده است، هدف از بهینه‌سازی اینست که اولاً مقدار مؤثر مؤلفه اصلی ولتاژ فاز برابر ۱۱۰ V شود و ثانیاً هارمونیک‌های پنجم، هفتم، یازدهم و سیزدهم تا جایی که امکان دارد کاهش پیدا کند. از آنجاییکه که ضرایب وزنی برای هر یک از ترم‌های معادله (۱۰) یکسان در نظر گرفته شده‌اند، (تمام ضرایب وزنی، ۱ هستند) الگوریتم برای تمام ترم‌های تابع هدف اولویت یکسانی در نظر می‌گیرد. به بیان دیگر به مینیمم کردن هارمونیک سیزدهم به همان اندازه ثابت نگه داشتن مؤلفه اصلی ولتاژ در مقدار ۱۱۰ V اهمیت می‌دهد. این موضوع در کنار این مطلب که همه الگوریتم‌ها ماهیت تصادفی دارند، باعث می‌شود که مقدار THD در برخی از حالت‌های الگوریتم HSA از الگوریتم PSO بهتر باشد. با توجه به اینکه اولویت اصلی، ثابت ماندن مقدار مؤثر مؤلفه اصلی ولتاژ فاز در مقدار ۱۱۰ V (یا به عبارت دیگر ثابت ماندن ولتاژ خط در مقدار  $190.5256 \text{ V}$ ) می‌باشد و همچنین می‌توان از یک فیلتر با سائز کوچک در خروجی به منظور کاهش THD ولتاژ اینورتر استفاده نمود، لذا استفاده از نتایج PSO منطقی‌تر می‌باشد.

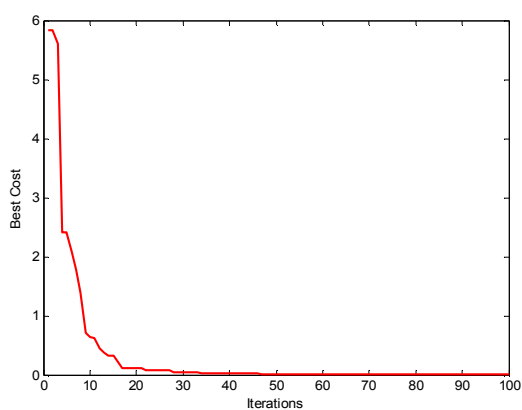
به منظور مقایسه سرعت همگرایی سه الگوریتم، منحنی تابع هزینه آنها در شکل (۳) نشان داده شده است. همانگونه که مشاهده می‌شود سرعت همگرایی روش PSO نسبت به HSA و ICA بالاتر می‌باشد. قابل مشاهده است که روش PSO در مجموع نتایج بهتری نسبت به HSA و ICA می‌دهد. بنابراین، در ادامه از نتایج بدست آمده از روش PSO برای

جدول (۱): زوایای سوئیچینگ بدست آمده از الگوریتم‌های HSA، ICA و PSO

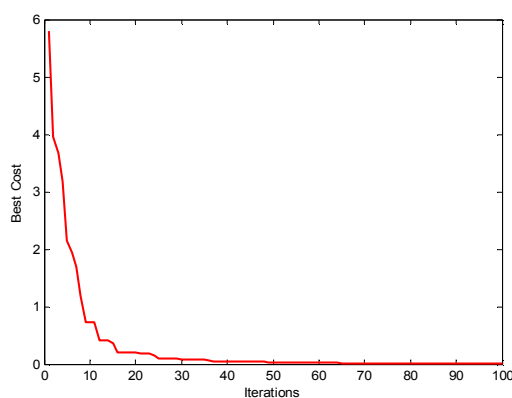
ولتاژ منابع DC ورودی [V <sub>dc1</sub> ... V <sub>dc4</sub> ]	زوایای بدست آمده از HAS [θ <sub>1</sub> ... θ <sub>4</sub> ]	زوایای بدست آمده از ICA [θ <sub>1</sub> ... θ <sub>4</sub> ]	زوایای بدست آمده از PSO [θ <sub>1</sub> ... θ <sub>4</sub> ]
[35 35 35 35]	[2.7 16.5 27.6 43.4]	[2.8 16.5 27.1 42.6]	[5.3 11.6 31.9 48.2]
[36 37 39 45]	[8.8 23.0 38.5 60.0]	[10.7 20.8 39.1 60.8]	[10.7 20.8 39.1 60.8]
[42 45 47 47]	[4.2 35.6 45.2 78.1]	[4.9 34.8 44.6 78.0]	[4.9 34.8 44.7 78.0]
[45 46 47 48]	[5.3 37.3 41.8 80.0]	[5.1 35.0 44.3 78.5]	[20.1 40.6 55.7 67.3]
[46 48 50 50]	[23.7 41.8 56.1 66.9]	[23.9 44.2 56.6 68.7]	[23.9 44.2 56.6 68.7]
[50 50 50 50]	[29.0 45.5 59.4 73.0]	[25.2 46.0 57.0 69.2]	[27.1 47.6 56.9 70.6]

جدول (۲): مؤلفه اصلی ولتاژ خط و THD مربوط به آن با استفاده از زوایای بدست آمده از الگوریتم‌های HSA، ICA و PSO

ولتاژ منابع DC ورودی [V <sub>dc1</sub> ... V <sub>dc4</sub> ]	HAS		ICA		PSO		THD		
	V <sub>i</sub> (rms)	خطا (%)	V <sub>i</sub> (rms)	خطا (%)	V <sub>i</sub> (rms)	خطا (%)	HAS	ICA	PSO
[35 35 35 35]	194.8736	2.28	195.5460	2.64	190.5256	0	2.53	6.9	4.68
[36 37 39 45]	191.2885	0.4	190.5256	0	190.5252	0	2.08	2.81	2.84
[42 45 47 47]	189.0779	-0.76	190.2074	-0.17	190.2009	-0.17	1.04	3.67	3.67
[45 46 47 48]	194.6304	2.01	196.0382	2.89	190.5220	0	2.15	3.21	2.98
[46 48 50 50]	195.5149	2.61	190.4645	-0.03	190.5253	0	2.33	0.72	0.70
[50 50 50 50]	185.2054	-2.8	194.7868	2.23	190.5257	0	3.65	2.77	2.43

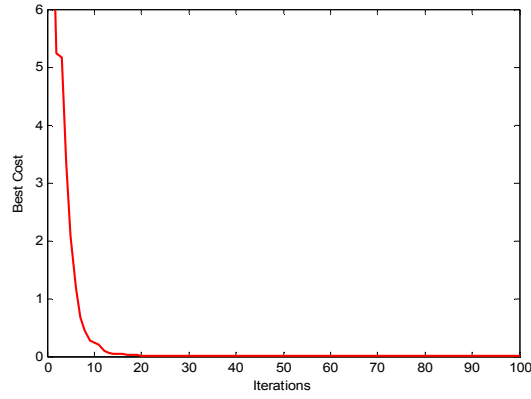


(ب)



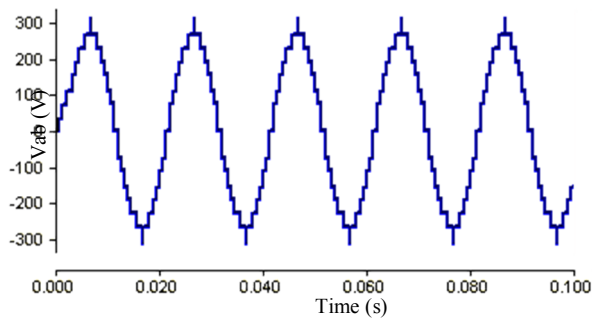
(ف)



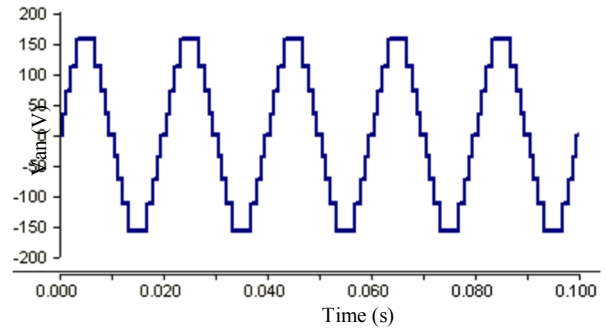


(ج)

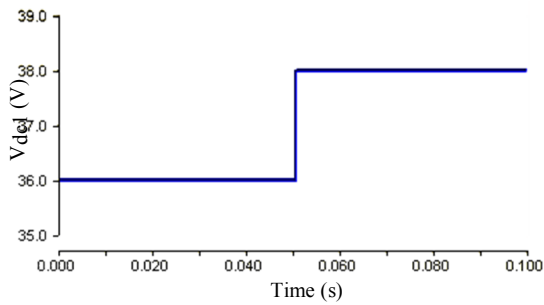
شکل (۳): ارزیابی سرعت همگرایی الف-HSA ب-ICA ج-PSO



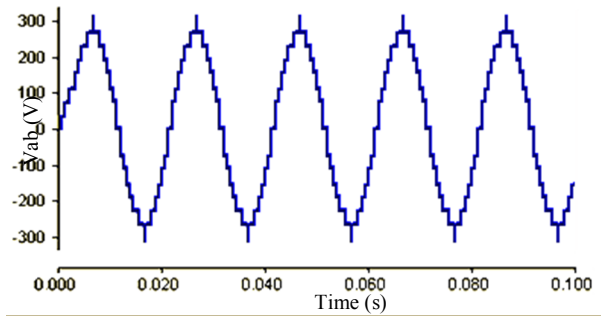
شکل (۷-الف) ولتاژ خط به ازای تغییر مقدار  $V_{dc1}$  ب- تغییر پله‌ای  $V_{dc1}$



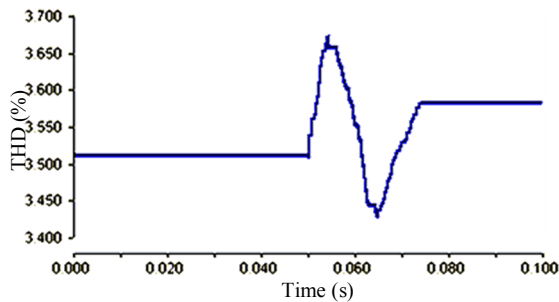
شکل (۴): ولتاژ فاز اینورتر ۹ سطحی آشناری



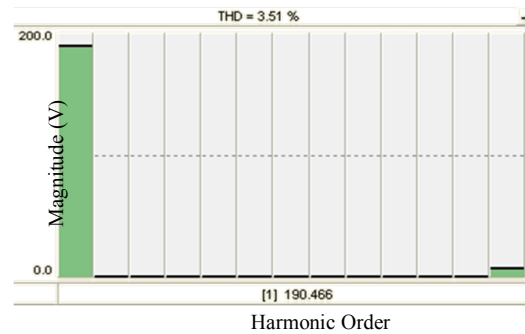
شکل (۷-ب)



شکل (۵): ولتاژ خط اینورتر ۹ سطحی آشناری



شکل (۸): THD ولتاژ خط در حین تغییر مقدار  $V_{dc1}$



شکل (۶): طیف فرکانسی برای ولتاژ خط

## ۷. نتیجه‌گیری

## مراجع

- [1] A. Minai and A. Tariq, "Analysis of cascaded multilevel inverter," *International Conference on Power Electronics (ICPE)*, pp. 1- 6, January 2011.
- [2] T. Sarikurt, O. Ozturk and A. Balikci, "Simplified multilevel inverter model and its control with selective harmonic elimination method," *National Conference on Electrical, Electronics and Computer Engineering (ELECO)*, pp. 283-287, 2-5 December 2010.
- [3] R. M Hossam, G. M. Hashem and M. I. Marei, "Optimized harmonic elimination for cascaded multilevel inverter," *48<sup>th</sup> International Universities Power Engineering Conference (UPEC)*, pp. 1-6, September 2013.
- [4] J. N. Chiasson, L. M. Tolbert, K. J. McKenzie and Z. Du, "Elimination of harmonics in a multilevel converter using the theory of symmetric polynomials and resultants," *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, Vol. 13, No. 2, pp. 216-223, March 2005.
- [5] K. Chaniago, N. A. Rahim and N. A. Selvaraj, "Novel fundamental-frequency-modulated modified H-bridge single-phase seven-level inverter for stand-alone photovoltaic system," *IEEE First Conference on Clean Energy and Technology (CET)*, pp. 225-230, 27-29 June 2011.
- [6] R. Saravanakumar, R. M. Anusuya, V. Kavitha, A. Gopi, "Selective harmonic elimination in seven level cascaded inverter," *International Conference on Renewable Energy and Sustainable Energy (ICRESE)*, pp. 51-57, 5-6 December 2013.
- [7] F. Filho, H. Z. Maia, T. H. A. Mateus, B. Ozpineci, L.M. Tolbert and J. O. P. Pinto, "Adaptive selective harmonic minimization based on ANNs for cascade multilevel inverters with varying dc sources," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Vol. 60, No. 5, pp. 1955-1962, May 2013.
- [8] H. Taghizadeh and M. T. Hagh, "Harmonic elimination of multilevel inverters using particle swarm optimization," *IEEE International Symposium on Industrial Electronics (ISIE 2008)*, pp. 393-396, June / July 2008.

در این مقاله از سه الگوریتم HSA، ICA و PSO برای حل مسئله حذف انتخابی هارمونیک‌ها و همچنین ثابت نگه داشتن مؤلفه اصلی ولتاژ خروجی در شرایط ورودی DC متغیر در اینورتر چندسطحی استفاده شد. اگر چه هر سه الگوریتم قابلیت خوبی در حل مسئله فوق دارند ولی از مقایسه نتایج مشخص شد روش PSO در مجموع نسبت به دو الگوریتم دیگر نتایج بهتری ارائه می‌نماید. لذا از زوایای سوئیچینگ حاصل از الگوریتم PSO برای آموزش شبکه عصبی استفاده گردیده و محاسبه بلادرنگ زوایای سوئیچینگ در اینورتر مورد نظر با استفاده از شبکه عصبی فوق انجام پذیرفت. به منظور تأیید نتایج، برای اینورتر مورد نظر شبیه‌سازی انجام گرفته و نتایج حاصل نشان داد که مقدار مؤثر مؤلفه اصلی ثابت مانده و هارمونیک‌های مراتب پایین قبل و بعد از تغییر مقدار منابع DC کاهش یافته‌اند.

## ضمائم

جدول(۳): پارامترهای به‌کار رفته در الگوریتم HSA

Hms	100
NPar	4
MaxIter	80
Hmcr	0.9
KEI	0.1
n1 & n2	2

جدول(۴): پارامترهای به‌کار رفته در الگوریتم ICA

nPop	100
NPar	4
MaxIter	80
nImp	10
nCol	90
Beta	2
pRevolution	0.1
Zeta	0.1

جدول(۵): پارامترهای به‌کار رفته در الگوریتم PSO

ParticleNo	100
NPar	4
MaxIter	80
W	0.9
KEI	0.1
n1 & n2	2

- [12] E. Atashpaz-Gargari, C. Lucas, "Imperialist competitive algorithm: An algorithm for optimization inspired by imperialistic competition", *IEEE Congress on Evolutionary Computation*, pp. 4661–4667, 2007. ح
- [13] J. Kennedy and R. Eberhart, "Particle swarm optimization," in *Proc. IEEE International Conference Neural Network*, 1995, Vol. 4, pp. 1942–1948.
- [14] P. hamisi and J. A. Benediktsson, "Feature Selection Based on Hybridization of Genetic Algorithm and Particle Swarm Optimization," *Geoscience and Remote Sensing Letters, IEEE* , Vol. 12, No.2, pp. 309-313, February 2015.
- [15] B. K. Bose, "Neural network applications in power electronics and motor drives—An introduction and perspective," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Vol. 54, No. 1, pp. 14–33, February 2007.
- [9] H. R. Mohammadi, A. Akhavan, "A New Adaptive Selective Harmonic Elimination Method for Cascaded Multilevel Inverters Using Evolutionary Methods," *IEEE International Symposium on Industrial Electronics (ISIE 2014)*, pp. 1480-1485, June 2014.
- [10] A. Kavousi, B. Vahidi, R. Salehi, M. Bakhshizadeh, N. Farokhnia, S. S. Fathi, "Application of the Bee algorithm for selective harmonic elimination strategy in multilevel inverters," *IEEE Transactions on Power Electronics*, Vol. 27, No. 4, pp. 1689-1696, April 2012.
- [11] K. K. Lee and Z. W. Geem, "A new meta-heuristic algorithm for continuous engineering optimization: harmony search theory and practice," *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, Vol. 194, No. 36–38, pp. 3902-3933, September 2005.