شناسایی موقعیت و جریان یک قوس الکتریکی خطی با استفاده از مدل فازی عصبی خطی محلی و داده‌های آرایه‌ای از حسگرهای مغناطیسی

جواد شریفی[۱]، استادیار؛ نرگس سراج[۲]، دانشجوی کارشناسی ارشد

۱- دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر - دانشگاه صنعتی قم - قم - ایران - jv.sharifi@gmail.com
۲- دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر - دانشگاه صنعتی قم - قم - ایران - nseraj1992@yahoo.com

چکیده: هدف این مقاله شناسایی موقعیت مکانی و مقدار یک جریان الکتریکی با مسیر خطی با استفاده از میدان مغناطیسی اطراف آن، توسط الگوریتم هوشمند فازی-عصبی است. جریان الکتریکی خطی می‌تواند شامل یک سیم رسانای حامل جریان و یا یک قوس پلاسمای خطی غیردایره‌ای باشد. در ابتدا چند روش غیرهوشمند برای شناسایی یک قوس خطی مورد بحث و بررسی قرار گرفت و پس از ناکامی این روش‌ها، الگوریتم شبکه عصبی و نوروفازی اعمال و کارایی هر یک در شناسایی مختصات و مقدار جریان قوس خطی به‌وسیله داده‌های آرایه‌ای از حسگرهای مغناطیسی حول آن توسط شبیه‌سازی مورد بحث قرار می‌گیرد؛ که الگوریتم نوروفازی بر پایه اندازه‌گیری مؤلفه‌های میدان مغناطیسی حاصل از جریان الکتریکی با آرایه حسگری نتیجه موفق‌تری به همراه دارد. چندین شبیه‌سازی در نرم‌افزار MATLAB برای اثبات این ادعا انجام شده است.

واژه‌های کلیدی: قوس الکتریکی خطی، پلاسما، شناسایی تکه‌ای‌خطی شکل و جریان، الگوریتم فازی عصبی، آرایه حسگر مغناطیسی

Identification of Position and Magnitude of a Linear Electric Current Using Locally Linear Neuro-Fuzzy Model and Based on Data of a Collection of Magnetic Sensors Array

J. Sharifi[1], Assistant Professor; N. Seraj[2], MSc Student

1- Electrical and Computer Engineering Department, Qom University of Technology, Qom, Iran, Email: jv.sharifi@gmail.com
2- Electrical and Computer Engineering Department, Qom University of Technology, Qom, Iran, Email: nseraj1992@yahoo.com

Abstract: The aim of this paper is identification of the position and value of linear electric current by using of magnetic field sensing around it by using of neuro-fuzzy intelligent algorithm. A linear current includes a current-carrying wire or a noncircular linear plasma current. At first, we test several classical methods for identification, but as we will see, all of them are unsuccessful. Then performance of the neural network and neuro-fuzzy algorithm is investigated by the data of an array of magnetic sensors which we assume lie in one and then two rings around electric current. The identification result of magnetic sensors arrays neuro-fuzzy modelling is better than classical and neural network methods. We have done several simulation results in MATLAB to see our assertions.

Key-words: linear electric arc, plasma, current and shape locally linear identification, neuro-fuzzy algorithm, magnetic sensor array

تاریخ ارسال مقاله: ۱۳۹۵/۰۸/۲۱
تاریخ اصلاح مقاله: ۱۳۹۵/۱۱/۰۳
تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۶/۰۱/۱۵
نام نویسنده مسئول: جواد شریفی
نشانی نویسنده مسئول: ایران - قم - بلوار شهید خداکرم - دانشگاه صنعتی قم- دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر

۱- مقدمه

امروزه حدود ۸۰ درصد سوخت بشر از سوخت فسیلی تأمین می‌شود که این انرژی‌ها بازگشت ناپذیرند. طبق تخمین‌ها تا سال ۲۰۵۰ تنها ۲۵ درصد این منابع در جهان باقی می‌مانند [۱]. پس باید به فکر منبع انرژی تجدیدپذیر بود، منبعی مثل هم‌جوشی هسته‌ای که این منبع ارزان و دسترس بوده و حتی می‌تواند از آب دریا تأمین شود.

همجوشی هسته‌ای در دمای بالا انجام می‌شود، زیرا نیروی دافعه کولنی پروتون‌های هسته در دمای میلیون درجه‌ای افزایش از بین رفته و هسته اتم‌ها باهم برخورد می‌کنند. اگر دما تا ۱۰ هزار درجه برسد، الکترون از هسته جدا می‌شود و یک گاز یونیزه بنام پلاسما به وجود می‌آید؛ بنابراین الکترون‌ها در آن آزادند[۲]. جریان پلاسما غیرخطی و شبیه به قوس‌های الکتریکی خطی[۱] به‌هم‌پیوسته است[۳]

دست‌یابی به مقدار و مختصات جریان پلاسما، به لحاظ اهمیت کنترل آن برای انجام آزمایش و ارزیابی داده در دستگاه‌های توکامک اهمیتی ویژه دارد.

برای نمونه در مرجع [۴] با نمونه‌برداری سریع از جریان پلاسما به‌وسیله حسگرهای CCD پرسرعت و با استفاده از الگوریتم‌های تشخیص لبه، به شناسایی بلادرنگ ساختار پلاسمای حاصل از جوش هسته‌ای پرداخته است که البته با توجه به بلادرنگ بودن سیستم، مدعی هستند که می‌توان از آن برای کاربردهای کنترلی ساختار پلاسما استفاده کرد. همچنین در [۵] با استفاده از روش تخمین خطی حداقل مربعات خطا به همراه روش نقطه ثابت و نیز المان محدود برای شناسایی ساختار حالت تعادل پلاسمای توکامک با عملکرد بالای حالت ایستا دست یافته است. از دیگر کاربردهای شناسایی پلاسما، می‌توان به آمادگی ماهواره‌ها و فضاپیماها در مواجهه با جریانات پلاسمای موجود در فضا اشاره کرد که منجر به تولید و ارتقای نرم‌افزارهای تخصیص‌یافته در این زمینه شده است[۶]. همچنین می‌توان به‌منظور شناسایی ساختار جریان پلاسما از روش‌های تحلیل و شناسایی غیرخطی مانند تحلیل اجزای اصلی (PCA) استفاده کرد [۷]. در این روش با مدل جعبه خاکستری از معادلات مغناطیسی MHD جریان پلاسما استفاده کرده است که در آن به‌منظور اصلاح جریان پلاسما در توکامک، یک منبع گرما و یک عملگر محرک جریان به آن اضافه شده و در نهایت به شناسایی چگالی جریان با استفاده از نتایج شبیه‌سازی پرداخته شده است. اگرچه استفاده از PCA پیچیدگی غیرخطی در ابعاد ورودی سیستم را کاهش می‌دهد اما چون یک سیگنال اصلی را به چندین سیگنال افزایش می‌دهد، درنتیجه حجم داده‌ها برای شناسایی را افزایش می‌دهد و درنتیجه برای کنترل بلادرنگ پلاسما مناسب نیست.

از دیگر روش‌ها برای شناسایی شکل و موقعیت پلاسما می‌توان به روش فیلتر مقاوم H_∞ اشاره کرد[۸]. مزیت این روش در استفاده زمان-حقیقی آن به منظور کنترل شکل پلاسما است اما متأسفانه باتوجه به خطی بودن روش برای شناسایی یک ساختار دینامیکی غیرخطی، خطای زیادی دارد.

عده‌ای از محققان نیز از روش‌های خطی نسبتاً ساده‌تر مانند کم‌ترین مربعات و روش مثلث سیمپلکس[۹] برای شناسایی ساختار پلاسما به‌منظور کنترل استفاده کرده‌اند. در مرجع [۱۰] از روش مدل‌سازی تابع پایه دوخطی و کنترل استاندارد PID استفاده کرده است. از دیگر روش‌های شناسایی و کنترل پلاسما عبارت‌اند از روش برخط کنترل پیش‌بین[۱۲-۱۱]، روش پایدارساز کنترل مقاوم[۱۳] می‌باشد. از ایده‌های بنیادی و مهم در این حوزه می‌توان به شناسایی مؤلفه‌های معادلات MHD[۲] پلاسما با استفاده از محاسبات مغناطیسی جریان اشاره کرد[۷،۱۴،۱۵]. نیز از فیلترها و رویت‌گرها (همچون H_∞، کالمن، کانی[۳]) برای شناسایی شکل و جریان پلاسما استفاده شده است[۴، ۸، ۱۶].

مطالعات نشان می‌دهد که روش حداقل مربعات برای شناسایی شکل جریان پلاسما با معادلات MHD نیز موفق بوده است[۵، ۹]. با این روش سه مؤلفه اصلی جریان پلاسما که عبارت‌اند از: شعاع جزئی[۴]، کشیدگی و سه‌پهلویی[۵] ، از روی معادلات MHD شناسایی می‌شوند.

همان‌طور که گفته شد در تمامی کارهایی که در این زمینه صورت پذیرفته، از معادلات MHD پلاسما برای شناسایی آن استفاده شده و شناسایی قوس الکتریکی خطی و تعمیم آن برای شناسایی تکه‌ای‌خطی پلاسما که ایده این پژوهش می‌باشد، تابه‌حال مطرح نشده است. در این پژوهش برای شناسایی جریان و مختصات قوس الکتریکی خطی که سیستمی شامل ۷ مجهول و شدیداً غیرخطی می‌باشد از مدل فازی عصبی خطی محلی[۶] استفاده شده است.

از مدل فازی عصبی با الگوریتم خطی محلی در مواردی همچون پیش‌بینی طوفان‌های خورشیدی [۲۵، ۲۶] و تخمین همجوشی [۲۷] و به‌طورکلی از مدل فازی در شناسایی سیستم‌های غیرخطی[۲۸] و از تلفیق آن با شبکه عصبی برای پیش‌بینی سیستم‌های غیرخطی ترافیک استفاده شده است[۲۹].

در تمامی این موارد روش نوروفازی خطی-محلی منجر به نتایج بسیار دقیقی از شناسایی و تخمین سیستم غیرخطی شده است. در ادامه مقاله دارای ساختار زیر است. در بخش ۲-۱ معادلات بیوساوار میدان مغناطیسی ناشی از یک تکه جریان در مکان یک آرایه دایره‌ای از حسگرها محاسبه شده است. در بخش ۲-۳ شبکه عصبی پرسپترون و در بخش ۲-۳ شبکه فازی-عصبی مورد استفاده در این مقاله شرح داده می‌شود. بخش ۳ مربوط به نتایج استفاده از راه‌های معمول برای حل چند معادله-چند مجهول بوده و در بخش ۴ نتایج شبیه‌سازی حاصل از شبکه عصبی و الگوریتم فازی عصبی و مزایای الگوریتم دوم برای شناسایی قوس الکتریکی خطی با طرح دو آرایه، موردبحث قرار می‌گیرد. در پایان در نتیجه‌گیری و کارهای آینده چگونگی تعمیم این ایده برای شناسایی پلاسمای غیرخطی موردتعامل قرار خواهد گرفت.

۲- ریاضیات مسئله

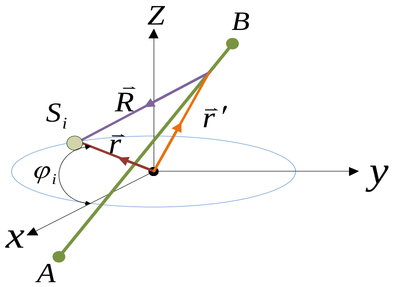
۲-۱- میدان حول یک قوس الکتریکی خطی با استفاده از بیوساوار

با توجه به قانون بیوساوار داریم:

$$dB=\frac{\mu_0 I}{4\pi}\left(\frac{d\vec{l}\times\vec{R}}{R^3}\right)\rightarrow B=\oint_C dB \qquad (۱)$$

طبق شکل ۱ فرضیات زیر را در نظر می‌گیریم: r_0 شعاع دایره حسگری، S_i : حسگر i ام، n تعداد حسگرهای موردنیاز (مجهول)، $\phi_i=\frac{360i}{n}$: زاویه محل حسگر با محور x، x_A، x_B، y_A، y_B، z_A، z_B و I پارامترهای جریان و مختصات می‌باشد و داریم:

$$\vec{R}=\vec{r}-\vec{r}'$$
$$\vec{r}=r_0\cos\varphi_i\hat{x}+r_0\sin\varphi_i\hat{y}$$
$$d\vec{l}=dx\hat{x}+dy\hat{y}+dz\hat{z}$$
$$\vec{r}'=x'\hat{x}+y'\hat{y}+z'\hat{z}$$



شکل ۱: سیم حامل جریان در حلقه حسگری با تعداد مجهولی حسگر

معادله خط سیم و یا قوس الکتریکی خطی به‌صورت زیر است:

$$\frac{x-x_A}{x_B-x_A}=\frac{y-y_A}{y_B-y_A}=\frac{z-z_A}{z_B-z_A}\Rightarrow$$
$$x'=\frac{x_B-x_A}{y_B-y_A}y'-(\frac{x_B-x_A}{y_B-y_A}y_A-x_A)=m_1y'-M_1$$
$$z'=\frac{z_B-z_A}{y_B-y_A}y'-(\frac{z_B-z_A}{y_B-y_A}y_A-z_A)=m_2y'-M_2$$
$$y'=\frac{1}{m_1}x'-(\frac{1}{m_1}x_A-y_A)=m_1'x'-M_1' \qquad (۲)$$
$$z'=\frac{z_B-z_A}{x_B-x_A}y'-(\frac{z_B-z_A}{x_B-x_A}x_A-z_A)=m_3x'-M_3$$
$$x'=\frac{1}{m_3}z'-(\frac{1}{m_3}z_A-x_A)=m_3'z'-M_3'$$
$$y'=\frac{1}{m_2}z'-(\frac{1}{m_2}z_A-y_A)=m_2'z'-M_2'$$

با توجه به فرضیات و معادله (۱) و (۲) داریم:

$$B=(dx'\hat{x}+dy'\hat{y}+dz'\hat{z})\times\frac{(r_0\cos\varphi_i-x')\hat{x}+(r_0\sin\varphi_i-y')\hat{y}-z'\hat{z}}{[(r_0\cos\varphi_i-x')^2+(r_0\sin\varphi_i-y')^2-z'^2]^{3/2}}=$$
$$[\frac{r_0\sin\varphi_i-y'}{A_1}\hat{z}+\frac{z'}{A_1}\hat{y}]dx'+[-\frac{r_0\cos\varphi_i-x'}{A_2}\hat{z}-\frac{z'}{A_2}\hat{x}]dy'-[-\frac{r_0\cos\varphi_i-x'}{A_3}\hat{y}-\frac{r_0\sin\varphi_i-y'}{A_3}\hat{x}]dz'= \qquad (۳)$$
$$[\frac{r_0\sin\varphi_i-y'}{A_1}dx'-\frac{r_0\cos\varphi_i-x'}{A_2}dy']\hat{z}+$$
$$[\frac{z'}{A_1}dx'-\frac{r_0\cos\varphi_i-x'}{A_3}dz']\hat{y}+$$
$$[-\frac{z'}{A_2}dy'-\frac{r_0\sin\varphi_i-y'}{A_3}dz']\hat{x}$$

که هریک محاسبه می‌گردند و معادلات (۴) تا (۹) را می‌سازند:

$$\frac{-(r_0\sin\varphi_i-y')}{A_1}dx'\hat{z}\overset{Line\,eq.}{=}\frac{m_1'x'+d_1}{a_1x'^2+b_1x'+c_1}dx'\hat{z}$$
$$\Rightarrow\int_{x_A}^{x_B}\frac{m_1'x'+d_1}{a_1x'^2+b_1x'+c_1}dx'\hat{z}=$$
$$[-2\alpha_1[(a_{11}x_B^2+b_1x_B+c_1)^{\frac{-1}{2}}-(a_1x_A^2+b_1x_A+c_1)^{\frac{-1}{2}}]$$
$$+e_1a_1^{\frac{-3}{2}}[\frac{x_B+\frac{b_1}{2a_1}}{(\frac{c_1}{a_1}-\frac{b_1^2}{4a_1^2})\sqrt{(x_A+\frac{b_1}{2a_1})^2+(\frac{c_1}{a_1}-\frac{b_1^2}{4a_1^2})}} \qquad (۴)$$
$$-\frac{x_A+\frac{b_1}{2a_1}}{(\frac{c_1}{a_1}-\frac{b_1^2}{4a_1^2})\sqrt{(x_A+\frac{b_1}{2a_1})^2+(\frac{c_1}{a_1}-\frac{b_1^2}{4a_1^2})}}]]\hat{z}$$

که در آن

$$A_1=a_1x'^2+b_1x'+c_1,\quad \alpha_1=\frac{m_1'}{2a_1},\quad e_1=\frac{b_1m_1'}{2a_1}-d_1$$
$$a_1=1+m_1'^2+m_3^2,\quad d_1=-r_0\sin\varphi_i-M_1'$$
$$b_1=-2r_0\cos\varphi_i-2m_1'r_0\sin\varphi_i-2M_1'm_1'-2M_3m_3$$
$$c_1=r_0^2+2M_1'r_0\sin\varphi_i+M_3^2+M_1'^2$$

و

$$\frac{-z'}{A_1}dx'\hat{y}\overset{Line\,eq.}{=}\frac{m_3x'+M_3}{a_1x'^2+b_1x'+c_1}dx'\hat{y}$$
$$\Rightarrow\int_{x_A}^{x_B}\frac{m_3x'+M_3}{a_1x'^2+b_1x'+c_1}dx'\hat{y}=$$
$$[-2\alpha_2[(a_1x_B^2+b_1x_B+c_1)^{\frac{-1}{2}}-(a_1x_A^2+b_1x_A+c_1)^{\frac{-1}{2}}]$$
$$+e_2a_1^{\frac{-3}{2}}[\frac{x_B+\frac{b_1}{2a_1}}{(\frac{c_1}{a_1}-\frac{b_1^2}{4a_1^2})\sqrt{(x_A+\frac{b_1}{2a_1})^2+(\frac{c_1}{a_1}-\frac{b_1^2}{4a_1^2})}} \qquad (۵)$$
$$-\frac{x_A+\frac{b_1}{2a_1}}{(\frac{c_1}{a_1}-\frac{b_1^2}{4a_1^2})\sqrt{(x_A+\frac{b_1}{2a_1})^2+(\frac{c_1}{a_1}-\frac{b_1^2}{4a_1^2})}}]]\hat{y}$$

که در آن $\alpha_2=-\frac{m_3}{2a_1},\quad e_1=\frac{b_1m_3}{2a_1}-M_3$ است. داریم:

$$\frac{-(r_0 s\cos\varphi_i - x')}{A_2}dy'\hat{z} \overset{Line\,eq.}{=} \frac{-m_1y'+d_2}{a_2y'^2+b_2y'+c_2}dy'\hat{z}$$

$$\Rightarrow \int_{Y_A}^{Y_B}\left(\frac{-m_1y'+d_2}{a_2y'^2+b_2y'+c_2}\right)dy'\hat{z} =$$

$$[2\alpha_3[(a_2y_B^2+b_2y_B+c_2)^{\frac{-1}{2}}+(a_2y_A^2+b_2y_A+c_2)^{\frac{-1}{2}}]$$

$$-e_3a_2^{\frac{-3}{2}}[\frac{y_B+\frac{b_2}{2a_2}}{(\frac{c_2}{a_2}-\frac{b_2^2}{4a_2^2})\sqrt{(y_B+\frac{b_2}{2a_2})^2+(\frac{c_2}{a_2}-\frac{b_2^2}{4a_2^2})}} \qquad (۶)$$

$$+\frac{y_A+\frac{b_2}{2a_2}}{(\frac{c_2}{a_2}-\frac{b_2^2}{4a_2^2})\sqrt{(y_A+\frac{b_2}{2a_2})^2+(\frac{c_2}{a_2}-\frac{b_2^2}{4a_2^2})}}]]\hat{z}$$

که در آن

$$A_2 = a_2y'^2+b_2y'+c_2,\quad \alpha_3=\frac{m_1}{2a_2},\quad e_1=\frac{b_2m_1}{2a_2}-d_2$$

$$a_2 = 1+m_1^2+m_2^2,\quad d_2=-r_0\cos\varphi_i-M_1$$

$$b_2=-2m_1r_0\cos\varphi_i-2r_0\sin\varphi_i-2M_1m_1-2M_2m_2$$

$$c_2=r_0^2+2M_1r_0\cos\varphi_i+M_2^2+M_1^2$$

و داریم:

$$\frac{-z'}{A_2}dx'\hat{y} \overset{Line\,eq.}{=} \frac{m_2y'-M_2}{A_2}dy'\hat{x}$$

$$\Rightarrow \int_{Y_A}^{Y_B}\frac{m_2y'-M_2}{A_2}dy'\hat{x} =$$

$$[2\alpha_4[(a_2y_B^2+b_2y_B+c_2)^{\frac{-1}{2}}+(a_2y_A^2+b_2y_A+c_2)^{\frac{-1}{2}}]$$

$$-e_4a_2^{-3/2}[\frac{y_B+\frac{b_2}{2a_2}}{(\frac{c_2}{a_2}-\frac{b_2^2}{4a_2^2})\sqrt{(y_B+\frac{b_2}{2a_2})^2+(\frac{c_2}{a_2}-\frac{b_2^2}{4a_2^2})}} \qquad (۷)$$

$$+\frac{y_A+\frac{b_2}{2a_2}}{(\frac{c_2}{a_2}-\frac{b_2^2}{4a_2^2})\sqrt{(y_A+\frac{b_2}{2a_2})^2+(\frac{c_2}{a_2}-\frac{b_2^2}{4a_2^2})}}]]\hat{z}$$

در آن $\alpha_4=\frac{m_2}{2a_2},\ e_4=\frac{b_2m_2}{2a_2}+M_2$ است. همچنین:

$$\frac{-(r_0 s\cos\varphi_i - x')}{A_2}dz'\hat{y} \overset{Line\,eq.}{=} \frac{m_3'z'+d_3}{a_3z'^2+b_3z'+c_3}dz'\hat{y}$$

$$\Rightarrow \int_{Z_A}^{Z_B}\frac{m_3'z'+d_3}{a_3z'^2+b_3z'+c_3}dz'\hat{y} =$$

$$[-2\alpha_3[(a_3z_B^2+b_3z_B+c_3)^{\frac{-1}{2}}+(a_3z_A^2+b_3z_A+c_3)^{\frac{-1}{2}}]$$

$$+e_5a_3^{-3/2}[\frac{z_B+\frac{b_3}{2a_3}}{(\frac{c_3}{a_3}-\frac{b_3^2}{4a_3^2})\sqrt{(z_B+\frac{b_3}{2a_3})^2+(\frac{c_3}{a_3}-\frac{b_3^2}{4a_3^2})}} \qquad (۸)$$

$$-\frac{z_A+\frac{b_3}{2a_3}}{(\frac{c_3}{a_3}-\frac{b_3^2}{4a_3^2})\sqrt{(z_A+\frac{b_3}{2a_3})^2+(\frac{c_3}{a_3}-\frac{b_3^2}{4a_3^2})}}]]\hat{y}$$

که در آن:

$$A_2=a_3z'^2+b_3z'+c_3,\quad \alpha_5=\frac{-m_3'}{2a_3},\quad e_5=\frac{b_3m_3'}{2a_3}-d_3$$

$$a_3=1+m_3'^2+m_2'^2,\quad d_3=-r_0\cos\varphi_i-M_3'$$

$$b_3=-2m_2'r_0\sin\varphi_i-2m_3'r_0\cos\varphi_i-2M_3'm_3'-2M_2'm_2'$$

$$c_3=r_0^2+2M_3'r_0\cos\varphi_i+2M_2'r_0\sin\varphi_i+M_2'^2+M_3'^2$$

و درنهایت:

$$\frac{r_0\sin\varphi_i-y'}{A_3}dz'\hat{x} \overset{Line\,eq.}{=} \frac{m_2'z'+d_4}{a_3z'^2+b_3z'+c_3}dz'\hat{x}$$

$$\Rightarrow \int_{Z_A}^{Z_B}\frac{m_2'z'+d_4}{a_3z'^2+b_3z'+c_3}dz'\hat{x} =$$

$$[-2\alpha_6[(a_3z_B^2+b_3z_B+c_3)^{\frac{-1}{2}}-(a_3z_A^2+b_3z_A+c_3)^{\frac{-1}{2}}]...$$

$$+e_6a_3^{-3/2}[\frac{z_B+\frac{b_3}{2a_3}}{(\frac{c_3}{a_3}-\frac{b_3^2}{4a_3^2})\sqrt{(z_B+\frac{b_3}{2a_3})^2+(\frac{c_3}{a_3}-\frac{b_3^2}{4a_3^2})}} \qquad (۹)$$

$$-\frac{z_A+\frac{b_3}{2a_3}}{(\frac{c_3}{a_3}-\frac{b_3^2}{4a_3^2})\sqrt{(z_A+\frac{b_3}{2a_3})^2+(\frac{c_3}{a_3}-\frac{b_3^2}{4a_3^2})}}]]\hat{y}$$

که در آن داریم:

$$d_4=r_0\sin\varphi_i+M_2',\quad \alpha_6=\frac{-m_2'}{2a_3},\quad e_6=\frac{-b_3m_2'}{2a_3}-d_4$$

بنابراین میدان نهایی حول یک قوس الکتریکی خطی که یک سیم حامل جریان و یا یک پلاسمای غیر دایره‌ای خطی می‌تواند باشد به‌صورت زیر می‌گردد:

$$B=(Eq7+Eq9)\hat{x}+(Eq5+Eq8)\hat{y}+(Eq4+Eq6)\hat{z} \qquad (۱۰)$$

در ادامه این معادله ۷ مجهولی با روش‌های غیرهوشمند مورد آزمون قرار خواهد گرفت و خواهیم دید که پس از ناکامی این روش‌ها (ازجمله روش حداقل مربعات خطا) در همگرایی به پاسخ صحیح، الگوریتم هوشمند فازی عصبی برای شناسایی پاسخ‌های صحیح مورد استفاده قرار خواهد گرفت.

۲-۲- روش حداقل مربعات

شناسایی سیستم‌های تک‌ورودی تک‌خروجی خطی عموماً بر اساس روش کلاسیک حداقل مربعات است [۱۷]. این روش برای سیستم‌های دینامیکی چندان مناسب نیست [۱۸]. اگرچه این الگوریتم پیچیدگی ندارد و از این دیدگاه مزیت دارد اما توانایی تخمین سازگار با اختلالات را ندارد [۱۷].

معادله دینامیکی خطی زیر را درنظر بگیرید:

$$y_i(k)+a_{i1}y(k-1)+a_{i2}y(k-2)+\cdots \qquad (۱۱)$$
$$+a_{in}y(k-n)=0$$

که در این معادله، k بیانگر گام‌های زمانی است؛ و ضرایب a_{ij} مجهول هستند. ماتریس‌های زیر تعریف می‌شوند:

$$\begin{aligned} h_i^T &= \left[-y_i(k-1) \quad -y_i(k-2) \quad \cdots \quad -y_i(k-n)\right]; \\ p_i^T &= \left[a_{i1} \quad a_{i2} \quad \cdots \quad a_{ip}\right]; y(k) = h^T p \end{aligned} \tag{۱۲}$$

اگر از تابع مشتق ماتریسی گرفته و برابر صفر قرار داده شود، می‌توان گفت تخمین از بردارهای ضرایب باید به‌صورت زیر باشد[۱۷]:

$$\hat{p} = (hh^T)^{-1} y h^T \tag{۱۳}$$

۲-۳- شناسایی با شبکه عصبی پرسپترون چندلایه:

رایج‌ترین شبکه عصبی شبکه عصبی سیگموییدال[۷] با یک لایه پنهان است که برای یادگیری، از توابع پایه مانند تابع سیگمویید tanh(.) استفاده می‌کند [۱۹]. مدل اولیه شبکه عصبی سه لایه با رابطه (۱۴) بیان می‌شود:

$$\hat{y} = W_2 . \tanh(W_1 . \underline{X} + B_1) + B_2 \tag{۱۴}$$

که W_1 ماتریس وزن متصل از لایه ورودی به لایه مخفی، B_1 بردار بایاس متصل به نورون‌های لایه مخفی، W_2 ماتریس وزن متصل از لایه مخفی به لایه خروجی، B_2 بردار بایاس متصل به نورون‌های لایه خروجی می‌باشد. اگر تعداد نورون‌های لایه ورودی برابر n، نورون‌های لایه مخفی برابر m و نورون‌های لایه خروجی برابر k تا باشد، آنگاه ابعاد ماتریس‌های W_1 و W_2 به ترتیب $m \times n$ و $k \times m$ و نیز ابعاد بردارهای بایاس B_1 و B_2 به ترتیب برابر $m \times 1$ و $k \times 1$ و $\underline{X}$ که بردار متغیرهای ورودی شبکه است، $n \times 1$ می‌باشد.

حالا باید پارامترهای مذکور را به‌گونه‌ای بیابیم که خروجی شبکه عصبی فوق یعنی $\hat{y}$ با بیش‌ترین دقت ممکن به y نزدیک باشد و یا به‌عبارت‌دیگر تابع هزینه موردنظر کمینه شود.

معمولاً تابع هزینه معیار بهینگی مجموع کم‌ترین مربعات خطای[۸] بین مقدار واقعی با مقدار خروجی مدل‌شده بیان می‌شود و تعریف آن به‌صورت زیر است:

$$J = MSE = \tfrac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} \left(\hat{y}_i - y_i\right)^2 \tag{۱۵}$$

N تعداد کل داده‌های موردنظر (آموزشی، سنجش و اعتبار) است[۲۰].

برای یادگیری شبکه عصبی MLP یک روش بسیار مناسب که سرعت همگرایی و تضمین همگرایی بالایی دارد روش لونبرگ-مارکوارت است که نحوه آموزش آن به‌صورت زیر است [۲۱]:

$$\underline{\theta}^{k+1} = \underline{\theta}^{k} - \alpha (H^k + \beta^k I)^{-1} g^k \tag{۱۶}$$

در این رابطه، I ماتریس واحد $s \times s$، s تعداد کل پارامترها و β پارامتر تنظیم[۹] و نیز H ماتریس هسیان می‌باشد.

۲-۴- شناسایی به روش فازی عصبی

توابع شعاعی پایه‌ای از سال‌های دور در نظریه تخمین و ریاضیات مورد استفاده قرارگرفته‌اند و اولین بار در قالب شبکه‌های عصبی در سال ۱۹۸۸ به‌کار رفته‌اند [۲۳].

مدل‌های فازی عصبی نسبت به مدل‌های عصبی جدیدترند و گسترش یافته‌اند [۲۱، ۲۴]. بااین‌حال رابطه نزدیکی بین ساختار عصبی سیستم استنتاج فازی تاکاگی سوگنو و شبکه‌های عصبی RBF وجود دارد [۲۲]. مدل فازی عصبی خطی محلی نیز توصیفی متفاوت از ساختار ریاضی مشابهی است. در فرم توابع پایه‌ای، رابطهٔ خروجی. شبکهٔ RBF نرمالیزه عبارت است از:

$$\hat{y} = \frac{\sum_{i=1}^{M} \omega_i \Phi_i \left(\left\| \underline{u} - \underline{c}_i \right\|_{\Sigma_i} \right)}{\sum_{i=1}^{M} \Phi_i \left(\left\| \underline{u} - \underline{c}_i \right\|_{\Sigma_i} \right)} \tag{۱۷}$$

که در آن u بردار p بعدی ورودی‌ها، $\Phi_i\left(\left\|\underline{u} - \underline{c}_i\right\|\right)$ یک تابع شعاعی پایه‌ای با مراکز c_i است و ω_{ij}ها وزن لایه خروجی می‌باشند. $\|\cdot\|$ بیانگر نرم اقلیدسی وزن داده‌شده با ماتریس انحرافات استاندارد Σ_i است. توابع شعاعی پایه‌ای (RBF) با رابطه (۱۸) تعیین می‌شوند:

$$\Phi_i(.) = \exp\left(-\tfrac{1}{2} \sum_{j=1}^{p} \frac{\left(u_j - c_{ij}\right)^2}{\sigma_{ij}^2} \right) \tag{۱۸}$$

که $j = 1, \ldots, p$. پارامترهای قابل تنظیم این مدل مقادیر مراکز گوسی‌ها (c_{ij})، انحرافات استاندارد (σ_{ij}) و وزن‌های لایه خروجی به نورون خطی هستند (ω_{ij}).

مدل فازی عصبی تاکاگی و سوگنو بر اساس قوانین فازی با معادله (۱۹) ساخته می‌شود:

$$\begin{aligned} &Rule_i : If\ u_1 = A_{i1}\ And \ldots And\ u_p = A_{ip} \\ &\quad then\ \ \hat{y} = f_i\left(u_1, u_2, \ldots, u_p\right) \end{aligned} \tag{۱۹}$$

که در آن $i = 1, \ldots, M$ و M تعداد قوانین فازی می‌باشد. u_j ورودی‌های شبکه هستند. هر A_{ij} مجموعه فازی از ورودی u_j در قانون i ام است و $f_i(.)$ یک تابع غیر فازی است که به‌صورت خطی برحسب ورودی‌ها و نیز خروجی با روابط (۲۰) و (۲۱) نشان داده می‌شود:

$$\hat{y}_i = \omega_{i_0} + \omega_{i_1} u_1 + \omega_{i_2} u_2 + \ldots + \omega_{i_p} u_p \tag{۲۰}$$

$$\hat{y} = \frac{\sum_{i=1}^{M} f_i\left(\underline{u}\right) \mu_i\left(\underline{u}\right)}{\sum_{i=1}^{M} \mu_i\left(\underline{u}\right)}, \ \mu_i\left(\underline{u}\right) = \prod_{j=1}^{p} \mu_{ij}\left(u_j\right) \tag{۲۱}$$

در این رابطه $\mu_{ij}(u_j)$ تابع عضویت ورودی j ام در قانون i ام و $\mu_i(\underline{u})$ درجهٔ اعتبار قانون i ام است.

این سیستم را نیز می‌توان به شکل توابع پایه‌ای نشان داد که شرط نرمالیزه بودن را نیز ارضا می‌کند:

$$\varphi_i(\underline{u}) = \frac{\mu_i(\underline{u})}{\sum_{j=1}^{M} \mu_j(\underline{u})} \quad , \quad \sum_{j=1}^{M} \varphi_j(\underline{u}) = 1 \tag{۲۲}$$

این مدل فازی عصبی دو دسته پارامتر قابل تنظیم دارد: پارامترهای مقدم قوانین فازی شامل مراکز و انحراف استاندارد گوسی‌ها در توابع عضویت ورودی، پارامترهای تالی قوانین.

اساس مدل فازی عصبی خطی محلی بر تقسیم فضای ورودی به زیرفضاهای خطی کوچک با توابع اعتبار فازی مناسب است[۲۱، ۲۴].

مدل کلی به‌صورت یک شبکه فازی عصبی با یک لایه میانی و یک نورون خطی در خروجی است:

$$\hat{y}=\sum_{i=1}^{M}\hat{y}_i\varphi_i(\underline{u}) \qquad (۲۳)$$

در این ساختار $\underline{u}=\left[u_1 \;\; u_2 \;\; \cdots \;\; u_p\right]^T$ ورودی مدل، M تعداد نورون‌ها و ω_{ij} پارامترهای مدل خطی محلی نورون i ام است.

توابع اعتبار فازی به‌صورت گوسی‌های نرمالیزه در نظر گرفته می‌شوند که از خواص مهم توابع اعتبار فازی می‌باشد.

$$\varphi_i(\underline{u})=\mu_i(\underline{u})\left(\sum_{j=1}^{M}\mu_j(\underline{u})\right)^{-1} \qquad (۲۴)$$

$$\mu_i(\underline{u})=\exp\left(-\tfrac{1}{2}\left(\frac{(u_1-c_{i1})^2}{\sigma_{i1}^2}+\cdots+\frac{(u_p-c_{ip})^2}{\sigma_{ip}^2}\right)\right)= \\ \exp\left(-\tfrac{1}{2}\frac{(u_1-c_{i1})^2}{\sigma_{i1}^2}\right)\times\cdots\times\exp\left(-\tfrac{1}{2}\frac{(u_p-c_{ip})^2}{\sigma_{ip}^2}\right) \qquad (۲۵)$$

هر تابع اعتبار گوسی دو مجموعه پارامتر قابل تنظیم دارد: مراکز c_{ij}ها و انحرافات استاندارد σ_{ij} کلاً $M.p$ تعداد پارامتر لایه میانی هستند.

روش‌های یادگیری یا بهینه‌سازی برای تنظیم دو دسته پارامترهای مربوط به مدل خطی محلی (ω_{ij} ها) و پارامترهای مربوط به توابع اعتبار (c_{ij}ها و σ_{ij}ها) به کار می‌روند.

بهینه‌سازی سراسری پارامترهای خطی به روش حداقل مربعات است؛

بردار تعمیم‌یافته پارامترها ($\underline{\omega}$) با $M.(P+1)$ عنصر و ماتریس رگرسیون $\underline{X}$ با معادلات (۲۶) و (۲۷) ساخته می‌شوند:

$$\underline{\omega}=[\omega_{10}\ldots\;\omega_{1p}\;\ldots\;\omega_{M0}\;\ldots\;\omega_{Mp}] \qquad (۲۶)$$

$$\underline{X}=\left[\underline{X}_1 \;\; \underline{X}_2 \;\; \cdots \;\; \underline{X}_M\right] \qquad (۲۷)$$

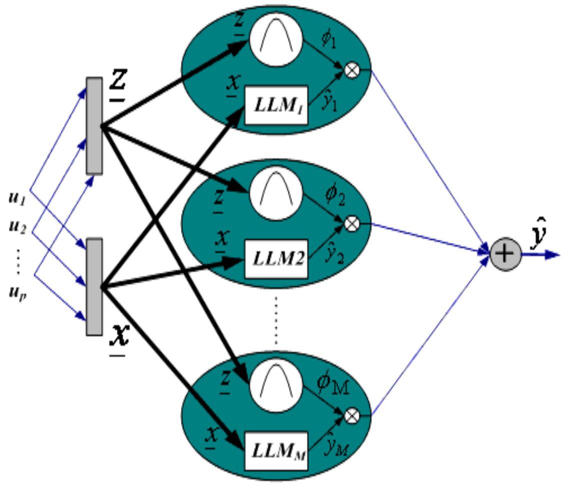
$$\underline{X}_i=\begin{bmatrix}\varphi_i(\underline{u}(1)) & \cdots & u_p(1)\varphi_i(\underline{u}(1))\\ \varphi_i(\underline{u}(2)) & \cdots & u_p(2)\varphi_i(\underline{u}(2))\\ \vdots & \vdots & \vdots\\ \varphi_i(\underline{u}(\mathrm{N})) & \cdots & u_p(\mathrm{N})\varphi_i(\underline{u}(\mathrm{N}))\end{bmatrix} \qquad (۲۸)$$

بنابراین تخمین حداقل مربعات و پارامترهای بهینه به دست می‌آیند:

$$\underline{\hat{y}}=\underline{X}.\underline{\hat{\omega}} \quad ; \quad \underline{\hat{\omega}}=\left(\underline{X}^T\underline{X}\right)^{-1}\underline{X}^T\underline{y} \qquad (۲۹)$$

تنظیم پارامترهای توابع اعتبار فازی در بخش بعد مورد بررسی قرار می‌گیرد.

ساختار شبکه نوروفازی خطی محلی طبق شکل ۲ است.



شکل ۲: ساختار شبکه نوروفازی خطی محلی [۲۵]

۲-۴-۱- الگوریتم یادگیری درخت مدل خطی محلی

مدل فازی عصبی خطی محلی از جهت الگوریتم یادگیری بسیار منعطف‌تر است. نه‌تنها می‌توان از روشی مثل OLS [۱۰] در آن استفاده کرد، بلکه به دلیل شفافیت و تعبیر ذهنی مناسب این مدل، می‌توان از روش‌های افزایشی و درختی با بار محاسباتی و حجم حافظه بسیار کم‌تر از OLS سود جست.

روش یادگیری درختی مدل خطی محلی[۱۱] یک روش یادگیری افزایشی است که فضای ورودی را به‌صورت یک تعامد محوری افراز می‌کند و به‌جای بهینه‌سازی غیرخطی پرهزینه از یک جستجوی ساده و سازنده برای پارامترهای مقدم قوانین فازی استفاده می‌کند.

مدل اولیه به‌صورت یک تقریب بهینه خطی حداقل مربعات ساخته می‌شود و نورون‌ها در صورتی اضافه می‌شوند که خطا کاهش یابد.

الگوریتم مورد استفاده در این پژوهش LOLIMOT است که به‌صورت زیر می‌باشد:

۱-بدترین مدل خطی محلی انتخاب می‌شود: شاخص خطایی مثل MSE برای هر یک از مدل‌های LLM موجود محاسبه و بدترین LLM که بیش‌ترین MSE را داراست، انتخاب می‌شود.

۲-راه‌های مختلف تقسیم مدل‌های خطی محلی بررسی می‌شوند: بدترین LLM برای تقسیم شدن به دو مدل خطی محلی انتخاب و ابرمکعب مربوط به این LLM روی فضای یکی از ورودی‌ها به دونیم تقسیم می‌گردد. بدین منظور تمام p حالت ممکن شکستن این ابرمکعب آزمایش می‌شوند و در هر مورد عملیات زیر انجام می‌شود:

۲-۱ توابع اعتبار فازی دو مدل جدید محاسبه می‌شوند.

۲-۲ تخمین محلی پارامترهای دو مدل جدید LLM انجام می‌شود.

۲-۳ شاخص خطای کلی مدل فعلی محاسبه می‌شود.

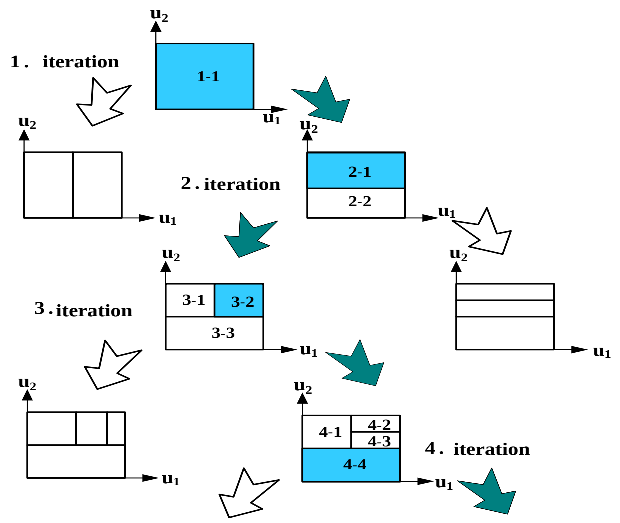
۳-بهترین شکل تقسیم انتخاب می‌شود: بهترین حالت از بین p حالت مرحله ۳ که کم‌ترین شاخص خطا را ایجاد کرد، انتخاب می‌شود. درصورتی‌که شاخص خطای کل روی داده یادگیری و داده ارزیابی کاهش

یابد، LLM انتخاب‌شده در مرحله ۲ در فضای ورودی منتخب در این مرحله به دو مدل جدید تقسیم می‌شود: $M = M + 1$.

۴-بررسی شرط خاتمه الگوریتم: اگر شرط خاتمه برقرار باشد، الگوریتم متوقف و در غیر این صورت از مرحله ۲ تکرار می‌شود.

در هر ناحیه جدید در مدل LoLiMoT، مراکز گوسی در وسط ناحیه جدید و انحراف معیار را برابر ۰/۷ طول ابرمکعب در هر بعد است.

چهار تکرار از این الگوریتم در شکل ۳ نشان داده شده است.



شکل ۳: چهار تکرار از الگوریتم درخت خطی محلی برای مسئله‌ای با فضای ورودی دوبعدی [۲۵] و [۲۶]

الگوریتم یادگیری وقتی متوقف می‌شود که شاخص خطای متوسط روی این مجموعه داده‌ها شروع به افزایش کند.

۳- روش‌های معمول برای حل چندمعادله-چندمجهول

۳-۱- روش حداقل مربعات خطا

برای شناسایی ۷ مجهول جریان و مختصات قوس الکتریکی خطی، در حالت عادی به ۷ معادله نیاز است، این یعنی حداقل ۳ حسگر (زیرا هر حسگر ۳ مؤلفه میدان دارد)؛ بنابراین معادله (۱۰) به‌وسیله بسط سری تیلور (معادله (۳۰)) خطی‌سازی شده به ازای ۳ حسگر معادله (۳۱) به دست می‌آید.

سپس به روش کم‌ترین مربعات خطا (معادله (۱۳)) مقادیر مجهولات محاسبه می‌شوند.

مقادیر مختصات سیمی را که خطی‌سازی حول آن انجام گرفت (سیم W) به‌صورت زیر در نظر می‌گیریم:

$$
\begin{aligned}
&I_0 = 1(A),\\
&x_{A0} = -0.01(m)\\
&x_{B0} = 0.01(m)\\
&y_{A0} = -0.015(m)\\
&y_{B0} = 0.015(m)\\
&z_{A0} = -0.015(m)\\
&z_{B0} = 0.015(m)
\end{aligned}
$$

بسط سری تیلور به‌صورت زیر است:

$$
\begin{aligned}
f(x_A,\ldots,I) = {} & f(x_{A0},x_{B0},y_{A0},y_{B0},z_{A0},z_{B0},I_0) + \\
& \left.\frac{\partial f(x_A,\ldots,I)}{\partial x_A}\right|_{x_A=x_{A0}}(x_A-x_{A0}) + \left.\frac{\partial f(x_A,\ldots,I)}{\partial x_B}\right|_{x_B=x_{B0}}(x_B-x_{B0}) + \\
& \left.\frac{\partial f(x_A,\ldots,I)}{\partial y_A}\right|_{y_A=y_{A0}}(y_A-y_{A0}) + \left.\frac{\partial f(x_A,\ldots,I)}{\partial y_B}\right|_{y_B=y_{B0}}(y_B-y_{B0}) + \\
& \left.\frac{\partial f(x_A,\ldots,I)}{\partial z_A}\right|_{z_A=z_{A0}}(z_A-z_{A0}) + \left.\frac{\partial f(x_A,\ldots,I)}{\partial z_B}\right|_{z_B=z_{B0}}(z_B-z_{B0}) + \\
& \left.\frac{\partial f(x_A,\ldots,I)}{\partial I}\right|_{I=I_0}(I-I_0)
\end{aligned}
\qquad (۳۰)
$$

بنابراین معادله زیر، معادله خطی‌سازی‌شده میدان با سه سنسور و حول سیم W می‌باشد:

$$
\begin{bmatrix} B_X^{120^0} \\ B_Y^{120^0} \\ B_Z^{120^0} \\ B_X^{0^0} \\ B_Y^{0^0} \\ B_Z^{0^0} \\ B_X^{240^0} \end{bmatrix}
=
\left(
\begin{bmatrix}
-14.38 & 78.82 & 88.35 & -225.0 & -227.2 & 30.8 & 1.143 \\
-8.302 & -37.51 & -32.01 & -81.98 & -83.28 & 18.52 & 1.401 \\
19.98 & -543.7 & 227.8 & 716.7 & -890.5 & -1704 & -1723 \\
0 & 0 & 0 & -83.16 & -83.16 & 8.316 & 8.316 \\
16.63 & 103.7 & 113.4 & 2.732 & -4.957 & -22.57 & 11.41 \\
21.13 & 2304 & 2262 & 2158 & -2512 & -1713 & -1719 \\
14.54 & -87.39 & -80.20 & -236.1 & -222.6 & 12.11 & 40.07
\end{bmatrix}
\begin{bmatrix} I \\ x_A \\ x_B \\ y_A \\ y_B \\ z_A \\ z_B \end{bmatrix}
+
\begin{bmatrix} 4.388 \\ 2.533 \\ 19.23 \\ 0 \\ -5.079 \\ 25.30 \\ -4.468 \end{bmatrix}
\right) \times 10^{-7}
\qquad (۳۱)
$$

مقادیر میدان‌های به‌دست‌آمده از خطی‌سازی برای سیم W با مقادیر واقعی میدان مقایسه گشت که نتایج آن در جدول ۱ و ۲ آمده است.

نتایج نشان می‌دهد روش حداقل مربعات خطا، در این موضوع عملکرد ناامیدکننده‌ای دارد و همان‌طور که پیش‌بینی می‌شد برای یک سیستم دینامیک خوب عمل نمی‌کند.

۳-۲- حل عددی برای معادلات چند مجهولی

حل با SOLVE در Mathematica و MATLAB به زمانی بیش از ۲۴ ساعت نیاز دارد که موضوع REAL TIME بودن را به‌کلی به چالش می‌کشد.حل با Fminsearch ،FSolve، نیوتون و سایر روش‌های عددی

که نیاز به واردکردن حدس اولیه دارد، در صورت هوشمندانه نبودن حدس اولیه، پاسخ غیر صحیح حاصل‌شده و معادلات به مقادیر نادرستی همگرا می‌شود. (حدس هوشمندانه یعنی مقادیر حدس اولیه در همسایگی بسیار نزدیکی از مقدار واقعی باشد که عملاً غیرممکن است).

به‌عنوان‌مثال پاسخ حاصل از Fsolve برای حدس اولیه هوشمندانه و غیرهوشمندانه در نمودار ۴ و ۵ آمده است.

شکل ۵ بیانگر این موضوع است که با حدس اولیه غیرهوشمندانه این روش (و امثال این روش که به حدس اولیه نیاز دارند) نه‌تنها به مقادیر صحیحی همگرا نمی‌شود بلکه حتی مقادیر مثبت و منفی هم به‌درستی تشخیص داده نمی‌شوند.

شکل ۴ نشان می‌دهد با حدس اولیه هوشمندانه نیز تضمینی برای درست بودن جواب وجود ندارد (مقدار جریان در شکل ۴) و بنابراین با روش‌هایی که نیاز به این گزینه داشته باشند نمی‌توان از معادله بیوساوار قوس الکتریکی خطی به جریان و مختصات آن (همسایگی نزدیکی از آن‌ها) دست‌یافت.

جدول ۱: مقایسه مقادیر اصلی و خطی‌سازی‌شده جریان و مختصات

پاسخ LSE	سیم w	مختصات و جریان
۲۰۲.۷	-۰.۰۵	$x_A(m)$
۴.۳۵	۰.۰۶	$x_B(m)$
-۳.۷۹	-۰.۰۴۲	$y_A(m)$
۵.۷۹	۰.۰۷	$y_B(m)$
-۴.۹۶	-۰.۱۵	$z_A(m)$
۱۰۲.۲	۰.۰۶	$z_B(m)$
-۹۵.۷۱	۲	$I(A)$

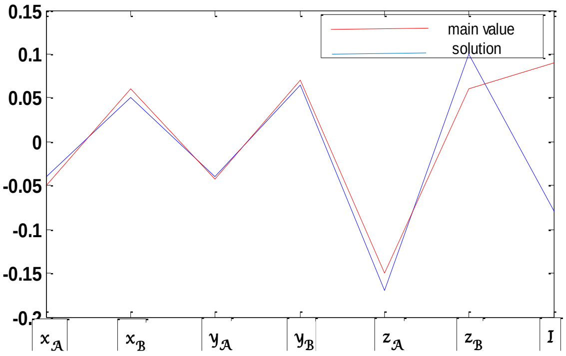
جدول ۲: مقایسه مقادیر اصلی و خطی‌سازی‌شده میدان

میدان واقعی ($\times10^{-6}$)	میدان پس از خطی‌سازی ($\times10^{-6}$)	محل زاویه حسگر (درجه)	میدان
-۱.۴۷۲۸	-۰.۳۰۷۶	۰	B_x
۲.۷۶۸۵	۳.۳۴۱۳	۰	B_y
۳.۲۹۴۳	۲۰.۵۸	۰	B_z
-۳.۷۴۹۱	-۳.۴۰۲۳	۱۲۰	B_x
-۲.۳۶۴۱	-۱.۹۱۹۸	۱۲۰	B_y
۴.۹۹۳۲	۱۵.۹۹	۱۲۰	B_z
۰.۷۹۰۶	۱.۹۱۰۸	۲۴۰	B_x

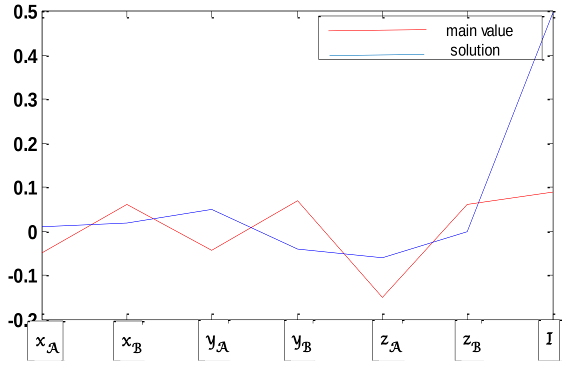
۴- شناسایی با روش‌های هوشمند عصبی و فازی-عصبی

۴-۱- یادگیری و سنجش

برای تولید داده‌های آموزشی در ۸ ربع دستگاه مختصات، می‌بایست سیم‌ها با جهت‌گیری‌ها و زوایای مختلف، به‌طوری به سیستم آموزش داده شود که بتوان توسط آن زوایا به تعمیمی از تمام جهت‌گیری‌های یک سیم دست یافت تا آموزش به‌درستی صورت پذیرد.



شکل ۴: مقایسه مقادیر اصلی و مقادیر حاصل از Fsolve با حدس اولیه هوشمندانه



شکل ۵: مقایسه مقادیر اصلی و مقادیر حاصل از Fsolve با حدس اولیه تصادفی

نگاشت زوایای جهت‌گیری سیم‌ها روی صفحه xy است ($\tan((y_A - y_B)/(x_A - x_B))$ و z_A و z_B طول سیم را مشخص می‌کنند.

به این منظور زوایای تند و زوایای باز به این شکل تولید می‌شود؛ زوایای تند، زوایا خیلی تند، زوایای باز، زوایای خیلی باز:

۱-زوایای خیلی تند: زوایای کم‌تر از ۴۵ درجه تا همسایگی بسیار نزدیکی از ۰ درجه.

۲-زوایای تند: زوایای بیش‌تر از ۴۵ درجه تا همسایگی بسیار نزدیکی از ۹۰ درجه.

۳-زوایای باز: زوایا از همسایگی بسیار نزدیکی از ۹۰ درجه تا ۱۳۵ درجه.

۴-زوایای خیلی باز: زوایای بیش‌تر از ۱۳۵ درجه تا همسایگی بسیار نزدیکی از ۱۸۰ درجه.

به‌این‌ترتیب داده‌ها با انتساب مختصات مختلف به x_A، x_B، y_A، y_B، z_A و z_B به‌گونه‌ای تولید شدند که ۴ کلاس زاویه‌ای معرفی‌شده را ایجاد کنند و پوشش صحیحی از فضا را ارائه دهند.

همچنین حالت‌های مختلف برای علامت x_A، x_B، y_A، y_B، z_A و z_B لحاظ شد.

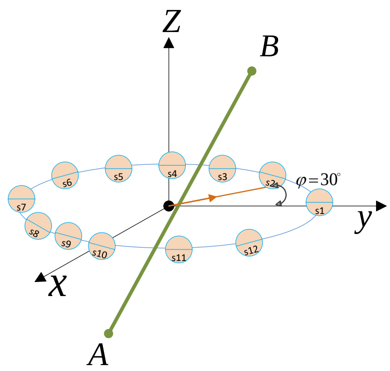
۴-۲- دو آرایه حسگری برای یادگیری نوروفازی خطی-محلی

داده‌های آموزشی، شامل ۹۰۰ قوس الکتریکی خطی با جهت‌گیری‌ها، شیب‌ها، زوایا، جایابی فضایی و طول‌های مختلف به شبکه فازی عصبی آموزش داده شدند به‌طوری‌که هر ۸ ربع فضایی را تحت پوشش قراردادند و ۶۶ سیم به‌عنوان سنجش عملکرد شبکه به آن داده شد.

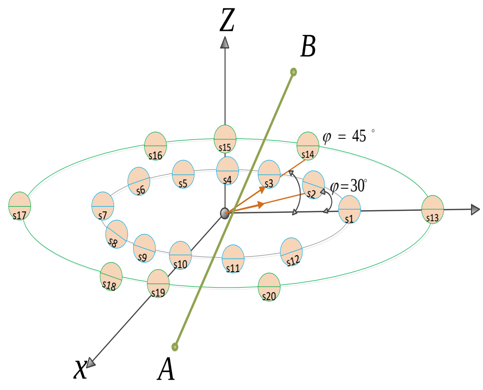
ورودی‌های شبکه داده‌های حسگری یعنی میدان‌های مغناطیسی هستند که به ازای هر حسگر شامل ۳ مؤلفه B_x و B_y و B_z می‌باشند. خروجی‌های شبکه، شامل ۶ مؤلفه مختصات قوس الکتریکی و جریان قوس الکتریکی است که درمجموع دارای ۷ خروجی می‌باشد. دو آرایه برای شناسایی مطرح شد:

آرایه اول: شناسایی با ۱۲ حسگر مغناطیسی حول دایره فرضی به شعاع ۱۵ سانتی‌متر. (شکل ۶)

آرایه دوم: شناسایی با آرایه‌ای از حسگرها، شامل ۱۲ حسگر حول دایره فرضی به شعاع ۱۵ سانتی‌متر (تقسیم‌بندی فضا به‌صورت ۳۰ درجه‌ای) و ۸ حسگر حول دایره فرضی به شعاع ۲۰ سانتی‌متر (تقسیم‌بندی فضا به‌صورت ۴۵ درجه‌ای). (شکل ۷)



شکل ۶: طرح اول برای شناسایی با ۱۲ حسگر



شکل ۷: طرح دوم برای شناسایی با ۲۰ حسگر

۴-۳- شناسایی با شبکه عصبی

نتایج حاصل از شناسایی مختصات و جریان قوس الکتریکی خطی با استفاده از شبکه عصبی تعریف‌شده در بخش ۲-۳ و ۷ نورون و یک‌لایه مخفی با آرایه اول، در شکل ۹ نشان داده شده است.

شکل ۹ نشان می‌دهد تقریب این شبکه برای ۵ مؤلفه تقریبی نسبی است ولی برای مؤلفه z_B و I کاملاً ضعیف عمل کرده است.

با توجه به این نتایج از آرایه اول و به‌منظور بهبود یادگیری شبکه عصبی، آرایه دوم امتحان می‌شود (شکل ۱۰). آنچه مشاهده می‌شود، این است که برخی مؤلفه‌ها در آرایه دوم بهبود یافته‌اند، مانند مؤلفه‌های اول، دوم و هفتم؛ اما مؤلفه ششم کماکان به همان صورت باقی مانده است.

۴-۴- شناسایی با شبکه فازی عصبی

نتایج حاصل از شناسایی مختصات و تکه جریان الکتریکی خطی با استفاده از شبکه فازی-عصبی تعریف‌شده در بخش ۲-۴ و با ۷ مدل خطی محلی با آرایه اول، در شکل ۱۱ و با آرایه دوم در شکل ۱۲ نشان داده شده است.

با مقایسه بین آرایه اول و دوم، مشاهده می‌شود که تقریب آرایه اول (شکل ۱۱) تا حدود زیادی به تخمین شبکه عصبی بدون اعمال قوانین فازی نزدیک است.

اگرچه تخمین نسبی برخی پارامترها کمی بهبود یافته اما این شبکه همچنان در شناسایی برخی پارامترها همچون z_B و I تقریب خوبی را ارائه نمی‌دهد.

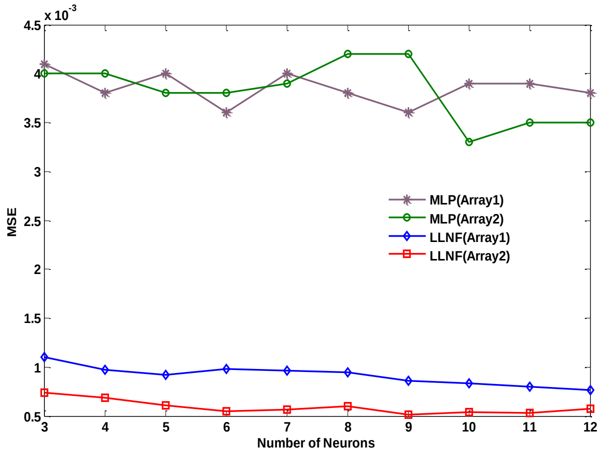
با توجه به شکل ۱۲ شناسایی پارامترها بهبود یافته و تخمین پارامترها به مقادیر واقعی نزدیک‌تر شده و z_B و I نسبت به سه حالت قبل بهبود محسوسی داشته‌اند (به‌خصوص I که به‌خوبی شناسایی شده است).

برای بهبود کامل این موضوع می‌توان آرایه‌های حسگری دیگر طراحی کرد و یا تعداد داده‌های آموزشی را تا حدود ۱۰۰۰۰ با طول‌های متفاوت (خصوصاً در مورد z_B) رساند تا داده‌های آموزشی با داده‌های واقعی (سنجش)، همپوشانی دقیق‌تری داشته باشند. در این صورت با توجه به نتایج شکل ۱۲ با ۹۰۰ داده آموزشی، می‌توان به پاسخ بسیار نزدیک‌تری امیدوار بود.

کیفیت تخمین هر دو روش نوروفازی خطی محلی برحسب تعداد مدل‌های خطی محلی و نیز شبکه عصبی MLP برحسب تعداد نورون‌های لایه مخفی، در شکل ۸ نشان داده شده است.

نتایج این شکل نشان می‌دهد که میانگین مربعات خطا در روش شناسایی با روش نوروفازی خطی محلی و ساختار آرایه اول حدود پنج برابر و با آرایه دوم حدود ده برابر کم‌تر از روش شبکه MLP است.

بنابراین نتیجه می‌گیریم با اعمال الگوریتم فازی عصبی خطی محلی و آرایه‌های حسگری دوم، می‌توان به پایین‌تر مقدار خطا رسید و درنتیجه به تخمین بسیار دقیق‌تر دست یافت.



شکل ۸: میانگین مربعات خطا برحسب تعداد نورون‌ها

۵- نتیجه‌گیری و کارهای آینده

برای شناسایی ۷ مجهول جریان و مختصات جریان الکتریکی خطی، در حالت عادی به ۷ معادله نیاز است، این یعنی حداقل ۳ حسگر (زیرا هر حسگر ۳ مؤلفه میدان دارد).

درصورتی‌که این مسئله به روش عددی حل می‌شد ۳ حسگر کافی بود. به این منظور روش‌های عددی اویلر، نیوتون و نیز روش‌های حل عددی چندمعادله-چندمجهول در MATLAB شامل Solve، FSolve، Fzero، Fminsearch و ... و همچنین در Matematica شامل Solve و NSolve روی این معادله سنجش شدند؛ که کلیه این روش‌ها یا قادر به همگرایی به جواب صحیح نبودند و یا زمان حل معادله توسط این روش‌ها بسیار طولانی بود.

همچنین روش‌های تخمین کلاسیک همچون روش حداقل مربعات خطا نیز در حل این معادله ناتوان بودند؛ این مسائل باعث شد به تخمین و شناسایی هوشمند بپردازیم.

در تخمین و شناسایی در مورد این مسئله، هرچه تعداد حسگرها بیش‌تر باشد، داده‌ها بیش‌تر شده و دقت تخمین بیش‌تر می‌شود. درنتیجه دو آرایه مطرح شد؛ در آرایه اول تعداد حسگرها ۴ برابر حد کمینه در نظر گرفته شد و در آرایه دوم یک مجموعه با ۲۰ حسگر در زاویه‌های مختلف و به‌صورت یک آرایه برای شناسایی قرار داده شد، این دو آرایه به‌وسیله شبکه عصبی و شبکه نوروفازی سنجش شدند که نتایج نشان داد الگوریتم فازی عصبی و آرایه دوم عملکرد بسیار موفق‌تری داشته است.

این پژوهش در حقیقت نشان داد که با تعداد کم حسگر می‌توان به عملکرد الگوریتم فازی عصبی در شناسایی مختصات و جریان الکتریکی خطی امیدوار بود.

در حقیقت این مقاله یک گام اولیه و پایه، برای یافتن شکل و جریان پلاسمای غیرخطی با ایده نوین شناسایی مقدار و شکل جریان آن به‌صورت شناسایی تکه‌ای‌خطی را بنا می‌نهد که گامی نو و اقتصادی برای این مهم می‌باشد. چراکه در این روش تعداد حسگرهای موردنیاز به تعداد کمینه‌ای از آن نزدیک می‌شود و هرچه تعداد حسگر کم‌تر باشد زمان تعامل حسگری و درنتیجه زمان شناسایی کاهش می‌یابد.

مزیت روش نوروفازی خطی محلی نسبت به روش‌های موجود عبارت است از:

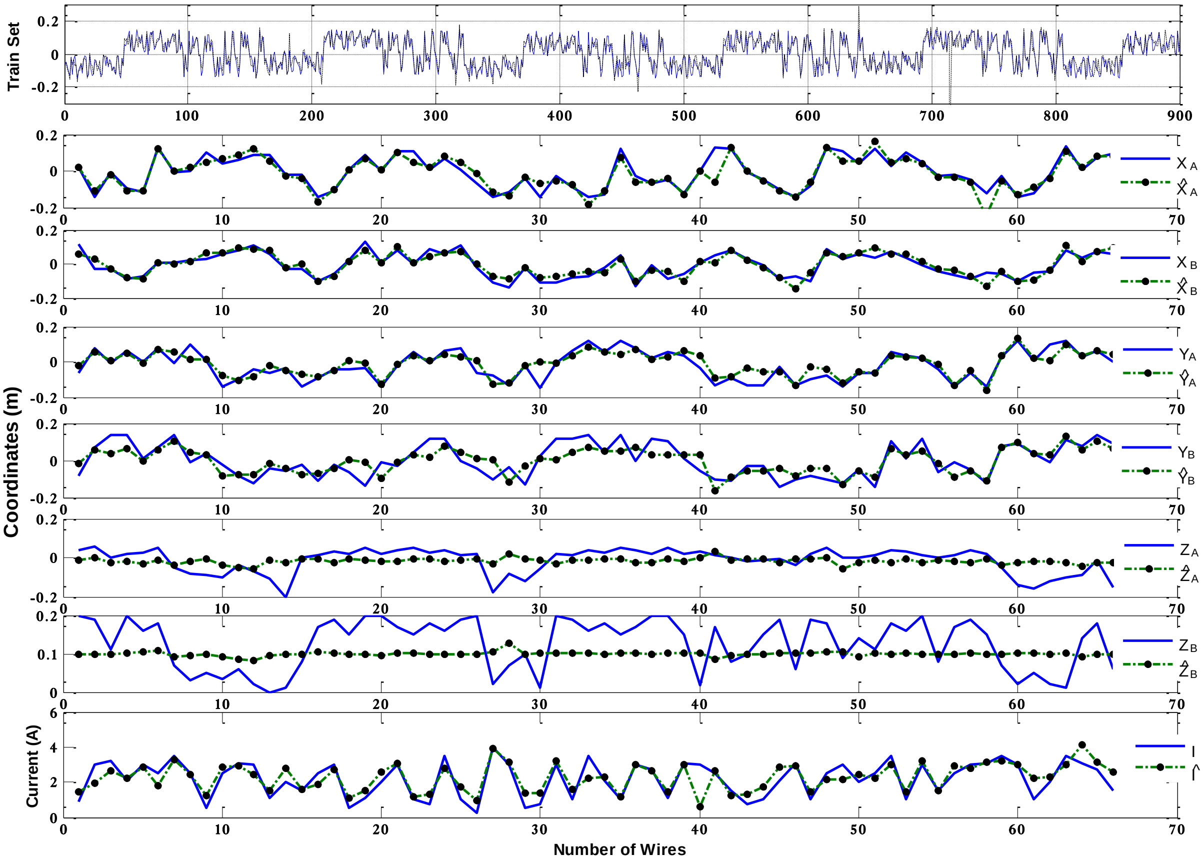
(الف)- خطای شناسایی موقعیت و جریان پلاسما با این روش نسبتاً به روش‌های موجود مانند کم‌ترین مربعات و روش شبکه عصبی چندلایه به‌شدت کاهش یافت.

(ب)- چون این روش فضای ورودی را افراز کرده و در هر ناحیه تنها از یک خط با تقریب کم‌ترین مربعات استفاده می‌کند، درنتیجه شامل چندین خط حداقل مربعات است و درنتیجه نسبت به روش‌های غیرخطی موجود مانند شبکه عصبی، روش المان محدود و روش حل MHD پیچیدگی محاسباتی بسیار کمی دارد.

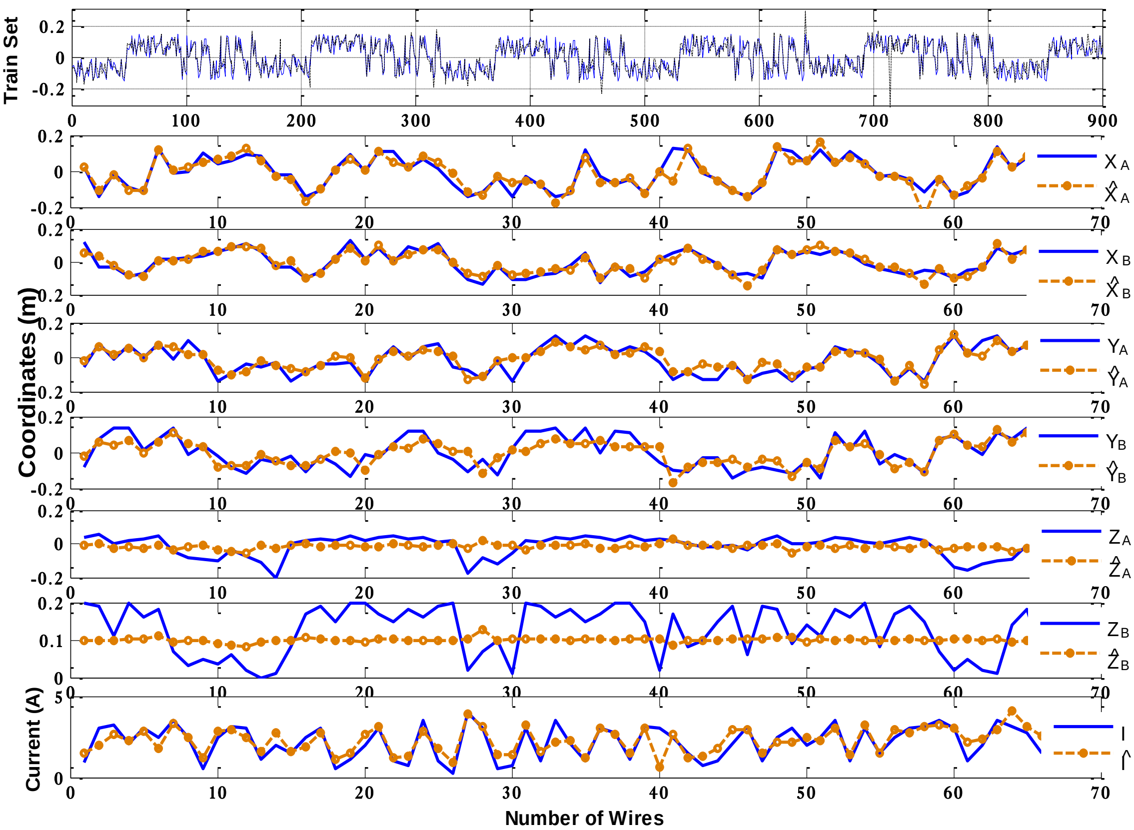
(پ)- روش‌های تخمین خطی مانند کم‌ترین مربعات و فیلتر H_∞ و غیره توانایی شناسایی این سیستم را تنها با خطای زیاد دارند چون این سیستم غیرخطی است. در حالیکه روش نوروفازی خطی-محلی چون یک روش تخمین غیرخطی است همان‌طور که نشان دادیم برای شناسایی این سیستم غیرخطی بسیار توانمند بود.

(ت)- پیاده‌سازی عملی این روش نسبت به روش‌های غیرخطی موجود بسیار ساده‌تر است.

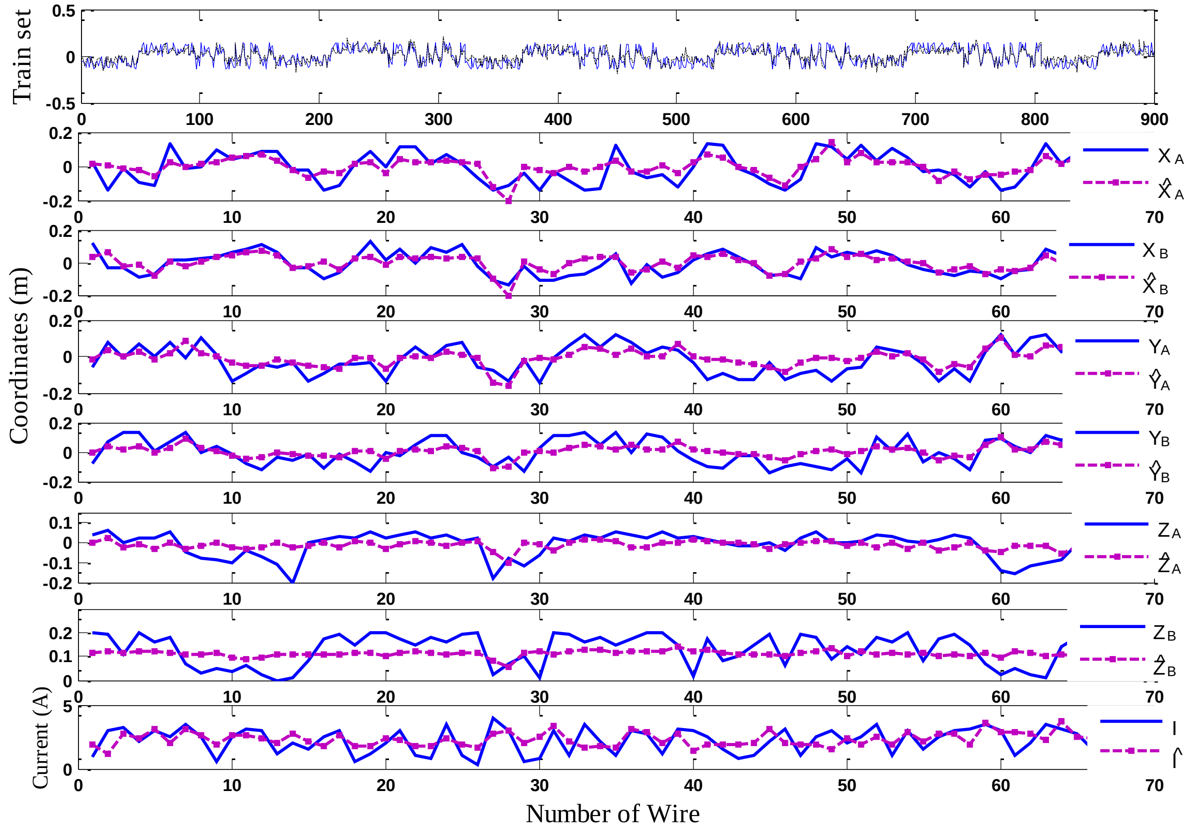
بنابراین تعمیم این موضوع برای شناسایی جریان و شکل پلاسمای غیرخطی برای کارهای آینده پیشنهاد داده می‌شود. به این صورت که پلاسمای غیرخطی به‌صورت مجموعه‌ای از جریان‌های الکتریکی تکه‌ای‌خطی به‌هم‌پیوسته در نظر گرفته شده و شناسایی شود. یعنی با استفاده از این روش هوشمند شناسایی موقعیت و اندازه جریان ساختارهای چندتکه خطی جریان را مورد تحلیل قرار می‌دهیم. همچنین ساختار شبکه‌های حسگری پیچیده‌تر و نیز چینش حجمی حسگرها را مورد بررسی قرار خواهیم داد.



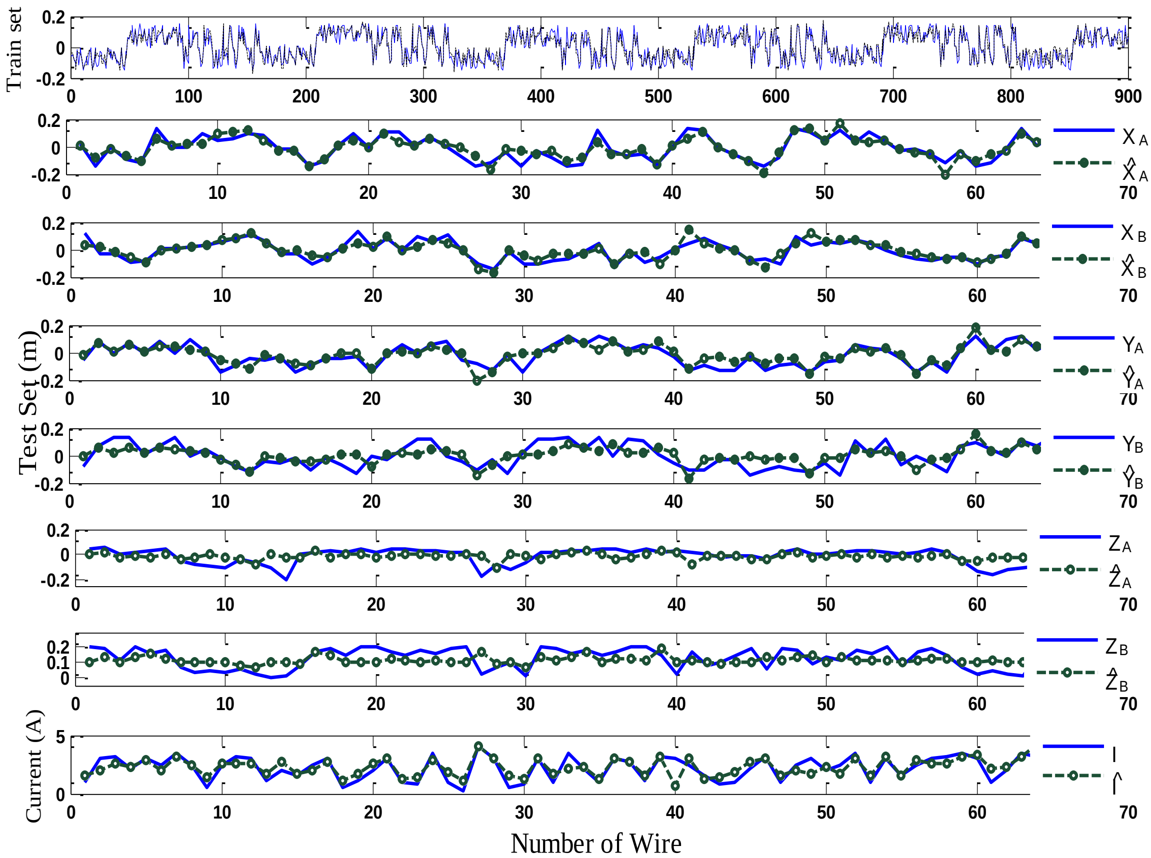
شکل ۹: نتایج شناسایی مختصات و جریان قوس الکتریکی خطی با شبکه عصبی MLP (آرایه اول)



شکل ۱۰: شناسایی مختصات و اندازه جریان قوس الکتریکی خطی با شبکه عصبی MLP (آرایه دوم)



شکل ۱۱: شناسایی مختصات و اندازه جریان قوس الکتریکی خطی با شبکه فازیعصبی خطی محلی (آرایه اول)



شکل ۱۲: شناسایی مختصات و اندازه جریان قوس الکتریکی خطی با شبکه فازیعصبی خطی محلی (آرایه دوم)

مراجع

[1] European Fusion Development Agreement (EFDA), Website Available: http://www.efda.org

[2] M. Ariola and. A. Pironti, *Magnetic Control of Tokamak Plasmas*, London, Springer, 2008.

[3] E. Tam, I. Levchenko, J. Li, A. Shashurin, A. B. Murphy, M. Keidar and K. Ostrikov, “Graphene and Carbon Nanotubes From Arc Plasmas: Experiment and Plasma Modeling,” *IEEE Transactions on Plasma Science*, vol. 39, no. 11, pp. 2798 - 2799, 2011.

[4] F. Xue, X. Zhang, J. Luo and L. Yu, “Plasma Shape Identification and Fitting on the Basis of Image Processing on Tokamak,” *Journal of Fusion Energy*, vol. 34, pp. 1348–1355, 2015.

[5] D. Mazon, J. Blum, C. Boulbe and e. al, “Real-time identification of the current density profile in the JET Tokamak: method and validation,” *in Joint 48th IEEE Conference on Decision and Control and 28th Chinese Control Conference*, Shanghai, P.R. China, 16-18 December, pp. 285-290, 2009.

[6] B. Thiébault and et.al, “SPIS 5.1: An Innovative Approach for Spacecraft Plasma Modeling,” *IEEE Transaction on Plasma Sciences Society*, vol. 43, no. 9, pp. 2782 - 2788, 2015.

[7] G. De. Tommasi, T. Tala, M. Ariola, F. Crisanti and A. Piront, “Identification of a dynamic model of plasma current density profiles,” *in 32nd EPS Conference on Plasma Phys*, ECA, Tarragona, vol. 29C, 27 June-1 July, 2005.

[8] P. A and A. F, “On-line plasma shape identification for use in control systems,” *in Proceedings of the 4th IEEE Conference on Control Applications*, Albany, NY, pp. 665-666, 1995.

[9] M. Hasegawa, K. Nakamura, K. Tokunaga, K. Tokunaga and e. al, “A Plasma Shape Identification with Magnetic Analysis for the Real-time Control on QUEST,” *IEEJ Transactions on Fundamentals and Materials*, vol. 132, no. 7, pp. 477-484, 2012.

[10] H. Jhang, C. Kessel, N. Pomphrey and J.-Y. Kim, “Simulation studies of plasma shape identification and control in Korea Superconducting Tokamak Advanced Research,” *Fusion Engineering and Design*,elsevier, vol. 54, pp. 117–134, 2001.

[11] S. Gerkšič, B. Pregelj, M. Perne, M. Knap, G. D. Tommasi, M. Ariola and A. Pironti, “Plasma current and shape control for ITER using fast online MPC,” *IEEE-NPSS Real Time Conference (RT)*, Padova, Italy, pp. 1-2 , 2016.

[12] L. Xiaolong, K. Nakamura, T. Yoshisue and e. al, “Hinf Loop Shaping Control for Plasma Vertical Position Instability on QUEST,” *Plasma Science and Technology*, vol. 15, no. 3, 2013.

[13] S. Gerkšič and G. D. Tommasi, “ITER plasma current and shape control using MPC,” *in IEEE Conference on Control Applications (CCA)*, Buenos Aires, Argentina, pp. 599-604, 2016.

[14] G. Ambrosino, G. Celentano, F. Garofalo and L. Glielmo, “On-line plasma shape identification via magnetic measurements,” *IEEE Transactions on Magnetics*, vol. 28, no. 2, pp. 1601 - 1604, 1992.

[15] K. Kurihara, “Tokamak plasma shape identification on the basis of boundary integral equations,” *Nuclear Fusion*, vol. 33, no. 3, 1993.

[16] T. C. Blanken,. F. Felici, M. R. Baar and W. Heemels, “Modeling, observer design and robust control of the particle density profile in tokamak plasmas,” *in 54th IEEE Conference on Decision and Control (CDC)*, osaka, 2015.

[17] R. Isermann and M. Munchhof, “*Identification of Dynamic Systems*”, Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2011.

[18] P. L. Li Fu, “The Research Survey of System Identification Method”, *Fifth International Conference on Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics*, china, pp. 397-401, 2013.

[19] L. Ljung, “Identification of Nonlinear Systems,” *in 9th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision*, ICARCV, Singapore, 2006.

[20] M. A. Shahin, J. B. Mark and M. R. Holger, “Artificial Neural Network−Based Settelement Prediction Formula For Shallow Foundations on Granular Soils,” *Australian Geomechanics*, pp. 45-52, 2002.

[21] O. Nelles, “*Nonlinear system identification*,” in Springer Verlag, Berlin, 2001.

[22] H. M. Kim and J. M. Mendel, “Fuzzy basis functions: comparisons with other basis functions,” *IEEE Tran. On Fuzzy Systems*, vol. 3, pp. 158-168, 1995.

[23] D. S. Broomhead and D. Lowe, “Multivariable functional interpolation and adaptive networks,” *Complex Systems*, vol. 2, pp. 321-355, 1988.

[24] O. Nelles, “ *Nonlinear System Identification with Local Linear Neuro-Fuzzy Models*,” in PhD Thesis, Aachen,Germany, TU Darmstadt, Shaker Verlag, 1999.

[25] J. Sharifi, B. N. Araabi and C. Lucas, “Multi-Step prediction of Dst index using Singular Spectrum Analysis and Locally Linear Neurofuzzy Modeling,” *Earth Planets Space*, *Earth Planets Space*, vol. 58, p. 331–341, 2006.

[26] J. Sharifie, C. Lucas and B. N. Araabi, “Locally Linear Neurofuzzy Modeling and Prediction of Geomagnetic Storms based on Solar Wind Conditions,” *Space Weather*, vol. 4, no.6, pp.1-12, 2006.

[27] J. Rezaie, B. N. Araabi, B. Moshiri and A. Rafati, "A Modified LOLIMOT Algorithm for Nonlinear Estimation Fusion," in *IEEE International Conference on Information Reuse and Integration*, IRI, 2007.

[۲۸] فرناز صباحی و محمدرضا اکبرزاده توتونچی،" شناسایی سیستم‌های غیرخطی بر اساس منطق فازی توسعه یافته"، *مجله مهندسی برق دانشگاه تبریز*، جلد ۴۴، شماره ۱، صفحات ۲۳-۳۲، سال ۱۳۹۲

[۲۹] سیدهادی حسینی، بابک نجار اعرابی، بهزاد مشیری، اشکان رحیمی‌کیان، "الگوریتم ترکیب فازی مدل‌های پیشبین جریان ترافیک در حضور داده‌های اغتشاشی" ، *مجله مهندسی برق دانشگاه تبریز*، جلد ۴۶، شماره ۱، صفحات ۱۲۱-۱۳۲، سال ۱۳۹۵

زیرنویس‌ها

[1] Plasma Arc
[2] Magneto-Hydrodynamics
[3] Canny
[4] Minor radius
[5] Elongation and Triangularity
[6] Locally Linear Neurofuzzy (LLNF)
[7] Sigmoidal
[8] Mean Square Error (MSE)
[9] Regularization
[10] Orthogonal Least Square (OLS)
[11] Locally Linear Model Tree (LOLIMOT)
[12] Principal Component Analysis (PCA)