

بهبود ساختار هندسی رتور ماشین سنکرون رلوکتانسی با استفاده ترکیبی از شبکه عصبی، الگوریتم ژنتیک و روش اجزای محدود

مرتضی حق پرست، صمد تقی پور بروجنی و عباس کارگر

همانند سایر ماشین‌های الکتریکی، تلفات ماشین سنکرون رلوکتانسی نیز دارای دو مؤلفه تلفات آهن و تلفات مس می‌باشد. تلفات آهن به فرکانس اعمالی و اندازه چگالی شار در اجزای این ماشین بستگی دارد و تلفات مس نیز به ضریب توان ماشین وابسته است. تمام پارامترهای طراحی ماشین مانند ابعاد شیارها، قطر فاصله هوایی، عرض یوغ و مکان سدکننده‌های شار رتور بر بازدهی ماشین تأثیرگذار هستند. این پارامترها در [۵] باهدف افزایش بازدهی ماشین توسط روش‌های بهینه‌سازی شبه نیوتن و پاول و با بهره‌گیری از ابزار تحلیل اجزای محدود^۱ (FEA) بهینه شده‌اند. برجستگی مغناطیسی (L_d/L_q) یکی از پارامترهای کارآمد در بهبود بازدهی، ضریب توان و چگالی توان این ماشین است [۶] و [۷]. در موتورهای سنکرون رلوکتانسی چگالی گشتاور به طور مستقیم با $L_d - L_q$ متناسب بوده و ضریب توان توسط یک تابع هموگرافیک صعودی با برجستگی مغناطیسی ارتباط دارد [۸]. به همین علت پژوهش‌های گسترده‌ای برای افزایش برجستگی مغناطیسی در این ماشین انجام شده است. برجستگی مغناطیسی ماشین سنکرون رلوکتانسی، وابستگی بسیار زیادی به طراحی رتور دارد. اگرچه در [۷] برای محاسبه و افزایش این شاخص از یک روش تحلیلی تقریبی استفاده شده است، ولی برای محاسبه دقیق آن استفاده از روش FEA اجتناب‌ناپذیر است. در [۸]، Matsuo و Lipo ضمن معرفی پارامتری به نام K_{ω} (نسبت ضخامت کل سدهای شار به ضخامت کل قسمت فلزی)، ارتباط $L_d - L_q$ و نسبت برجستگی با این پارامتر را به صورت دو منحنی به دست آورده‌اند و نشان داده‌اند که چنانچه K_{ω} حدود ۰/۵ باشد، ساختار رتور بهینه به دست می‌آید. در زمینه استفاده از روش‌های هوشمند در طراحی بهینه ماشین‌های سنکرون رلوکتانسی، می‌توان به [۹] اشاره کرد. این مرجع با در نظر گرفتن تعدادی پارامتر مرتبط با ابعاد سدهای شار موجود در رتور، با استفاده از الگوریتم تربیتی بدون قید و ابزار FEA، به بهینه‌سازی ساختار رتور بر مبنای نسبت گشتاور به حجم پرداخته است.

از آنجایی که در هر تکرار الگوریتم بهینه‌سازی هوشمند [۵] و [۹]، لازم است تابع هدف (برجستگی مغناطیسی) با روش FEA برای تعداد قابل توجهی ساختار نامزد محاسبه گردد، زمان بهینه‌سازی بسیار طولانی و حجم محاسبات بسیار زیاد خواهد شد.

در این پژوهش از یک روش هوشمند (ترکیب الگوریتم ژنتیک^۲ (GA) و شبکه عصبی^۳ (NN)) برای پیشینه‌نمودن برجستگی مغناطیسی ماشین بهره گرفته شده است. برای کاهش حجم و زمان بهینه‌سازی، به جای محاسبات FEA از یک شبکه عصبی برای تخمین تابع هدف استفاده شده است. البته داده‌های لازم برای آموزش این شبکه عصبی از روش FEA برای چندین ساختار مختلف محاسبه شده است. برای مدل‌نمودن

چکیده: یک روش مناسب برای رسیدن به بازده و ضریب توان بالا در ماشین‌های سنکرون رلوکتانسی، افزایش برجستگی مغناطیسی (L_d/L_q) در این ماشین‌ها است. این کار معمولاً از طریق تغییر ساختار هندسی ماشین و به ویژه با تغییر تعداد و شکل سدهای شار رتور انجام می‌شود. در این مقاله از یک روش هوشمند برای بهینه‌سازی موتور سنکرون رلوکتانسی بر مبنای برجستگی مغناطیسی استفاده شده است. به این منظور مشخصات موتور از جمله هندسه ورق‌های استاتور، طول محوری ماشین، نوع سیم‌بندی و تعداد سدکننده‌های شار رتور ثابت فرض شده و شش پارامتر برای تعیین مکان سدهای شار رتور تعریف شده است. سپس به ازای تغییرات پله‌ای این پارامترها، برجستگی مغناطیسی رتور با استفاده از روش اجزای محدود (FEM) محاسبه شده و با به کارگیری این مقادیر برای آموزش یک شبکه عصبی (NN)، تابعی برای مدل‌کردن برجستگی مغناطیسی در موتور فراهم شده است. با در نظر گرفتن این مدل عصبی به عنوان تابع هدف درون الگوریتم ژنتیک (GA)، پارامترهای ماشین سنکرون رلوکتانسی بهینه‌سازی شده و بهترین ساختار موتور با بیشترین برجستگی مغناطیسی به دست آمده است. در پایان توانایی تخمین درست شبکه عصبی توسط شبیه‌سازی FEA و قابلیت سنکرون ماندن موتور در بار نامی توسط شبیه‌سازی دینامیکی تأیید شده است.

کلید واژه: موتور سنکرون رلوکتانسی، بهینه‌سازی، برجستگی مغناطیسی، روش اجزای محدود، شبکه عصبی، الگوریتم ژنتیک.

۱- مقدمه

به دلیل نیاز روزافزون به انرژی در سال‌های اخیر و نیز مسایل زیست‌محیطی ناشی از تولید انرژی الکتریکی، تقاضا برای موتورهای الکتریکی پر بازده به شدت افزایش پیدا کرده است. موتورهای سنکرون رلوکتانسی یکی از انواع موتورهای الکتریکی پر بازده هستند که کاربرد صنعتی یافته‌اند [۱]. در مقایسه با موتورهای القایی تلفات رتور در این ماشین‌ها وجود ندارد که این موضوع سبب افزایش بازدهی ماشین می‌شود. اگرچه چنین ماشین‌هایی نسبت به ماشین‌های آهنربایی دارای بازدهی و ضریب توان کمتری هستند، ولی به دلیل عدم استفاده از آهنرباهای پرهزینه در آنها و نیز ساده و محکم‌بودن ساختار رتورشان، کاربرد گسترده‌ای به ویژه در محرکه‌های الکتریکی سرعت بالا یافته‌اند [۲] تا [۴].

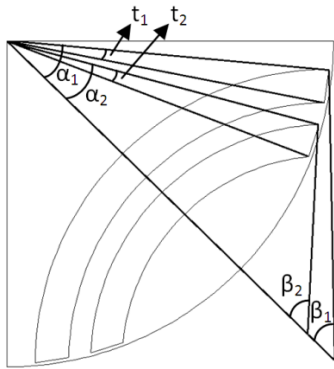
این مقاله در تاریخ ۱۵ خرداد ماه ۱۳۹۱ دریافت و در تاریخ ۲۸ بهمن ماه ۱۳۹۱ بازنگری شد.

مرتضی حق پرست، دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی برق- قدرت، دانشگاه شهرکرد، شهرکرد، (email: m_haghparsat@hotmail.com).

صمد تقی پور بروجنی، عضو هیئت علمی گروه مهندسی برق، دانشگاه شهرکرد، شهرکرد، (email: s.taghipour@eng.sku.ac.ir).

عباس کارگر، عضو هیئت علمی گروه مهندسی برق، دانشگاه شهرکرد، شهرکرد، (email: kargar@eng.sku.ac.ir).

1. Finite Element Analysis
2. Genetic Algorithm
3. Neural Network



شکل ۲: یک‌چهارم سطح مقطع رتور در نظر گرفته شده و پارامترهای کدکننده آن.

به صورت کامل تعیین کرد. این متغیرها در حقیقت ژن‌های تشکیل‌دهنده کروموزوم‌ها برای تولید فرزند در الگوریتم ژنتیک هستند.

۳- ساختار شبکه عصبی مورد استفاده برای مدل‌سازی برجستگی مغناطیسی رتور

۳-۱ ورودی‌ها و خروجی شبکه عصبی

در این مطالعه پارامترهای کدکننده برای بهینه‌سازی طراحی رتور (t_r ، α_r ، α_s ، β_r و β_s) به عنوان ورودی‌های شبکه عصبی و مقدار برجستگی مغناطیسی موتور به عنوان خروجی شبکه عصبی در نظر گرفته شده است. این خروجی با (۱) تعریف می‌شود

$$\text{SaliencyRatio}(K_j) = \frac{L_d(K_j)}{L_q(K_j)} \quad (1)$$

که در آن $L_d(K_j)$ و $L_q(K_j)$ اندوکتانس محورهای d و q ساختار K_j هستند و توسط روش پیشنهادی در [۱۰] و با استفاده از نتایج FEA محاسبه شده‌اند. در این روش برای محاسبه اندوکتانس‌ها از (۲) تا (۷) استفاده شده است

$$L_d = \frac{\lambda_d}{i_d} \quad (2)$$

$$L_q = \frac{\lambda_q}{i_q} \quad (3)$$

$$i_q = \frac{2}{3} (i_a \cos(\theta) + i_b \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) + i_c \cos(\theta + \frac{2\pi}{3})) \quad (4)$$

$$i_d = \frac{2}{3} (i_a \sin(\theta) + i_b \sin(\theta - \frac{2\pi}{3}) + i_c \sin(\theta + \frac{2\pi}{3})) \quad (5)$$

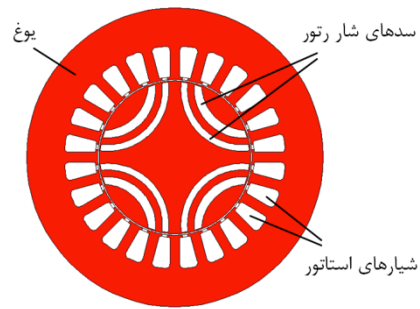
$$\lambda_q = \frac{2}{3} (\lambda_a \cos(\theta) + \lambda_b \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) + \lambda_c \cos(\theta + \frac{2\pi}{3})) \quad (6)$$

$$\lambda_d = \frac{2}{3} (\lambda_a \sin(\theta) + \lambda_b \sin(\theta - \frac{2\pi}{3}) + \lambda_c \sin(\theta + \frac{2\pi}{3})) \quad (7)$$

در این روابط، زیرنویس‌های a ، b ، c ، d و q به ترتیب فازهای a ، b و c و متغیرهای محورهای d و q را نمایش می‌دهند.

۳-۲ ساختار شبکه عصبی

با توجه به اهمیت دقت مدل‌سازی، از تعداد نرون‌های نسبتاً زیادی در شبکه عصبی پیشنهادی استفاده شده است. شکل ۳ ساختار شبکه عصبی طراحی شده را نشان می‌دهد. همان‌طور که در این شکل ملاحظه می‌شود، در هر کدام از لایه‌های ورودی و مخفی این شبکه ۲۵ نرون و در لایه



شکل ۱: نمای سطح مقطع موتور سنکرون رلوکتانسی چهار قطب.

جدول ۱: اطلاعات طراحی موتور نشان داده شده در شکل ۱.

تعداد قطب	۴
تعداد فاز	۳
طول پشته	۱۰۰ mm
شعاع رتور	۳۲ mm
تعداد شیار استاتور	۲۴
شعاع داخلی استاتور	۳۲٫۵ mm
شعاع خارجی استاتور	۶۲٫۵ mm
تعداد کلاف در هر شیار استاتور	۴۴

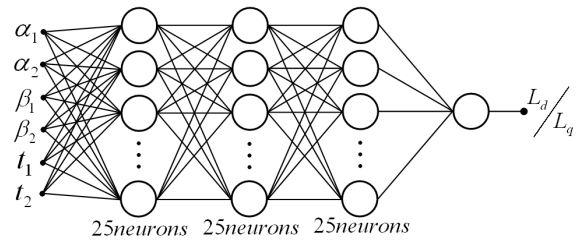
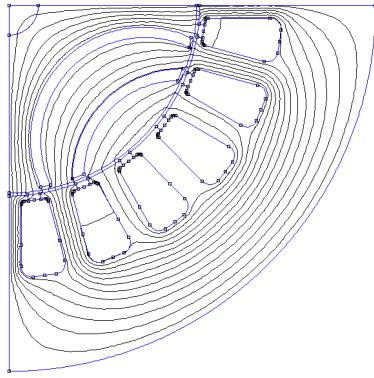
فرزندهای مورد استفاده در الگوریتم ژنتیک، شش ژن که برای تعیین موقعیت دو سد شار در هر قطب رتور مناسب هستند به کار رفته‌اند. با استفاده از مدل عصبی ارائه‌شده به عنوان تابع هدف درون الگوریتم ژنتیک، پارامترهای ماشین سنکرون رلوکتانسی بهینه‌سازی شده و بهترین ساختار موتور با بیشترین برجستگی مغناطیسی به دست آمده است. در پایان، توانایی تخمین درست شبکه عصبی توسط شبیه‌سازی FEA و قابلیت سنکرون ماندن موتور در بار نامی توسط شبیه‌سازی دینامیکی تأیید می‌شود. اگرچه در این مطالعه با توجه به قطر کم رتور، بهینه‌سازی تنها برای دو سد شار در هر قطب رتور انجام شده است، به سادگی می‌توان این روش را برای شمار بیشتری از سدکننده‌های شار به کار برد.

۲- ساختار موتور سنکرون رلوکتانسی و متغیرهای کدکننده هندسه رتور آن

ساختار ابتدایی موتور سنکرون رلوکتانسی مورد استفاده در این مقاله در شکل ۱ و مشخصات آن در جدول ۱ نشان داده شده است. فرض می‌شود این موتور دارای تورق عرضی بوده و از ورق فولاد M-۱۹ برای ساخت بدنه رتور و استاتور آن استفاده شده است. مشخصه B-H فولاد M-۱۹ در شکل پ-۱ بخش پیوست آورده شده است.

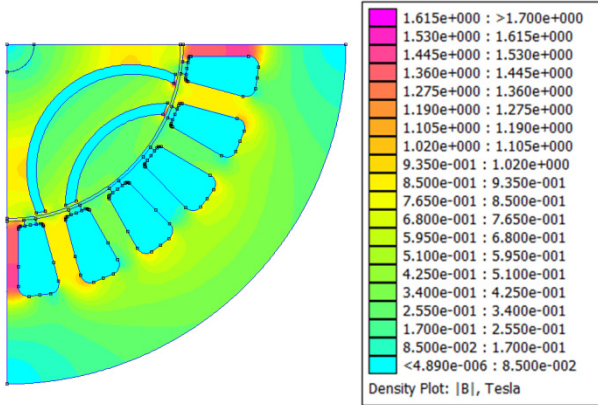
به دلیل ساختار متقارن رتور، می‌توان پارامترهای بهینه‌سازی را تنها در یک‌چهارم سطح رتور تعیین کرد و پس از انجام عملیات بهینه‌سازی، ساختار به دست آمده را به سه ناحیه دیگر نیز تعمیم داد. در شکل ۲، یک‌چهارم از سطح مقطع رتور به همراه پارامترهای لازم برای تعیین شکل سدهای شار نمایش داده شده است. همان‌طور که در این شکل دیده می‌شود بر روی سطح این رتور دو سد شار وجود دارد که هر کدام با مشخص بودن سه متغیر کاملاً قابل ترسیم هستند. این سه متغیر عبارتند از α ، β و t .

α_i فاصله بین نقاط ابتدایی و انتهایی هر سد شار را معین می‌کند، β_i میزان انحنا را تعیین می‌نماید و پارامتر t_i نیز پهنای هر سد شار را مشخص می‌کند. بنابراین می‌توان با تعریف شش پارامتر t_1 ، t_2 ، α_1 ، α_2 ، β_1 و β_2 بر روی رتور، شکل هر دو سد شار موجود در یک‌چهارم رتور را



شکل ۳: ساختار شبکه عصبی مورد استفاده برای مدل سازی.

(الف)



(ب)

شکل ۵: خروجی FEA برای یک نمونه بررسی شده با استفاده از نرم افزار FEMM۴.۲. (الف) نمایش خطوط شار و (ب) نمایش توزیع مکانی چگالی شار.

جدول ۲: برخی از الگوهای تهیه شده برای آموزش و آزمایش شبکه عصبی.

شماره الگو	α_1	α_2	β_1	β_2	t_1	t_2	L_d/L_q
۱	۴	۴	۴۰	۶۱	۲۵	۵۹	۳,۸۷
۲	۴	۵	۳۰	۵۳	۲۵	۴۱	۳,۰۹
۳	۴	۶	۴۰	۶۱	۳۵	۵۱	۳,۸۹
۴	۵	۵	۴۰	۵۸	۲۵	۶۱	۴,۲۹
۵	۵	۷	۳۵	۴۸	۲۵	۱۹	۳,۸۹
۶	۵	۸	۴۰	۳۸	۲۵	۳۳	۴,۳۷
۷	۶	۵	۴۰	۶۱	۲۵	۶۱	۴,۴۵
۸	۷	۷	۴۰	۶۱	۳۰	۳۰	۴,۸۱
۹	۸	۷	۳۵	۴۱	۲۵	۱۹	۴,۱۳
۱۰	۸	۷	۴۰	۴۱	۲۵	۳۹	۴,۹۱

با در نظر گرفتن محدودیت‌های بیان شده برای به دست آوردن الگوها از روش زیر استفاده شده است:

- (۱) t_1 و t_2 در بازه [۴, ۸] درجه با پله‌های ۱ درجه، تغییر داده شده‌اند.
- (۲) α_1 و α_2 در بازه [۲۵, ۴۰] درجه با پله‌های ۱۰ درجه تغییر داده شده‌اند.
- (۳) β_1 و β_2 در بازه [۱, ۹۰] درجه با پله‌های ۲۰ درجه تغییر داده شده‌اند.

پسپ در هر مرحله برجستگی مغناطیسی موتور با استفاده از روش اجزای محدود و (۲) تا (۷) محاسبه شده است. سرانجام با این روش ۳۶۰ الگو برای آموزش و آزمایش شبکه عصبی به دست آمده است. در جدول ۲ تعدادی از این الگوها نشان داده شده‌اند. در شکل ۵ نیز خروجی

شکل ۴: معرفی پارامترهای وابسته به پارامترهای کنترلی (این پارامترها با حروف d_i بر روی شکل مشخص شده است).

خروجی آن ۱ نرون قرار دارد. در این شبکه در دو لایه اول از تابع tansig ، در لایه سوم از تابع logsig و در لایه خروجی از تابع purelin استفاده شده است، چرا که خروجی می‌تواند مقادیر بیشتر از یک نیز داشته باشد. این توابع انتقال در (۸) تا (۱۰) آورده شده‌اند

$$\text{tansig}(n) = \frac{2}{1 + e^{-n}} - 1 \quad (8)$$

$$\text{logsig}(n) = \frac{1}{1 + e^{-n}} \quad (9)$$

$$\text{pureline}(n) = n \quad (10)$$

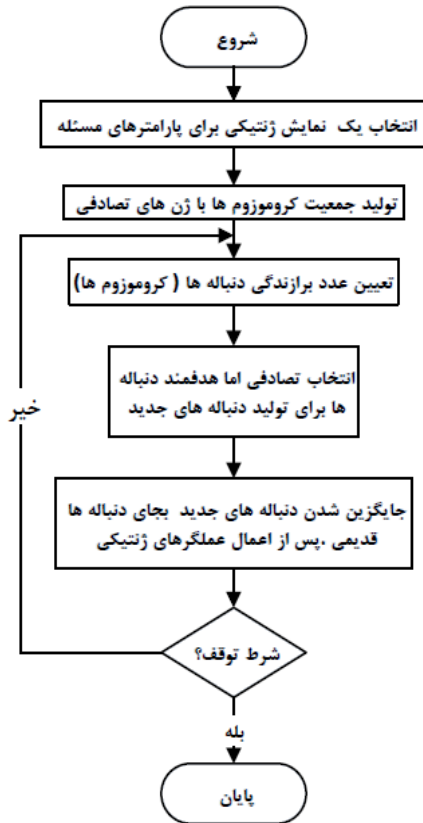
در این روابط n جمع وزنی ورودی‌های هر نرون است. همچنین برای آموزش شبکه از روش trainscg استفاده شده است. در این شبکه، انتخاب تعداد لایه‌ها، تعداد نرون‌ها در هر لایه، نوع تابع انتقال و روش آموزش با سعی و خطا انجام شده و چندین شبکه مختلف برای به دست آوردن شبکه مناسب مورد بررسی قرار گرفته است.

۳-۳ محدودیت الگوها و روش به دست آوردن آنها برای

آموزش شبکه عصبی

انتخاب یک مجموعه مناسب و کامل از الگوها برای آموزش شبکه عصبی بسیار مهم است. اگر مجموعه کاملی از الگوها برای آموزش شبکه عصبی انتخاب نشود، توانایی سیستم برای رویارویی با شرایط جدید (شرایطی که برای آموزش مورد استفاده قرار نگرفته است) کاهش می‌یابد. با توجه به شکل ۴، هنگام به دست آوردن الگوهای لازم برای آموزش و آزمایش شبکه عصبی، محدودیت‌های زیر در نظر گرفته شده‌اند:

- (۱) عرض سدهای شار از ۱ mm بیشتر است.
 - (۲) فاصله آهنی بین دو سد شار از ۱ mm بیشتر است ($d_+ - d_- > 1$).
 - (۳) سدهای شار با یکدیگر تلاقی نمی‌کنند ($\alpha_1 - t_1 > \alpha_2$).
 - (۴) به منظور حفظ استحکام مکانیکی، فاصله آهنی بین سد شار زیرین با شفت بیشتر از ۲ mm است.
- روش به دست آوردن پارامترهای d_+ ، d_- ، d_1 و d_2 در بخش پیوست آمده است.



شکل ۸: روندنمای مورد استفاده برای پیاده سازی GA.

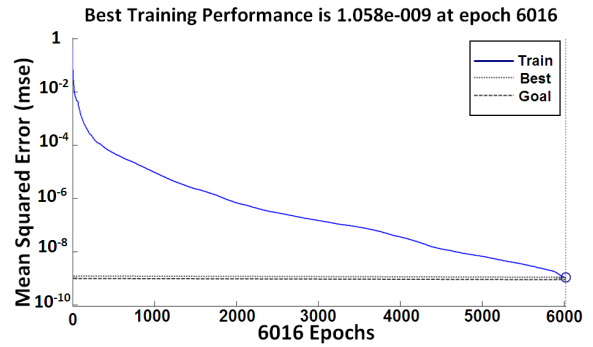
برجستگی مغناطیسی تخمین زده شده با برجستگی مغناطیسی واقعی به دست آمده از FEA مقایسه شده اند. این نمودار با تقریب بسیار خوبی بر خط $O = T$ منطبق است که موفقیت شبکه عصبی در این مدل سازی را تأیید می نماید.

۴-۲- بهینه سازی پارمترهای موتور با استفاده از الگوریتم ژنتیک

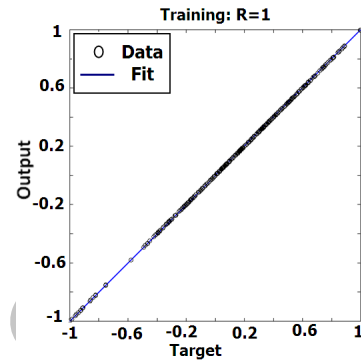
۴-۱- ساختار الگوریتم ژنتیک مورد استفاده

الگوریتم ژنتیک یک روش حل عددی است که با الهام از ساختارهای طبیعی به وجود آمده است. این الگوریتم در اوایل دهه ۱۹۷۰ توسط John Holland و دانشجویانش در دانشگاه میشیگان معرفی شد [۱۱]. در شکل ۸ روندنمای مورد استفاده برای پیاده سازی این الگوریتم آمده است. همان طور که در شکل ۸ دیده می شود، الگوریتم ژنتیک برای حل یک مسأله خاص شامل قسمت های زیر است:

- ۱) انتخاب یک نمایش گرافیکی برای پارمترهای مسئله.
 - ۲) روشی برای ایجاد جمعیت اولیه.
 - ۳) تعیین تابع برازندگی.
 - ۴) تعیین عملگرهای ژنتیکی برای تغییر نسل.
 - ۵) تعیین پارمترهای مورد نیاز برای اجرای الگوریتم مانند اندازه جمعیت اولیه، تعداد تولیدات، تعداد دفعات کاربرد عملگرهای ژنتیکی و غیره.
- در یک الگوریتم ژنتیک، دو نوع عملگر ژنتیکی به صورت گسترده مورد استفاده قرار می گیرند:
- ۱) جابه جایی: باعث می شود که یک جفت کروموزوم اطلاعات ژنتیکی خود را با یکدیگر مبادله کنند.
 - ۲) جهش: باعث می شود که برخی از ژن های یک کروموزوم به صورت تصادفی تغییر نمایند.



شکل ۶: نمودار میانگین مربعات خطا بر حسب مراحل آموزش.



شکل ۷: نمودار خروجی واقعی (Output) بر حسب خروجی مطلوب (Target).

گرافیکی تحلیل اجزای محدود انجام شده برای یک ساختار موتور آورده شده است.

۴-۳ آموزش شبکه عصبی و نتایج شبیه سازی آن

پس از این مرحله، الگوهای به دست آمده با استفاده از (۱۱) به هنجار شده و به بازه $[-۱, ۱]$ انتقال یافته اند

$$X_n = \frac{2X - (\max + \min)}{\max - \min} \quad (11)$$

در این رابطه X و X_n به ترتیب مقادیر به هنجار و نابهنجار متغیرهای ورودی و خروجی هستند. علاوه بر این \max و \min به ترتیب بیشینه و کمینه متغیرها پیش از بهنجار سازی می باشند.

پس از بهنجار سازی متغیرها، مجموعه الگوها به صورت تصادفی به دو دسته تقسیم شده و دو سوم از الگوها برای آموزش و یک سوم از آنها برای آزمایش شبکه عصبی انتخاب شده است. سرانجام آموزش شبکه عصبی با استفاده از ۲۴۰ الگوی آموزش در ۶۰۰۰ تکرار و با استفاده از روش پس انتشار خطا انجام شده است. زمان متوسط لازم برای آموزش این شبکه کمتر از ۳۰۰ ثانیه می باشد.

برای ارزیابی نحوه عملکرد مدل عصبی، قسمت ورودی تمام الگوهای آموزش و آزمایش به این مدل اعمال شده است. پس از آن به ازای هر الگوی ورودی، پاسخ تخمین زده شده توسط شبکه عصبی با پاسخ به دست آمده از روش اجزای محدود مقایسه گردیده است. در این حالت مقدار مؤثر خطا بین مقادیر تخمین زده شده و مقادیر شبیه سازی شده برابر 3.312×10^{-7} و حداکثر مقدار خطا برابر 0.1297 بوده که نشان می دهد شبکه عصبی در نظر گرفته شده برای مدل سازی برجستگی مغناطیسی موتور بسیار مناسب است.

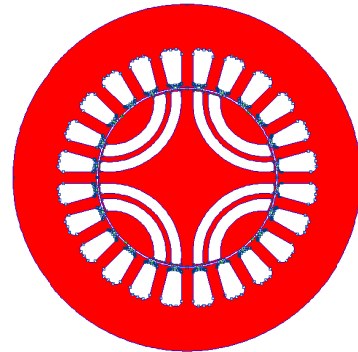
در شکل ۶ نمودار میانگین مربعات خطا بر حسب تعداد مراحل آموزش نشان داده شده است. در این نمودار میانگین مربعات خطا پس از ۶۰۰۰ مرحله آموزش به حدود 1.058×10^{-9} رسیده است. در شکل ۷ نیز نمودار

جدول ۳: نتایج به دست آمده از اجرای الگوریتم ژنتیک.

شماره آزمایش	۱	۲	۳	۴
اندازه جمعیت	۱۰۰۰۰	۱۰۰۰۰	۱۰۰۰۰۰	۱۰۰۰۰۰
تعداد تکرار	۲۰۰	۲۰۰	۲۰۰	۲۰۰
نرخ جهش	۰/۰۰۰۲	۰/۰۰۰۲	۰/۰۲	۰/۰۲
نرخ جابه‌جایی	۰/۵	۰/۵	۰/۵	۰/۵
t_1	۶/۴۰	۷	۶/۱۴	۶/۵۳
t_r	۷/۷۸	۸	۷/۹۰	۸/۳۳
α_1	۳۹/۵۵	۴۰	۳۹/۹۶	۴۰/۸۱
β_1	۵۲/۴۷	۶۱/۰۰	۵۹/۴۱	۵۲/۵۶
α_r	۲۷/۵۵	۳۰	۲۸/۵۷	۳۰/۷۲
β_r	۴۰/۱۳	۴۳	۴۷/۲۶	۵۲/۶۰
GA ساختار خروجی L_d/L_q	۵/۰۱	۵/۰۴	۵/۰۹	۵/۲۱
به دست آمده از NN				
GA ساختار خروجی L_d/L_q	۵/۰۹۶	۵/۰۴۱	۵/۰۴۶	۵/۱۲۰
به دست آمده از FEA				

t_1	t_2	α_1	β_1	α_2	β_2
-------	-------	------------	-----------	------------	-----------

شکل ۹: ساختار هر کروموزوم در الگوریتم ژنتیک.



شکل ۱۰: نمای موتور با پارامترهای بهینه‌شده.

۴-۲ نتایج شبیه‌سازی الگوریتم ژنتیک

نتایج به دست آمده از الگوریتم بهینه‌سازی ژنتیک برای چند آزمایش در جدول ۳ آورده شده است. با توجه به این که بیشترین مقدار L_d/L_q در الگوهای اعمال شده به شبکه عصبی ۴/۹ است، ملاحظه می‌شود با اعمال الگوریتم ژنتیک برجستگی مغناطیسی ماشین حدود ۰/۲۲ افزایش یافته است. برای تأیید نتایج از روش FEA استفاده شده است. محدوده تغییرات پارامترهای ماشین در الگوریتم ژنتیک به گونه‌ای انتخاب شده که ناحیه‌هایی فراتر از الگوهای اعمال شده برای آموزش شبکه عصبی را پوشش دهد. شکل ۱۰ نمای موتور با پارامترهای بهینه را نشان می‌دهد.

۵- بررسی قابلیت سنکرون ماندن موتور بهینه‌سازی شده در بار نامی با استفاده از شبیه‌سازی دینامیکی

به منظور بررسی قابلیت سنکرون ماندن موتور بهینه‌سازی شده در گشتاور نامی، پارامترهای این موتور تخمین زده شده و معادلات دینامیکی آن در این گشتاور شبیه‌سازی شده است. به دلیل عدم وجود قفسه رتور، برای راه‌اندازی از یک اینورتر راه‌انداز استفاده شده است. روابط دینامیکی ماشین در [۱۰] آورده شده است و از آوردن دوباره آنها خودداری می‌شود. مقاومت استاتور، اندوکتانس محورهای d و q و گشتاور بار مکانیکی به ترتیب عبارتند از 4Ω ، 421 mH ، 82 mH و 63 N.m همچنین اندوکتانس‌های نشتی استاتور و رتور در محورهای d و q برابر 28 mH در نظر گرفته شده‌اند. البته این اندوکتانس‌ها اثر چشمگیری در شرایط ماندگار ندارند. تلفات مکانیکی در شرایط نامی برابر 100 W در نظر گرفته شده است. شکل‌های ۱۱، ۱۲ و ۱۳ به ترتیب سرعت، گشتاور الکتریکی و جریان استاتور این موتور در شرایط ماندگار با گشتاور بار نامی را نمایش می‌دهند. همان طور که دیده می‌شود، موتور بهینه‌سازی شده می‌تواند در گشتاور بار نامی با سرعت سنکرون به چرخش خود ادامه دهد. با استفاده از این شبیه‌سازی، بازده و ضریب توان این موتور به ترتیب برابر 86.6 درصد و 0.65 به دست می‌آید. ملاحظه می‌شود که به دلیل عدم وجود منبع تولید شار بر روی رتور، ضریب توان این موتور از موتور القایی کمتر است.

با توجه به این که در این مطالعه، متغیرهای مورد استفاده برای بهینه‌سازی طراحی رتور، شش متغیر t_1 ، t_r ، α_1 ، α_r ، β_1 و β_r هستند، هر کروموزوم به صورت نشان داده شده در شکل ۹ در نظر گرفته شده است. هر کروموزوم در الگوریتم ژنتیک، نشان‌دهنده یک ساختار خاص برای سدهای شار موجود بر روی رتور است.

در این مقاله از روش ژنتیک دودویی برای بهینه‌سازی برجستگی مغناطیسی استفاده شده است. در این روش هر کدام از ژن‌های موجود در کروموزوم‌ها، خود یک رشته دودویی است که با رمزگشایی مناسب به یکی از اعداد گسسته مورد نظر تبدیل می‌شود. در این مطالعه برای افزایش دقت، هر کدام از ژن‌ها به صورت یک رشته دودویی ۱۶ بیتی در نظر گرفته شده است. بنابراین می‌توان دقت بهینه‌سازی را برای هر ژن از (۱۲) محاسبه نمود

$$\text{Accuracy} = \frac{d \times (\max - \min)}{2^{n+1}} + \frac{\max + \min}{2} \quad (12)$$

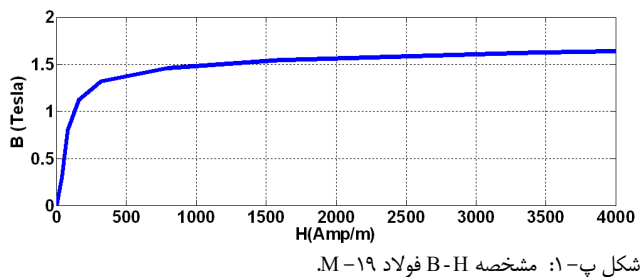
در این رابطه d طول بازه‌ای است که بهینه‌سازی در آن انجام می‌گیرد و n تعداد بیت‌های اختصاص داده شده به هر ژن در کروموزوم است که در این مقاله برابر ۱۶ در نظر گرفته شده است. \max و \min نیز به ترتیب بیشینه و کمینه متغیرها قبل از به‌هنجار سازی هستند.

تولید جمعیت اولیه به صورت کاملاً تصادفی انجام شده و این جمعیت به شکل $\{S_j\}_{j=1}^P$ نمایش داده شده است. در این نمایش، P اندازه جمعیت است. برای عملیات انتخاب نیز از روش چرخ رولت استفاده شده است. به این ترتیب احتمال انتخاب دنباله‌های برانزده‌تر جهت عملیات ترکیب بیشتر است.

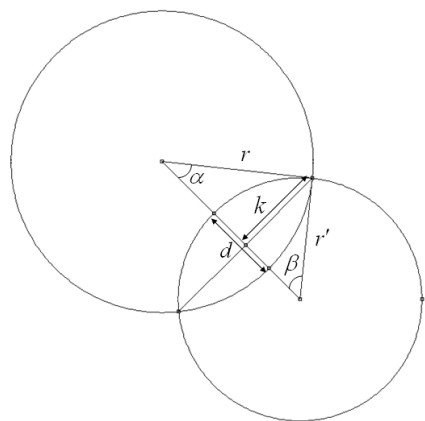
تابع هدف مورد استفاده در این بهینه‌سازی، همان شبکه عصبی به دست آمده برای مدل‌سازی برجستگی مغناطیسی ماشین است. این تابع به صورت $\text{SaliencyRatio}(S_j)$ نمایش داده شده است

$$\text{fitness}(S_j) = \begin{cases} \frac{f^\circ(S_j)}{\gamma} & , f^\circ(S_j) > 0 \\ 0 & , \text{otherwise} \end{cases} \quad (13)$$

در این رابطه، $f^\circ(S_j) = \text{SaliencyRatio}(S_j) - \mu$ ، μ میانگین تابع هدف و γ مجموع مقادیر مثبت تابع $f^\circ(S_j)$ در جمعیت دنباله‌ها است. قیودی که باید برای این تابع در نظر گرفته شوند، همان چهار قیدی هستند که در بخش ۳-۳ بیان گردید. همچنین در این مقاله از عملگرهای ژنتیکی جابه‌جایی و جهش استفاده شده است.



شکل پ-۱: مشخصه B-H فولاد M-۱۹.



شکل پ-۲: نحوه محاسبه طول d در موتور.

با توجه به شکل پ-۲، طول d_i ها در شکل ۴ به صورت زیر محاسبه می‌شود

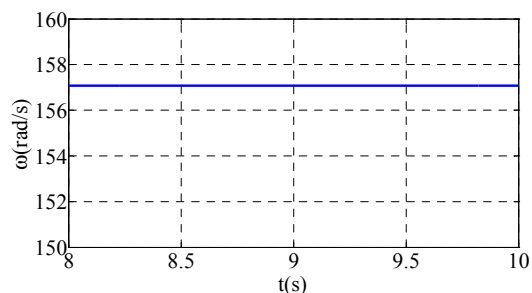
$$k = r \sin \alpha = r' \sin \beta \rightarrow r' = r \frac{\sin \alpha}{\sin \beta} \quad (پ-۱)$$

$$d = r(1 - \cos \alpha) + r'(1 - \cos \beta) \rightarrow \quad (پ-۲)$$

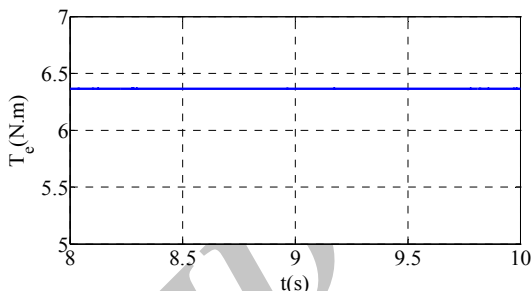
$$d = r \frac{\sin \alpha + \sin \beta - \sin(\alpha + \beta)}{\sin \beta} \quad (پ-۳)$$

مراجع

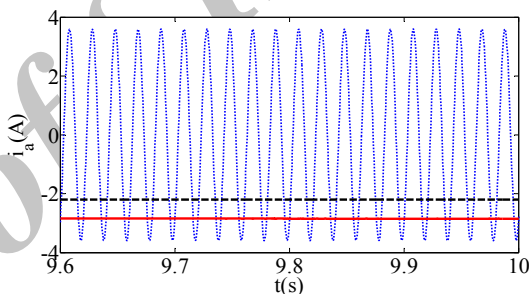
- [1] ABB, *Synchronous Reluctance Motor-Drive Packages*, <http://www.abb.com/product/us/9AAC171953.aspx>.
- [2] J. D. Park, C. Kalev, and H. F. Hofmann, "Control of high-speed solid-rotor synchronous reluctance motor/generator for flywheel-based uninterruptible power supplies," *IEEE Trans. on Industrial Electronics*, vol. 55, no. 8, pp. 3038-3046, Aug. 2008.
- [3] H. Hofmann and S. R. Sanders, "High speed synchronous reluctance machine with minimized rotor losses," *IEEE Trans. on Industry Applications*, vol. 36, no. 2, pp. 531-539, Mar./Apr. 2000.
- [4] A. Vagati, M. Pastorelli, and G. Franceschini, "High-performance control of synchronous reluctance motors," *IEEE Trans. Ind. Appl.*, vol. 33, no. 4, pp. 983-991, Jul./Aug. 1997.
- [5] M. J. Kamper, F. S. Van der Merwe, and S. Williamson, "Direct finite element design optimization of the cageless reluctance synchronous machine," *IEEE Trans. on Energy Conversion*, vol. 11, no. 3, pp. 547-555, Sep. 1996.
- [6] D. A. Staton, T. J. E. Miller, and S. E. Wood, "Maximising the saliency ratio of the synchronous reluctance motor," in *Electric Power Applications*, *IEE Proc. B*, vol. 140, no. 4, pp. 249-259, Jul. 1993.
- [7] V. B. Honsinger, "The inductances L_d and L_q of reluctance machines," *IEEE Trans. on Power App. and Sys.*, vol. 90, no. 1, pp. 298-304, Jan./Feb. 1971.
- [8] T. Matsuo and T. A. Lipo, "Rotor design optimization of synchronous reluctance machine," *IEEE Trans. on Energy Conversion*, vol. 9, no. 2, pp. 359-365, Jun. 1994.
- [9] S. J. Mun, Y. H. Cho, and J. H. Lee, "Optimum design of synchronous reluctance motors based on torque/volume using finite-element method and sequential unconstrained minimization technique," *IEEE Trans. on Magnetics*, vol. 44, no. 11, Part 2, pp. 4143-4146, Nov. 2008.



شکل ۱۱: سرعت مکانیکی موتور طراحی شده در شرایط ماندگار با گشتاور بار نامی.



شکل ۱۲: گشتاور الکتریکی موتور طراحی شده در گشتاور بار نامی.



شکل ۱۳: جریان‌های فاز a (نقطه‌چین)، محور d (خطچین) و محور q (خط ممتد) استاتور موتور طراحی شده در گشتاور بار نامی.

۶- نتیجه‌گیری

در این مقاله برجستگی مغناطیسی موتور سنکرون رلوکتانسی از طریق بهینه‌سازی شکل سدهای شار موجود بر روی رتور مورد بررسی قرار گرفت. با توجه به این که اجرای مکرر تحلیل اجزای محدود برای بهینه‌سازی ساختار ماشین، کاری زمان‌بر و سنگین است، در این تحقیق برای اولین بار ایده استفاده ترکیبی از شبکه عصبی، الگوریتم ژنتیک و روش اجزای محدود برای بهینه‌سازی ساختار هندسی ماشین مطرح شد. به این منظور شش پارامتر بر روی سطح رتور تعریف شده و به ازای تغییر این پارامترها، نسبت برجستگی موتور با روش اجزای محدود محاسبه گردید. سپس از یک شبکه عصبی برای مدل‌سازی این نسبت در موتور استفاده شد و برای آموزش و تأیید کارایی این مدل عصبی، تحلیل اجزای محدود مورد استفاده قرار گرفت. پس از آن با استفاده از الگوریتم ژنتیک، متغیرهای ورودی این مدل عصبی بهینه‌سازی شده و یک ساختار بهینه برای موتور به دست آمد. مشاهده شد که با استفاده از این روش برجستگی مغناطیسی موتور حدود ۰/۲۲ افزایش یافت. در پایان نیز با استفاده از شبیه‌سازی دینامیکی، قابلیت سنکرون ماندن موتور در بار نامی مورد تأیید قرار گرفت.

پیوست

مشخصه B-H فولاد M-۱۹ در شکل پ-۱ نشان داده شده است.

صمد تقی پور بروجنی تحصیلات خود را در مقاطع کارشناسی، کارشناسی ارشد و دکترای مهندسی برق قدرت به ترتیب در سال‌های ۱۳۸۲، ۱۳۸۴ و ۱۳۸۸ از دانشگاه صنعتی امیرکبیر به پایان رسانده است و از سال ۱۳۸۹ تا کنون استادیار دانشکده فنی- مهندسی دانشگاه شهرکرد می‌باشد. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه ایشان عبارتند از: مدل‌سازی و بهینه‌سازی ماشین‌های الکتریکی، تحلیل و کنترل آنها.

عباس کارگر تحصیلات خود را در مقاطع کارشناسی، کارشناسی ارشد و دکترای مهندسی برق قدرت به ترتیب در سال‌های ۱۳۷۱، ۱۳۷۴ و ۱۳۷۹ از دانشگاه صنعتی اصفهان به پایان رسانده است و از سال ۱۳۷۹ تا کنون استادیار دانشکده فنی- مهندسی دانشگاه شهرکرد می‌باشد. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه ایشان عبارتند از: الکترونیک قدرت، کیفیت توان، فیلترهای اکتیو قدرت، کوره‌های قوس الکتریکی و سیستم‌های هوشمند.

- [10] S. Taghipour Boroujeni, N. Bianchi, and L. Alberti, "Fast estimation of line-start reluctance machine parameters by finite element analysis," *IEEE Trans. on Energy Conversion*, vol. 26, no. 1, pp. 1-8, Mar. 2011.
- [11] J. H. Holland, *Adaption in Natural and Artificial Systems*, Ann Arbor, Michigan: University of Michigan Press, 1970.

مرتضی حق پرست تحصیلات خود را در مقاطع کارشناسی و کارشناسی ارشد مهندسی برق قدرت به ترتیب در سال‌های ۱۳۸۹ و ۱۳۹۱ از دانشگاه شهرکرد به پایان رسانده است. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه ایشان عبارتند از: طراحی و درایو ماشین‌های الکتریکی و الکترونیک قدرت.

Archive of SID