تخمین پارامترهای الکتریکی موتورهای القایی به کمک شبکه‌های عصبی و استفاده از آن در مدلسازی بارهای صنعتی

غلامرضا یوسفی* و حسین سیفی**

گروه برق، دانشکدهٔ مهندسی دانشگاه تربیت مدرس

(دریافت مقاله: ۷۶/۱۱/۲۹ - دریافت نسخهٔ نهایی: ۷۹/۷/۶)

چکیده - *در مطالعات سیستم قدرت از مدل بارها استفاده می‌شود. بسته به نوع مطالعه و زمان ودقت مورد نظر، مدل استفاده شده ممکن است مدلی استاتیکی یا دینامیکی باشد. به لحاظ وسعت و پیچیدگی شبکهٔ قدرت، به طور معمول از مدلهای استاتیکی بارها استفاده می‌شود. مدل استاتیکی، توابعی جبری برحسب ولتاژ و فرکانس است که باید قادر باشد تا حدامکان، مقدار و میزان تغییرات توان حقیقی و راکتیو یک بار (یا بار یک شین) را برحسب تغییرات ولتاژ و فرکانس بیان کند. در این تحقیق از روش مدلسازی بر مبنای اجزای بار استفاده شده است که با استفاده از ضرایب حساسیت توان حقیقی و راکتیو اجزای بار نسبت به ولتاژ و فرکانس و میزان مشارکت هر جزء بار در مصرف، مدل استاتیکی ترکیبی از بارها به دست می‌آید. موتورها، به خصوص موتورهای القایی درصد بزرگی از بارهای صنعتی را به خود اختصاص می‌دهند و ارائهٔ یک مدل استاتیکی مناسب برای آنها منجر به ارائه مدل استاتیکی ترکیبی هرچه دقیقتر برای کل بار صنعتی می‌شود. در این خصوص از شبکه‌های عصبی استفاده شده است.*

Induction Motor Electric Parameters Estimation Using Artificial Neural Networkds and its Application in Industrial Load Modeling

G. R. Yousefi and H. Seifi

Department of Electrical Engineering, School of Engineering, Tarbiat Modarres University

ABSTRACT- *Load modeling is widely used in power system studies. Two types of modeling, namely, static and dynamic, are employed. The current industrial practice is the static modeling. Static models are algebraic equations of active and reactive power changes in terms of voltage and frequency deviations. In this paper, a component based on static modeling is employed in which the aggregate model is derived based on the sensitivity coefficients and participation factors of load components. As an induction motor comprises a significant portion of industrial loads, Artificial Neural Network (ANN) is employed to derive its static model readily from nameplate data as accurately as possible.*

---

*- دانشجوی دکترا **- استاد

[DOR: 20.1001.1.2251600.1379.19.2.3.3]

۱ـ مقدمه

عملکرد پایدار یک سیستم قدرت، وابسته به میزان همبستگی دائمی، بین تولید و مصرف در سیستم است؛ بنابراین شناسایی بارهای سیستم و مشخصات این بارها و ارزیابی رفتار آنها در شرایط مختلف کاری، نقش مهمی را در بررسی پایداری سیستم ایفا می‌کند. در مطالعهٔ پخش بار ـ که پایه‌ای‌ترین مطالعهٔ سیستم قدرت است از توابع جبری برحسب ولتاژ و فرکانس، به عنوان مدل بار استفاده می‌شود. به طور کلی جنبه‌های مختلف مطالعات سیستم و نیز امکانات فنی موجود، تعیین‌کنندهٔ توانایی و دقت مدلسازی بارهای سیستم قدرت است. به طور کلی تاکنون، در انجام مدلسازی استاتیکی دو روش «مبتنی بر اندازه‌گیری» و «مبتنی بر اجزای بار» استفاده شده است. روش اول کمتر مورد استفاده قرار می‌گیرد، چرا که به نصب پستهای مختلف اندازه‌گیری نیاز دارد. هزینهٔ بالا و مشکلات اجرایی روش، باعث شده است که کمتر از آن استفاده شود. در این تحقیق از روش «مدلسازی استاتیکی مبتنی بر اجزای بار» استفاده شده است. می‌توان گفت اولین تحقیقات در این زمینه در سال ۱۹۷۹ مدون شد [۱-۳]. در این تحقیقات، بیشتر به انجام آزمون روی تجهیزات و بارهای مختلف موجود در سیستم قدرت پرداخته شده است. در ادامهٔ این تحقیقات و در راستای مدلسازی مجموعهٔ بارها، در سال ۱۹۸۷ مجموعه‌ای از مطالعات توسط EPRI به چاپ رسید [۴-۷].

در تحقیقات مبتنی بر مطالعات EPRI برای به دست آوردن مدل استاتیکی بار یک شین صنعتی، داده‌های هر یک از اجزای بار شامل ضریب قدرت و ضرایب حساسیت توان حقیقی و راکتیو نسبت به ولتاژ و فرکانس مورد نیاز است. در خصوص جزء اصلی بارهای صنعتی، یعنی موتورهای القایی، برای به دست آوردن این داده‌ها از پارامترهایی از قبیل جریان راه‌اندازی و یا نسبت گشتاور راه‌اندازی به گشتاور نامی استفاده می‌شود که در عمل این گونه پارامترها در صنایع به ندرت موجود است و یا اندازه‌گیری عملی آنها مشکل و گاهی ناممکن است. از این رو در این مقاله از روشی نو استفاده می‌شود که به کمک شبکه‌های عصبی و تنها با استفاده از پارامترهای معمولی موتورهای القایی از قبیل ولتاژ، فرکانس، ضریب قدرت و بازده، ضریب حساسیت توان حقیقی و راکتیو آنها نسبت به ولتاژ و فرکانس به دست می‌آید. با استفاده از ضرایب موجود برای سایر اجزا (از قبیل روشنایی، سردکننده‌ها و ...)، مدل استاتیکی ترکیبی شین صنعتی به دست خواهد آمد.

ساختار مقاله به صورت زیر است: در ابتدا مدلسازی استاتیکی ترکیبی بارها مرور خواهد شد، سپس جایگاه شبکه عصبی بیان می‌شود، در ادامه پیاده‌سازی شبکهٔ عصبی ارائه می‌شود و مدل ترکیبی برای موتورهای القایی یک شین مطرح می‌شود. مدل استاتیکی ترکیبی برای بار یک شین صنعتی و نیز نتیجه‌گیری کلی در نهایت بیان خواهد شد.

۲ـ مدلسازی استاتیکی ترکیبی بارها

هدف، به دست آوردن مدل استاتیکی یک شین مصرف صنعتی است که ترکیبی از اجزای بار مختلف است. در این مقاله، برای به دست آوردن مدل ترکیبی، فرضیات زیر لحاظ شده است:

الف - تجهیزات و اجزای مختلف، تأثیری بر عملکرد همدیگر ندارند و به صورت پارالل به شین تغذیه متصل‌اند.

ب - تلفات سیستم توزیع مدل نمی‌شود.

ج - سیستم، سه فاز متقارن فرض می‌شود.

د - بارهایی که به طور پیوسته در مدار هستند مدل می‌شوند، بارهای مخصوص (ترموستاتی، کوره‌ها و...) در مدلسازی وارد نمی‌شود.

برای ترکیب بارهای موجود در شین، مدل کلی زیر برای توان حقیقی و راکتیو در نظر گرفته می‌شود[۸و۹]:

$$\begin{cases} \dfrac{P}{P_o} = P_{a1}.V^{np1}.(1+b_p.\Delta f) + P_{a2}.V^{np2} & (۱) \\ \dfrac{Q}{Q_o} = Q_a.V^{nq}.(1+b_q.\Delta f) & (۲) \end{cases}$$

می‌توان نشان داد [۴و۵] که مجهولات معادله‌های (۱) و (۲) به ترتیب از معادله‌های زیر تعیین می‌شوند:

$$P_{a1} = \sum_{i=1}^{m} N_i \qquad (۳)$$

(m = تعداد اجزایی که توان حقیقی آنها وابسته به فرکانس است)

$$P_{a2} = \sum_{i=m+1}^{k} N_i \qquad (۴)$$

(k = تعداد کل اجزا)

[DOR: 20.1001.1.2251600.1379.19.2.3.3]

$$np1=\frac{\sum_{i=1}^{m} N_i.n_i}{P_{a1}} \quad (۵)$$

$$np2=\frac{\sum_{i=m+1}^{k} N_i.n_i}{P_{a2}} \quad (۶)$$

$$N_i \triangleq \frac{P_{oi}}{P_o} \qquad i=1,...,k \quad (۷)$$

$$n_i=\frac{\partial P_i/\partial V}{P_{oi}} \qquad i=1,...,k \quad (۸)$$

$$Q_a=\sum_{i=1}^{k} N_i.\tan\left[\mathrm{Cos}^{-1}(pf_i)\right] \quad (۹)$$

$$nq=\frac{1}{Q_a}.\left[\sum_{i=1}^{k} N_i.Q_{vi}.\tan\left[\mathrm{Cos}^{-1}(pf_i)\right]\right],$$

$$Q_{vi}=\frac{\partial Qi/\partial V}{Q_{oi}/Vo} \quad (۱۰)$$

$$b_p=\frac{\sum_{i=1}^{k} N_i.b_{pi}}{P_{a1}} \quad , \quad b_{pi}=\frac{\partial P_i/\partial f}{P_{oi}} \quad (۱۱)$$

$$b_q=\frac{\sum_{i=1}^{k} N_i.b_{pi}.\tan\left[\mathrm{Cos}^{-1}(pf_i)\right]}{Q_a} \quad (۱۲)$$

P = کل توان حقیقی تجمعی شین

Q = کل توان راکتیو تجمعی شین

P_0 = توان حقیقی شین، در ولتاژ و فرکانس نامی

Q_0 = توان راکتیو شین، در ولتاژ و فرکانس نامی

np_1 = ضریب حساسیت تجمعی توان حقیقی نسبت به ولتاژ (قسمت وابسته به فرکانس)

np_2 = ضریب حساسیت تجمعی توان حقیقی نسبت به ولتاژ (قسمت مستقل از فرکانس)

b_p = ضریب حساسیت تجمعی توان حقیقی نسبت به فرکانس

nq = ضریب حساسیت توان راکتیو نسبت به ولتاژ

b_q = ضریب حساسیت تجمعی توان راکتیو نسبت به فرکانس

V = ولتاژ (پریونیت)

Δf = تغییر فرکانس از فرکانس نامی (پریونیت)

m = تعداد جزء وابسته به فرکانس موجود در باس

k = تعداد کل اجزای متصل شده به باس

P_{oi} = توان حقیقی مصرفی جزء i ام در ولتاژ و فرکانس نامی

Q_{oi} = توان راکتیو مصرفی جزء i ام در ولتاژ و فرکانس نامی

P_i = توان حقیقی مصرفی جزء i ام در ولتاژ V و فرکانس f

Q_i = توان راکتیو مصرفی جزء i ام در ولتاژ V و فرکانس f

N_i = سهم توان حقیقی جزء i ام نسبت به کل توان حقیقی تجمعی شین

P_{a1} = درصد توان حقیقی اجزای وابسته به فرکانس از کل توان حقیقی تجمعی شین

P_{a2} = درصد توان حقیقی اجزای مستقل از فرکانس از کل توان حقیقی تجمعی شین

V_o = ولتاژ نامی

V_s = ولتاژ تغذیه موتور القایی سه فاز

Slip = لغزش نامی

η = راندمان

$\frac{T_s}{T_n}$ = نسبت گشتاور راه‌اندازی به گشتاور نامی

I_{start} = جریان راه‌اندازی.

مشاهده می‌شود که برای به دست آوردن مدل ترکیبی، به داده‌های زیر نیاز است:

الف - داده‌های مربوط به ترکیب بار: بیانگر انواع مختلف بارهایی که در کلاس بارهای صنعتی می‌توانند وجود داشته باشند (موتورهای صنعتی کوچک، بزرگ و متوسط، روشنایی، تهویه و بارهای مخصوص)، همچنین درصد مشارکت هر یک از اجزای تشکیل دهنده، نسبت به کل توان حقیقی مصرفی.

ب - مشخصات بارها: برای هر جزء بار باید ضرایب حساسیت توان حقیقی و راکتیو نسبت به ولتاژ و فرکانس و همچنین ضریب قدرت هر تجهیز در اختیار باشد. در این مقاله، براساس مطالعات انجام شده [۱و۲]، به جز در مورد موتورهای القایی، در خصوص سایر اجزا، از ضریب حساسیت نشان داده شده در جدول (۱) استفاده شده است. برای به دست آوردن ضریب دقیق مربوط به موتورهای القایی که حدود ۷۰ درصد مصرف کل یک بار صنعتی را به خود اختصاص می‌دهند، روشی نو مبتنی بر استفاده از شبکه‌های عصبی ارائه خواهد شد.

[DOR: 20.1001.1.2251600.1379.19.2.3.3]

جدول ۱- مقادیر ضریب حساسیت پیش فرض در مطالعات EPRI

نوع بار	$\partial Q/\partial f$	$\partial P/\partial f$	$\partial Q/\partial V$	$\partial P/\partial V$
تهویه سه فاز	-۱/۳۱۹	۰/۹۸۰	۲/۵۱	۰/۰۸۸۳
تهویه تک فاز	-۲/۶۷	۰/۹۰۱	۲/۳۰	۰/۲۰۲
تهویه پنجره‌ای	-۲/۸۱	۰/۵۶۳	۲/۴۶	۰/۴۶۸
داکت هیتر	-۱/۱۶۵	۰/۵۱۲	۲/۳۹	۱/۵۶۶
آبگرمکن، اجاق	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۲/۰
لباس خشک‌کن	-۲/۶۳	۰/۰	۳/۲۷	۲/۰۴
یخچال و فریزر	-۱/۴۵۹	۰/۵۳۱	۲/۵۰	۰/۷۶۹
لامپ رشته‌ای	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۱/۵۵۲
لامپ فلورسنت	-۲/۶۶	۱/۰	۷/۳۸	۰/۹۶۲

۳- جایگاه شبکهٔ عصبی در تحقیق انجام شده

همان گونه که اشاره شد، برای به دست آوردن مدل ترکیبی بار یک شین صنعتی، ضریب حساسیت اجزای بار باید معلوم باشد. از آنجا که موتورهای القایی درصد عمده‌ای از بارهای صنعتی را تشکیل می‌دهند، لازم است ابتدا با روشی مناسب و دقیق، این ضریب را برای هر موتور و سپس برای ترکیب موتورها به دست آورد. درعین حال روش یاد شده باید فقط به داده‌های معمولی برای محاسبات نیاز داشته باشد.

دو راه برای تعیین ضریب حساسیت موتورهای القایی وجود دارد. یک راه، «انجام آزمون بر روی موتورها» و انجام اندازه‌گیری در محدودهٔ تغییرات ولتاژ و فرکانس مورد نظر و بدست آوردن توابعی برای توان حقیقی و راکتیو موتورها از روی نقاط به دست آمده و بالاخره تعیین ضریب حساسیت از روی این توابع است. روشن است که انجام آزمایشهای بالا مشکلات عملی بسیاری به دنبال دارد و در برخی موارد ناممکن است.

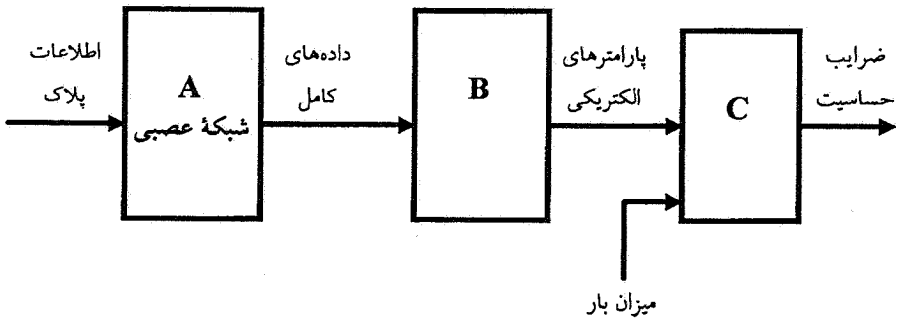
راه دوم که عملی‌تر است، تعیین ضریب حساسیت موتورها با استفاده از پارامترهای الکتریکی موتورها (R_s، X_{ls}، X_{ms}، X_{lr} و R_r) و شرایط فیزیکی حاکم بر کار موتورهاست. پارامترهای الکتریکی موتورها را می‌توان با استفاده از مقادیر داده‌هایی شامل ولتاژ، فرکانس، بازده، سرعت، ضریب قدرت، جریان راه‌اندازی و نسبت گشتاور راه‌اندازی به گشتاور نامی تعیین کرد [۱۰]. بدیهی است گرچه داده‌هایی از قبیل ولتاژ یا فرکانس کار، به سهولت در دسترس است، اما وضعیت در خصوص داده‌هایی از قبیل جریان راه‌اندازی و یا نسبت گشتاور راه‌اندازی به گشتاور نامی این گونه نیست. در این مقاله، به کمک شبکه‌های عصبی، مطابق با شکل (۱) مشکل حل شده است. اطلاعات پلاک موتور پس از عبور از بلوک A که یک شبکه عصبی است به اطلاعات کامل (شامل ولتاژ، فرکانس، بازده، سرعت، ضریب قدرت، جریان راه‌اندازی و نسبت گشتاور راه‌اندازی به گشتاور نامی) تبدیل می‌شود. سپس در بلوک B براساس مطالعات مرجع [۱۰] و با استفاده از داده‌ها، پارامترهای الکتریکی (R_s، X_{ls}، X_{ms}، X_{lr} و R_r) تعیین شده و به دنبال در بلوک C، ضرایب حساسیت مشخص می‌شوند. در ادامه با استفاده از روندی که در بخش (۲) ارائه شد، مدل ترکیبی موتورها و سپس مدل ترکیبی بار صنعتی تعیین می‌شود.

۴- پیاده سازی شبکه عصبی

در این تحقیق از شبکهٔ عصبی با مدل انتشار به عقب استفاده شده است. چنین شبکه‌ای می‌تواند شامل چندین لایه یادگیرنده باشد و «وزنها» در تمام لایه‌ها قابل تغییر باشند و در فرایند یادگیری، تعیین می‌شوند. چنین شبکه عصبی قادر است هر نگاشتی (خطی یا غیرخطی) بین دو بردار m و n بعدی را با دقت خوبی اجرا کند [۱۱-۱۴] و در این تحقیق با استفاده از شبکهٔ عصبی با دو لایه میانی و مدل انتشار به عقب، دقت مورد نظر برآورده شد.

در آزمایشهای انجام شده، از اطلاعات موتورهای موجود در

[DOR: 20.1001.1.2251600.1379.19.2.3.3]



شکل ۱. جایگاه شبکهٔ عصبی در تعیین مدل استاتیکی موتورهای القایی

نرم‌افزار Motor Master+ [۱۵] استفاده شده است. این نرم‌افزار، اطلاعات بیش از ۱۰ هزار موتور القایی از ۱۸ کارخانهٔ موتور سازی غربی و شرقی را در قدرتهای بین ۱ تا ۴۰۰ اسب بخار (در ۲۵ محدوده) و در ولتاژهای بین ۲۲۰ تا ۴۰۰۰ ولت (در ۹ ولتاژ) و در سرعتهای ۹۰۰، ۱۲۰۰، ۱۸۰۰ و ۳۶۰۰ دور بر دقیقه داراست؛ این نرم‌افزار براساس استاندارد NEMA تهیه شده است. در این مقاله، موتورهای یاد شده، براساس قدرت خروجی‌شان، دسته‌بندی شده و در الگوهای آموزشی مورد استفاده واقع شده‌اند. این کار به منظور فراهم آوردن امکان یادگیری شبکه با خطای مطلوب است، چرا که در غیراین صورت، با توجه به پراکندگی بسیار زیاد الگوها، ممکن است شبکهٔ عصبی، خروجی مطلوب را تأمین نکند. به عبارت دیگر، یک شبکهٔ مشخص، برای الگوهای یک دسته موتور، با قدرت مشخص، آموزش داده می‌شود و نیازی به وارد کردن قدرت موتورها به عنوان یک ورودی نیست.

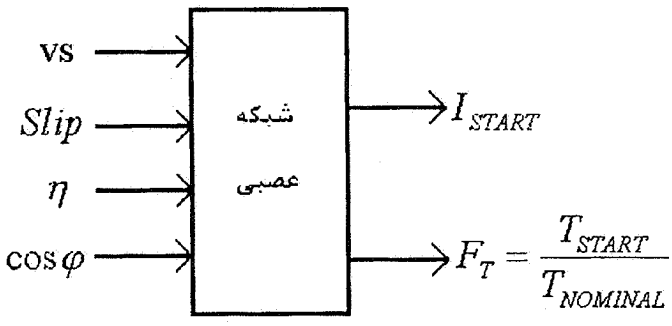
۴-۱- آموزش شبکهٔ عصبی

روند آموزش در قالب یک مثال توضیح داده می‌شود:

در قدرت یک اسب بخار، تعداد ۵۵ موتور از کارخانه‌های مختلف انتخاب شد. لیست داده‌های این موتورها در جدول (۲) آورده شده است.

اطلاعات ۵۵ موتور یاد شده به نحوی مرتب شد که برای هر موتور، ولتاژ، لغزش، بازده و ضریب قدرت به عنوان ورودی شبکه عصبی و جریان راه‌اندازی و نسبت گشتاور راه‌اندازی به گشتاور نامی به عنوان خروجی شبکهٔ عصبی در نظر گرفته شود، شکل (۲).

به لحاظ اینکه خروجیها، خروجی تابع سیگموئید هستند،



شکل ۲- شبکهٔ عصبی اولیهٔ پیشنهادی

مقادیر خروجی، در الگوهای یادگیری، نرمالیزه شدند. برای اطلاع از میزان یادگیری شبکه، از rms بردار خطاهای خروجی شبکه استفاده شده است [۱۲]:

$$\text{Error} = \sqrt{\frac{1}{P} \cdot \sum_{i=1}^{P} \left[(y_{1i} - y_{d1i})^2 + (y_{2i} - y_{d2i})^2 \right]} \qquad (۱۳)$$

در معادلهٔ بالا y_{1i} و y_{2i} خروجیهای محاسبه شده در قبال الگوی i ام است و y_{d1i} و y_{d2i} مقادیر مطلوب خروجی در قبال الگوی i ام است. P تعداد الگو و Error بیانگر میزان خطای محاسبه شده است. همچنین در روند آموزش، میزان خطا برای هر الگو نیز محاسبه می‌شود تا بتوان دریافت کدام یک از الگوها، بیشترین خطا را ایجاد می‌کند.

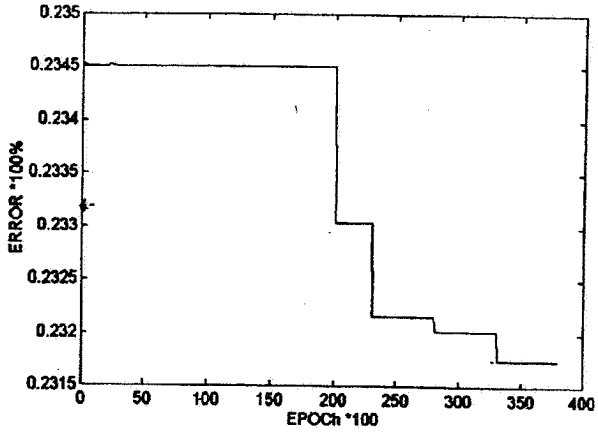
عمل آموزش با تعداد مختلفی از نرونها در دو لایه میانی صورت گرفت و توابع مختلفی برای آموزش شبکه و تعیین ممنتم انتخاب شد که هیچ یک نتوانستند خطا را تا میزان قابل قبولی کم کنند. شکل (۳) نمایش تغییرات خطا برای یک شبکهٔ انتشار به

[DOR: 20.1001.1.2251600.1379.19.2.3.3]

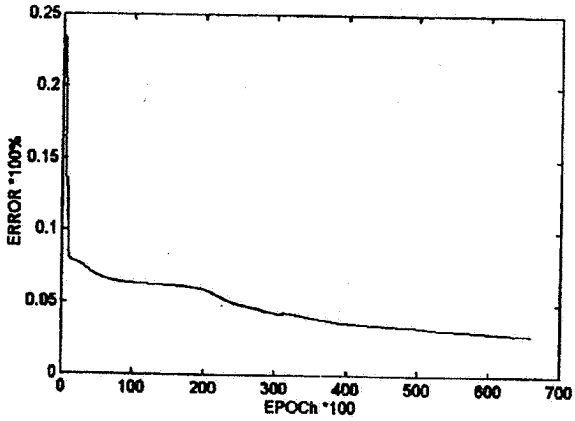
جدول ۲- داده‌های ۵۵ موتور القایی سه فاز در قدرت یک اسب بخار [۱۵]

سازنده	V_s	لغزش	راندمان	ضریب قدرت	T_s/T_n	I_{start}
Baldor	۴۶۰	۰/۰۵۵۶	۰/۶۸	۰/۶۵	۱/۷۲	۷/۶
Brook Cromtion	۴۶۰	۰/۰۵۵۶	۰/۶۵	۰/۶۰	۱/۸۰	۷/۰
G. E.	۴۶۰	۰/۰۱۶۷	۰/۸۰	۰/۹۵۹	۱/۷۸	۱۵/۰
Leeson	۴۶۰	۰/۰۵۵۶	۰/۷۴	۰/۶۳	۲/۰۳	۸/۴
US Motors	۴۶۰	۰/۰۴۴۴	۰/۶۴	۰/۵۸۱	۱/۸۳۶	۹/۲
Teco	۵۷۵	۰/۰۳۸۹	۰/۷۴	۰/۶۲۱	۱/۸۲۵	۹/۸
Brook Cromtion	۵۷۵	۰/۵۵۶	۰/۶۵	۰/۶۰	۱/۸۰	۵/۶
G. E.	۵۷۵	۰/۰۱۶۷	۰/۸۰	۰/۵۹۶	۱/۷۸	۱۲/۰
Teco	۴۶۰	۰/۰۳۸۹	۰/۷۴	۰/۶۲۱	۱/۸۵	۷/۸
Baldor	۲۰۰	۰/۰۵۰	۰/۷۵۵	۰/۶۹	۲/۲۲	۸/۰
Brook Cromtion	۴۶۰	۰/۰۵۸۳	۰/۸۲	۰/۶۴	۲/۰۶	۱۸/۶
Dayton	۴۶۰	۰/۰۳۷۵	۰/۷۵۵	۰/۶۰	۲/۶۹	۱۱/۱
Leeson	۴۶۰	۰/۰۵	۰/۷۷	۰/۶۹	۲/۳۹	۱۰/۰
Maraton	۴۶۰	۰/۰۵	۰/۷۷۵	۰/۶۰۷	۲/۴۹	۱۱/۰
Maraton	۴۶۰	۰/۰۵	۰/۷۷	۰/۶۲	۲/۵۶	۱۰/۷
Reliance	۴۶۰	۰/۰۴۰۸	۰/۷۴	۰/۵۸	۲/۳۴	۹/۹
Tatung	۴۶۰	۰/۰۵	۰/۸۲۵	۰/۶۸	۳/۵۸	۱۱/۵
Teco	۴۶۰	۰/۰۴۱۷	۰/۸۵۵	۰/۶۰	۱/۷۰	۱۵/۰
Toshiba	۲۰۰	۰/۰۴۱۷	۰/۸۲۵	۰/۶۳	۲/۸۳	۲۷/۶
US Motors	۴۶۰	۰/۰۳۷۵	۰/۷۷	۰/۶۰	۲/۶۹	۱۱/۱
Westinghouse	۴۶۰	۰/۰۴۱۷	۰/۸۵۵	۰/۶۸۵	۲/۶۱	۱۵/۰
Baldor	۴۶۰	۰/۰۵	۰/۷۵۵	۰/۶۹	۲/۲۲	۸/۰
Brook Cromtion	۴۶۰	۰/۰۵۸۳	۰/۸۲	۰/۶۴	۲/۰۶	۸/۱
Dayton	۴۶۰	۰/۰۳۷۵	۰/۷۵۵	۰/۶۰	۲/۶۹	۱۱/۱
Leeson	۴۶۰	۰/۰۵	۰/۷۷	۰/۶۹	۲/۳۹	۱۰/۰
Magne Tek	۴۶۰	۰/۰۴۵۸	۰/۸۲۵	۰/۶۶	۲/۵۸۷	۹/۰
Westinghouse	۴۶۰	۰/۰۳۳۳	۰/۷۵۵	۰/۶۰	۱/۷۱	۱۵/۰
Baldor	۴۶۰	۰/۰۵	۰/۷۵۵	۰/۶۹	۲/۲۲	۹/۰
Dayyton	۴۶۰	۰/۰۴۱۷	۰/۸۲۵	۰/۶۲۲	۲/۳۹	۱۰/۷
Westinghouse	۴۶۰	۰/۰۳۳۳	۰/۷۵۵	۰/۶۰۵	۱/۷۱	۱۵/۰
US Morots	۴۶۰	۰/۰۳۷۵	۰/۸۲۵	۰/۶۲۲	۲/۹۳	۱۰/۷
Teco	۴۶۰	۰/۰۳۳۳	۰/۷۵۵	۰/۶۰۵	۱/۷۱	۱۵/۰
Brook Cromtion	۵۷۵	۰/۰۵۸۳	۰/۸۲	۰/۶۴	۲/۰۶۴	۶/۵
Teco	۵۷۵	۰/۰۴۱۷	۰/۸۵۵	۰/۶۸۵	۲/۶۱	۱۲/۰
Toshiba	۵۷۵	۰/۰۴۱۷	۰/۸۲۵	۰/۶۳	۲/۸۲۶	۹/۶
US Motors	۵۷۵	۰/۰۳۷۵	۰/۸۲۵	۰/۶۰۵	۲/۹۵	۸/۵
Brook Cromtion	۲۰۰	۰/۰۴۴	۰/۸۲۵	۰/۶۹	۲/۹۳	۲۸/۸
Baldor	۴۶۰	۰/۰۴۱۷	۰/۷۷	۰/۷۴	۳/۳۶۷	۱۱/۵
Dayton	۴۶۰	۰/۰۳۳۳	۰/۸۶۵	۰/۷۷۸	۴/۴۳۳	۱۱/۵
Leeson	۴۶۰	۰/۰۴۱۷	۰/۷۸	۰/۷۱	۳/۲۷	۱۱/۰
Maraton	۴۶۰	۰/۰۳۸۹	۰/۷۷	۰/۶۸۴	۳/۴۰	۱۲/۰
Reliance	۴۶۰	۰/۰۳۷۲	۰/۸۴۱	۰/۷۹۳	۲/۷۲	۱۹/۰
Tatung	۴۶۰	۰/۰۵	۰/۸۴	۰/۷۷	۲/۷۱	۱۰/۵
Teco	۴۶۰	۰/۰۳۰۶	۰/۸۶۵	۰/۷۷	۲/۷۶۷	۱۵/۰
Toshiba	۲۰۰	۰/۲۷۸	۰/۸۵۵	۰/۷۹	۳/۳۷	۲۵/۳
US Motors	۴۶۰	۰/۰۲۲۲	۰/۸۱۵	۰/۶۴۹	۴/۱۰	۱۵/۳
Westinghouse	۴۶۰	۰/۰۳۰۶	۰/۸۶۵	۰/۷۷	۳/۱۰	۱۵/۰
Toshiba	۵۷۵	۰/۰۲۷۸	۰/۸۵۵	۰/۷۹	۳/۳۶۷	۸/۸
Teco	۵۷۵	۰/۰۳۰۶	۰/۸۶۵	۰/۷۷	۳/۱۰	۱۲/۰
Baldor	۴۶۰	۰/۰۴۱۷	۰/۷۵۵	۰/۷۶	۳/۶۶۷	۱۱/۰
Leeson	۴۶۰	۰/۰۴۱۷	۰/۷۷۱	۰/۷۶	۲/۲۶۷	۹/۰
Brook Cromtion	۲۰۰	۰/۰۵	۰/۷۸	۰/۷۷	۲/۵۳۳	۲۰/۰
Baldor	۲۰۰	۰/۰۴۱۷	۰/۷۷	۰/۷۴	۲/۸۷	۲۳/۷
Brook Cromtion	۲۰۰	۰/۰۴۴۴	۰/۸۵۸	۰/۶۹	۲/۸۴	۲۸/۸
Maraton	۲۰۰	۰/۰۳۸۹	۰/۷۷	۰/۶۸۴	۳/۴۰	۲۷/۶

[DOR: 20.1001.1.2251600.1379.19.2.3.3]



شکل ۳- تغییرات خطای شبکهٔ عصبی



شکل ۴- تغییرات خطای شبکهٔ عصبی بعد از نرمالیزه کردن داده‌ها

عقب با دو لایه نهان و در هر لایه نهان، ۵ نرون است. تعداد الگو ۵۵ عدد است. تا epoch 38000 عمل آموزش صورت گرفته است که خطای نهایی به میزان Error=23.17% و ماکزیمم خطا مربوط به الگوی شمارهٔ ۳۷ به میزان ۵۷/۳ درصد است. روشن است که مقادیر خطای یاد شده به هیچ وجه رضایتبخش نیست.

به دنبال روشی برای کم کردن خطا، تفاوت زیاد اعداد در نرونهای ورودی، عامل اصلی خطا تشخیص داده شد، چرا که در یک الگوی خاص، ورودی به نرون اول، ولتاژ است (مثلاً عدد ۴۶۰)، ورودی به نرون دوم لغزش است (که عددی کوچکتر از ۰/۱ است) و ورودی به نرونهای سوم و چهارم، بین صفر و یک است. به همین دلیل داده‌های الگوها نرمالیزه شدند (مقادیر ولتاژ بر ۱۰۰۰ تقسیم و مقادیر لغزش در ۱۰ ضرب شدند). حاصل تکرار آموزش شبکهٔ قبل، با الگوهای جدید در شکل (۴) به نمایش گذاشته شده است. تعداد epoch 66100 صورت گرفته و خطا تا میزان Error=2.84% کم شده است. ماکزیمم خطا مربوط به الگوی شمارهٔ ۴۶ به میزان ۶/۹ درصد است. نسبت به حالت قبل خطا کمتر شده است ولی هنوز رضایتبخش نیست.

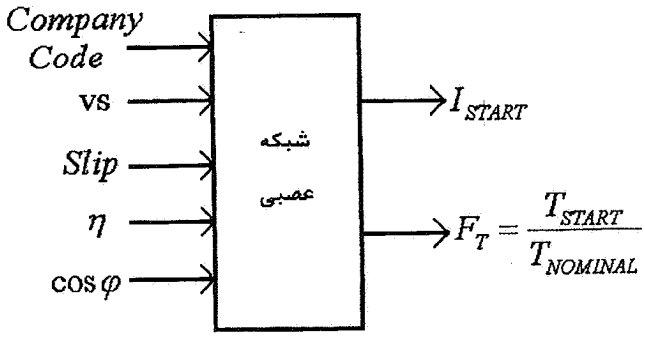
طبیعتاً پراکندگی اطلاعات مربوط به الگوهای مختلف، باعث کم نشدن خطاست. هر کارخانهٔ سازنده چند الگو در جمع الگوها وارد کرده است و به لحاظ اینکه تکنولوژی ساخت و طراحی و مواد به کار گرفته شده در هر کارخانه با کارخانهٔ دیگر متفاوت است، مشخصات ظاهری و درونی موتورها هم، با یکدیگر متفاوت هستند. به هر صورت باید به شکلی اطلاعاتی در مورد دسته‌های مختلف موتورها در اختیار شبکه قرار گیرد. بدین ترتیب به هر کارخانه سازنده یک کد مخصوص اختصاص داده شد. برای اینکه این کدها با دیگر مقادیر ورودی یکدست باشد و از طرفی میانگین و واریانس این کدها کوچک باشد به ۱۸ کارخانهٔ سازنده، اعدادی بین ۰/۱ تا ۱/۸ اختصاص داده شد. مثلاً به کارخانهٔ زیمنس کد ۰/۴ تعلق گرفت، شکل (۵). نتیجهٔ آموزش در شکل (۶) به نمایش گذاشته شده است. میزان خطا در مقایسه با آموزشهای قبل، به میزان قابل توجهی کمتر شده است. با تعداد epoch 16500 خطا تا حد ۰/۶۲ درصد پایین آمده است و ماکزیمم خطا مربوط به الگوی شمارهٔ ۴۶ به میزان ۲/۳ درصد است، که مقادیری رضایتبخش است.

۴-۲- فراخوانی شبکهٔ عصبی

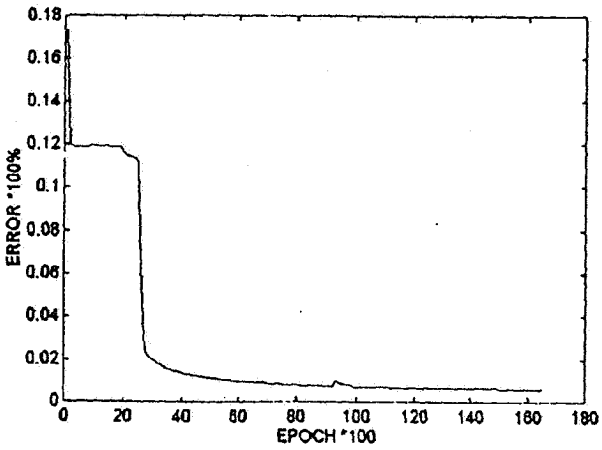
برای حصول اطمینان از خوب عمل کردن آخرین شبکهٔ تعلیم دیده، دوباره از نرم‌افزار Motor Moster+ [۱۵]، پنج موتور به عنوان شاهد انتخاب شد، به صورتی که قدرت خروجی آنها یک کیلووات باشد، ولی جزو الگوهای انتخاب شده در الگوهای آموزشی نباشد.

با استفاده از آخرین وزنهای به دست آمده در شبکهٔ آموزش دیده با الگوهای نهایی، خروجیهای متناظر با پنج شاهد اخیر محاسبه شد. در جدول (۳) اطلاعات مربوط به پنج موتور اخیر (مقادیر حقیقی آنها)، خروجیهای محاسبه شده توسط شبکهٔ عصبی و میزان خطا مشاهده می‌شود.

[DOR: 20.1001.1.2251600.1379.19.2.3.3]



شکل ۵- ورودیها و خروجیهای شبکه در حالت نهایی



شکل ۶- تغییرات خطای شبکهٔ عصبی در حالت شبکهٔ شکل (۵)

۴-۳- تغییر تعداد نرونهای لایه نهان

به منظور بررسی تأثیر تعداد نرون در دو لایهٔ نهان بر میزان خطا در مرحلهٔ یادگیری و نیز میزان خطا در مرحلهٔ فراخوانی، روند آموزش بخش (۴-۲) با تعداد متفاوت نرون در لایه‌های نهان تکرار شد. با استفاده از همان ۵۵ الگوی یادگیری برای موتورهای یک اسب بخار، جدول (۲)، نتایج خطای یادگیری با ۵، ۷، ۹ و ۱۳ نرون در لایه‌های میانی در شکل (۷) آمده است. تعداد نرون در هر دو لایهٔ میانی برابر در نظر گرفته شده‌است.

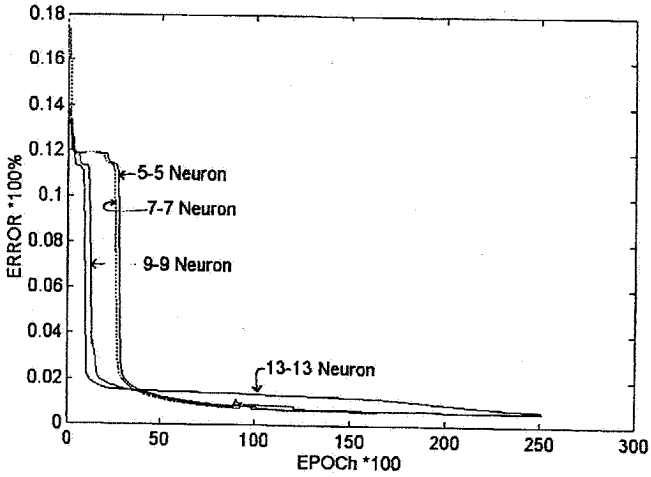
جدول (۴) بیانگر میزان خطای مد فراخوانی شبکه‌های ۵، ۷، ۹ و ۱۳ نرون در هر یک از لایه‌های میانی برای ۵ موتور (شاهد) موجود در جدول (۳) است.

روشن است که میزان خطای شبکهٔ عصبی با ۵، ۷ و ۹ نرون در حدود همدیگرند ولی با افزایش تعداد نرون میزان میانگین خطا در شبکهٔ عصبی با ۱۳ نرون، افزایش یافته است. در صورتی که زمان آموزش در نظر گرفته شود، به نظر می‌رسد تعداد ۵ نرون برای مثال بالا مناسب باشد. انجام آزمایش با دسته موتورهای دیگر، نتایج مشابهی به بار آورد که با توجه به حجم مطلب از ذکر جزییات خودداری می‌شود.

۵- مدل ترکیبی برای موتورهای القایی موجود روی یک شین

همان گونه که ذکر شد، موتورهای القایی حدود ۷۰ درصد بارهای صنعتی را تشکیل می‌دهند؛ لذا ارائه مدلی هرچه دقیقتر برای موتورهای القایی، منجر به مدلسازی بارهای روی یک شین با خطای کمتر خواهد شد. در بند ۳، جایگاه شبکهٔ عصبی در تحقیق انجام شده، توضیح داده شد و در بخش (۴) چگونگی استفاده از شبکهٔ عصبی و روند پیاده‌سازی آن نشان داده شد.

در این قسمت به تعیین ضریب حساسیت موتورهای القایی پرداخته می‌شود. روشن است که با استفاده از شبکهٔ عصبی که در بخش (۴) توضیح داده شده می‌توان به پارامترهای الکتریکی مورد نیاز در تعیین ضریب حساسیت دست یافت. ابتدا روند محاسبهٔ ضریب حساسیت موتورهای القایی توضیح داده خواهد شد [۱۰] و سپس با استفاده از توضیحات مندرج در بخش (۲)، مدل ترکیبی استاتیکی موتورهای القایی روی یک شین تعیین خواهد شد. روشن است از این مدل می‌توان در مدلسازی استاتیکی کل بارهای موجود روی یک شین (موتوری و غیرموتوری) استفاده کرد.



شکل ۷- خطای آموزش شبکهٔ عصبی با تعداد متفاوت نرون لایه‌های میانی

[DOR: 20.1001.1.2251600.1379.19.2.3.3]

جدول ۳- اطلاعات ۵ موتور شاهد از نرم‌افزار Motor Moster+ و خروجی‌های محاسبه شده توسط شبکهٔ عصبی و درصد خطا

شمارهٔ موتور	اسب بخار	کارخانهٔ سازنده	ولتاژ	سرعت (rpm)	بازده	ضریب توان	گشتاور راه‌اندازی به گشتاور نامی	جریان راه اندازی (آمپر)
۱	۱	Marathon	۴۶۰/۲۳۰	۸۵۰	۰/۷۲	۰/۶۲	۱/۹۳۵	۸/۰
۲	۱	Baldor	۴۶۰	۱۱۴۰	۰/۸۰۵	۰/۷۱	۲/۹۳	۱۰/۵
۳	۱	Dyton	۴۶۰/۲۳۰	۱۱۵۰	۰/۸۱۵	۰/۶۲۴	۲/۹۳	۱۰/۷
۴	۱	Baldor	۴۶۰/۲۳۰	۳۴۵۰	۰/۷۵۵	۰/۷۶	۳/۶	۱۱/۰
۵	۱	Toshiba	۵۷۵	۱۷۵۰	۰/۸۵۵	۰/۷۹	۳/۳۷	۸/۸

شمارهٔ موتور	نسبت گشتاور راه‌اندازی به گشتاور نامی محاسبه شده	جریان راه اندازی محاسبه شده	درصد خطای گشتاور راه‌اندازی به گشتاور نامی محاسبه شده	درصد خطای جریان راه اندازی
۱	۱/۹۳۸۵	۷/۹۸۶	۰/۱۸۱	۰/۱۷۵
۲	۲/۹۶۲	۱۰/۴۷۹	۱/۰۹۲	۰/۲
۳	۲/۹۵۲۵	۱۰/۶۶۵	۲/۲۵	۰/۳۲۷
۴	۳/۵۲۲	۱۱/۰۶۴	۲/۱۶۷	۰/۵۸۲
۵	۳/۳۵۶	۸/۸۸	۰/۴۱۵	۰/۹۰۹۱

جدول ۴- میزان خطای مد فراخوانی شبکه‌های عصبی با تعداد نرون متفاوت در لایه‌های میانی (در هر شبکه عصبی تعداد نرون لایه‌های میانی برابر در نظر گرفته شده است)

Error $\%F_T$ = درصد خطای گشتاور راه‌اندازی به گشتاور نامی

%Error Istart = درصد خطای جریان راه‌اندازی

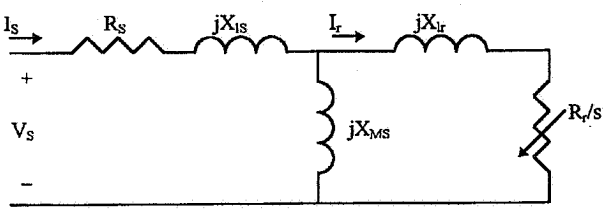
	۵ نرونه		۷ نرونه		۹ نرونه		۱۳ نرونه	
شمارهٔ موتور	$\%F_T$ Error	%Error Istart	$\%F_T$ Error	%Error Istart	$\%F_T$ Error	%Error Istart	$\%F_T$ Error	%Error Istart
۱	۰/۲۶	۰/۴۹	۰/۴۹	۰/۲۶	۰/۹۰	۰/۴۹	۰/۱۰	۱/۸۰
۲	۱/۱۳	۰/۲۰	۱/۳۸	۰/۴۶	۰/۹۶	۰/۱۷	۰/۲۹	۳/۲۶
۳	۰/۸۴	۰/۱۴	۱/۰۸	۰/۴۸	۰/۷۸	۰/۴۲	۰/۲۷	۲/۶۹
۴	۰/۶۰	۰/۱۹	۱/۷۴	۰/۰۸	۰/۴۰	۰/۱۶	۰/۱۱	۱/۵۳
۵	۰/۱۳	۰/۶۵	۰/۱۲	۰/۱۷	۰/۰۴	۰/۰۳	۰/۱۸	۱/۷۴
میانگین خطا	٪۰/۴۶۳		٪۰/۵۲۶		٪۰/۴۳۵		٪۱/۲	

۵-۱- روند محاسبهٔ ضریب حساسیت موتورهای القایی

با در نظر گرفتن مدار معادل بر فاز یک موتور القایی سه فاز، مطابق با شکل (۸) می‌توان نوشت:

$$Z=(R_s+jX_{ls})+\left(jX_m \parallel \left[jX_{lr}+\frac{R_r}{s}\right]\right) \qquad (۱۴)$$

[DOR: 20.1001.1.2251600.1379.19.2.3.3]



شکل ۸- مدار معادل بر فاز یک موتور القایی سه فاز

$$Z = R_{eq} + jX_{eq} \qquad (۱۵)$$

با در نظر داشتن معادلهٔ زیر:

$$S = V_s . I_s^* = V_s . (V_s . \frac{1}{Z})^* = | V_s |^2 . \frac{1}{Z^*} \qquad (۱۶)$$

خواهیم داشت:

$$P + jQ = | V_s |^2 . \frac{1}{R_{eq} - jX_{eq}} = \frac{| V_s |^2}{R_{eq}^2 + X_{eq}^2} . (R_{eq} + jX_{eq}) \qquad (۱۷)$$

لذا:

$$\begin{cases} P = \dfrac{| V_s |^2}{R_{eq}^2 + X_{eq}^2} . R_{eq} & (۱۸) \\ Q = \dfrac{| V_s |^2}{R_{eq}^2 + X_{eq}^2} . X_{eq} & (۱۹) \end{cases}$$

بدین ترتیب، مشتق P و Q نسبت به $|V_s|$، ضرایب حساسیت توان حقیقی و راکتیو نسبت به ولتاژ را به دست می‌دهد. برای محاسبهٔ ضریب حساسیت توان حقیقی و راکتیو نسبت به فرکانس از مشتق‌گیری عددی استفاده شده است. نتایج بحث بالا در بخش (۵-۲) در قالب یک مثال نشان داده شده است.

۵-۲- یک مثال از مدل ترکیبی موتورهای القایی

جدول (۵) پارامترهای الکتریکی ۵ موتور القایی را در مبنای واحد نشان می‌دهد. ضریب حساسیت، ضریب قدرت و مشارکت این موتورها نیز در جدول (۵) آورده شده است. منظور از ضریب مشارکت برای هر موتور، میزان مصرف توان حقیقی آن موتور (P_{Oi})، نسبت به توان مصرفی کل موتورها (P_O) است.

با توجه به روند کلی که در مدلسازی استاتیکی بارها در بخش (۲) توضیح داده شد (و با توجه به اینکه P و Q در موتورهای القایی وابسته به فرکانس است)، مدل ترکیبی موتورهای موجود در جدول (۵) به صورت زیر تعیین می‌شود [۱۰]:

$$\begin{cases} P = P_o . V^{np} . (1 + b_p . \Delta f) \\ Q = Q_o . V^{nq} . (1 + b_q . \Delta f) \end{cases} \qquad (۲۰)$$

$$\begin{cases} n_p = 2.2508 \\ b_p = 1.4957 \\ Q_o = 0.6629 \\ n_q = 1.6268 \\ b_q = 1.6922 \end{cases}$$

۶- مدل استاتیکی ترکیبی برای باریک شین صنعتی

در قالب یک مثال به تعیین مدل استاتیکی ترکیبی برای بار یک شین صنعتی می‌پردازیم. همچنان که گفته شد در کلاس بارهای صنعتی، بارهای گوناگونی از قبیل انواع تهویه، اجاقها، روشنایی، موتورها و.... وجود دارد. اگر برای هر کدام از بارهای یاد شده، ضریب حساسیت، ضریب قدرت و ضریب مشارکت در اختیار باشد، طبق روند کلی که در بخش (۲) توضیح داده شد، می‌توان مدل استاتیکی ترکیبی را تعیین کرد. جدول (۶) نمایانگر مشخصات بارهایی است که به یک شین متصل هستند. روشن است که در نرم‌افزار تهیه شده، این قابلیت وجود دارد که بتوان مشخصات بارهای دیگری را که احیاناً جزو بارهای موجود در جدول (۶) نیستند، وارد کرد.

در جدول بالا $\frac{P_{Oi}}{P_O}$ ضریب مشارکت هر جزء بار (میزان توان حقیقی آن جز به توان حقیقی کل مصرفی شین) است. مدل ترکیبی استاتیکی بارهای موجود در جدول (۶) به صورت زیر است:

[DOR: 20.1001.1.2251600.1379.19.2.3.3]

جدول ۵- پارامترهای الکتریکی، ضریب حساسیت، قدرت و مشارکت ۵ موتور القایی

Rs (p.u.)	Xls (p.u.)	Xms (p.u.)	Rr (p.u.)	Xlr (p.u.)
۰/۱۱۰	۰/۱۴۰	۲/۸۰	۰/۱۱۰	۰/۰۶۵
۰/۱۱۰	۰/۱۲۰	۲/۰۰	۰/۱۱۰	۰/۱۳۰
۰/۱۲۰	۰/۱۵۰	۱/۹۰	۰/۱۳۰	۰/۱۴۰
۰/۰۳۱	۰/۱۰۰	۳/۲۰	۰/۰۱۸	۰/۱۸۰
۰/۰۱۳	۰/۰۶۷	۳/۸۰	۰/۰۰۹	۰/۰۱۷

cosϕ	np1	nq	bp	bq	P0i/P0
۰/۸۷	۲/۳۱۱۴۵۰۳	۱/۳۰۹۱۹۷	۱/۴۲۹۸۲۵	۰/۸۶۵۷۸۱	۰/۲۰۶۷
۰/۷۹	۲/۳۳۷۸۶۲	۱/۷۸۷۵۴۷	۱/۵۸۰۶۸۶	۱/۳۹۴۱۵۵	۰/۲۰۸۸
۰/۷۴	۲/۴۴۳۵۲۸	۲/۱۸۱۵۰۷	۲/۲۱۳۳۵۹	۱/۴۰۷۹۹۲	۰/۲۱۸۲
۰/۸۴	۲/۰۷۳۲۹۲	۱/۳۱۲۶۶۲	۱/۰۸۵۹۵۹	۰/۹۸۳۲۰۵	۰/۱۸۵۲
۰/۹۴	۲/۰۲۶۹۰۷	۰/۶۹۴۷۶۹	۱/۰۲۷۳۲۸	۰/۰۱۳۵۱۲	۰/۱۸۱۰

جدول ۶- مشخصات بارها و ضرایب مشارکت آنها

P_{oi}/P_o	$\partial Q/\partial f$	$\partial P/\partial f$	$\partial Q/\partial V$	$\partial P/\partial V$	cosϕ	جزء بار
۰/۰۱	-۰/۶۲۴	۰/۸۶۹	۱/۱۸۵	۰/۰۷۸۳	۰/۸۸۲۴	تهویه سه فاز
۰/۰۱	-۰/۶۲۴	۰/۸۶۹	۰/۵۳۸	۰/۱۹۴۳	۰/۹۷۱۸	تهویه تک فاز
۰/۱۰	-۱/۶۰۴	۰/۴۶۶	۱/۴۰۷	۰/۳۸۷۱	۰/۸۲۳۲	تهویه پنجره‌ای
۰/۰۵	-۰/۱۷۰۱	۰/۵۰۸	۰/۳۴۹	۱/۵۵۳	۰/۹۸۹۳	داکت هیتر
۰/۳۰	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۲/۰	۱	آبگرمکن، اجاق
۰/۰۵	-۰/۳۴۲	۰/۰	۰/۴۲۵	۲/۰۳	۰/۹۹۱۶	لباس خشک‌کن
۰/۲	۰/۸۹۹	۰/۴۱۸	۱/۵۴	۰/۶۰۶	۰/۷۸۷۸	یخچال و فریزر
۰/۱۷	۰/۰	۰/۰	۰/۰	۱/۵۵۲	۱	لامپ رشته‌ای
۰/۱۱	-۱/۵۲	۰/۹۹۷۹	۰/۴۲۱۳	۰/۹۵۹۷	۰/۹۹۸۴	لامپ فلورسنت
؟	؟	؟	؟	؟	؟	بارهای دیگر

Bus Load Model:

$$\begin{cases} \dfrac{P}{P_0} = Pa_1 . V^{np1} . \left(1 + b_p . \Delta f\right) + P_{a2} . V^{np2} \\ \dfrac{Q}{Q_0} = Q_a . V^{np} . \left(1 + b_q . \Delta f\right) \end{cases} \qquad (۲۱)$$

$$\begin{cases} P_{a1} = 0.5300 \\ np_1 = 0.8441 \\ b_p = 0.5335 \\ P_{a2} = 0.4700 \\ np_2 = 1.8380 \\ Q_a = 0.2532 \\ nq = 1.3958 \\ b_q = -1.0623 \end{cases}$$

[DOR: 20.1001.1.2251600.1379.19.2.3.3]

۷ـ نتیجه‌گیری

با توجه به اینکه موتورهای القایی درصد بزرگی از بار سیستم قدرت را به خود اختصاص می‌دهند (حدود ۷۰ درصد)، تعیین یک مدل استاتیکی مناسب برای موتورهای القایی، دقت مدلسازی استاتیکی ترکیبی را بالا خواهد برد.

مدلسازی از طریق اندازه‌گیری، مشکل و پرهزینه و گاهی ناممکن است. اغلب از مدلسازی استاتیکی بر مبنای اجزای بار استفاده می‌شود. در تعیین مدل استاتیکی موتورهای القایی از برخی مشخصات نامی این موتورها استفاده می‌شود که عموماً توسط کارخانجات سازنده، در اختیار مصرف‌کنندگان قرار نمی‌گیرد. در این مقاله روندی ارائه شد که با استفاده از شبکه‌های عصبی، اطلاعات نامی ناقص موتورهای القایی تکمیل شود و بدین ترتیب روند مدلسازی استاتیکی موتورهای القایی تکمیل شود. نتایج نشان داده شده، توانایی روش را ارائه داد.

مراجع

1. EPRI Report, "Determining Load Charcteristics for Transient Performances, Volume 1: Management Summary," El-849, Final Report, May 1979.
2. EPRI Report, "Determining Load Characteristics for Transient Performances, Volume 2: Testing and Modelling Load Components," EPRI Final Report, EL-849, May 1979.
3. EPRI Report, "Determining Load Characteristics for Transient Performances, Volume 3: Procedure for Modelling Power System Loads," EL-849, Final Report, May 1979.
4. EPRI Report, "Load Modelling for Power Flow and Transient Stability Computer Studies, Volume 1: Summery Report," EL-5003, January 1987.
5. EPRI Report, "Load Modelling for Power Flow and Transient Stability Computer Studies," Volume 2: Load-Modelling Reference Manual", EPRI Final Report EL-5003, Volume 2, January 1987.
6. EPRI Report, "Load Modelling for Power Flow and Transient Stability Computer Studies, Volume 3: LOADSYN Code Users Manual," EL-5003-CCM, RP 849-7, Jan 1987.
7. EPRI Report, "Load Modelling for Power Flow and Transient Stability Computer Studies, Volume 4: LOADSYN Code Program Reference Manual," EL-5003-CCM, January 1987.
8. Price, W.W., et al, "Load Modelling for Power Flow and Transient Stability Computer Studies," *IEEE Trans, on Power Systems*, Vol. 3, No. 1, Feb, 1988.
9. IEEE Task Force on Load Representation for Dynamic Performance, "Bibliography on Load Models for Power Flow And Dynamic Performance Simulation," *IEEE Trans. on Power Systems*, Vol. 10, No. 1, February 1995.
10. Rogers, G.J., Dimanno, J., and Alden, R.T.G., "An Aggregate Induction Motor Model for Industrial Plants," *IEEE Trans. on Power Appar. and Sys.*, Vol. PAS-103, No. 4, pp. 683-689, April 1984.
11. Dayhoff, J., *Neural Network Architectures, An Introduction*, Van Nostrand Reinhold, 1990.
12. Wasserman, P.D., *Neural Computing Theory and Practice*, Van Nostrand Reinhold, 1989.
13. Kosko, B., *Neural Networks and Fuzzy Systems, a Dynamical Systems Approach to Machine Intelligence*, Prentice Hall, 1992.
14. Vemori, V., *Artifical Neural Networks: Theoretical Concepts*, IEEE Computer Society Press, 1990.
15. Motor Master+, Version 1.0, Gilbert A. McCoy, Bruce Whitney, Developed for the U.S. Department of Energy by the Washington State Energy Office, 1995 WSEO.

[DOR: 20.1001.1.2251600.1379.19.2.3.3]