

شناسایی مدل دینامیکی هواپیما با استفاده از شبکه‌های

عصبی مصنوعی

محمد رضا مرتضوی^۱، مهدی مرتضوی^۲

دانشکده مهندسی هوافضا، دانشگاه صنعتی امیرکبیر

تاریخ دریافت مقاله: ۱۳۹۰/۱۰/۱۳

تاریخ ارزیابی نهایی: ۱۳۹۱/۰۴/۰۲

چکیده

در این مقاله، روشی جهت شناسایی مدل دینامیکی هواپیما در حالت ۶ درجه آزادی، با استفاده از شبکه‌ی عصبی ارائه می‌شود. برای مدل‌سازی با شبکه‌های عصبی، آگاهی قبلی نسبت به ویژگی‌های سیستم چندان مورد نیاز نیست و می‌توان با بکارگیری مجموعه‌ای از ورودی‌ها و خروجی‌های ثبت شده سیستم، عملیات شناسایی را انجام داد. لذا این شیوه برای هواپیما که تعیین مقادیر دقیق جرم، ممانهای اینرسی، مشتقات پایداری و کنترل و... دشوار است، مناسب می‌باشد. برای آموزش شبکه‌ها، از داده‌های به دست آمده از پرواز هواپیما استفاده می‌گردد و پس از آن، این شبکه‌ها جایگزین معادلات دینامیکی حاکم بر حرکت هواپیما می‌شوند. این مدل، فرضیات ساده‌کننده‌ی موجود در روابط تحلیلی و عدم قطعیت‌ها را حذف کرده و تست‌های گوناگون انجام گرفته، صحت عملکرد و تعمیم دهی مناسب آن را نشان می‌دهد.

کلیدواژه:

شبکه‌های عصبی، شناسایی، مدل‌سازی، شبیه‌سازی، آموزش.

مقدمه

امروزه با رشد علم و تکنولوژی و گسترش استفاده از سیستم‌های کامپیوتری در محاسبات سنگین و سرعت بالا، سامانه‌های هوشمند کامپیوتری از اهمیت روزافزونی برخوردار شده‌اند. هوش مصنوعی در بخش‌های مختلف مهندسی از جایگاه بسیار ممتازی بهره‌مند است، به گونه‌ای که در این رشته‌ها، پژوهشگران و مهندسان در مورد مسائلی که حل آنها با روش‌های معمول بسیار دشوار و یا غیر ممکن می‌نماید، رو به این شاخه‌ی علمی آورده‌اند. یکی از مهمترین سامانه‌های هوشمند که در بخشهای مختلف مهندسی کاربرد بسیار زیادی پیدا کرده است، شبکه‌ی عصبی مصنوعی می‌باشد [۱].

شبکه‌های عصبی مصنوعی با الهام از شبکه‌های عصبی زیستی، سامانه‌هایی هستند که از پردازشگرهایی ساده و با تعداد زیاد تشکیل شده‌اند که مابین آنها، اتصالات فراوان برقرار است. مدل‌های شبکه‌ی عصبی مصنوعی در تلاش هستند تا برخی قوانین شناخته

شده در ارتباط با مغز انسان را به کار گیرند [۲]. مغز به دلیل ساختار خاص خود دارای ویژگی‌های منحصربفردی می‌باشد که از مهمترین آنها می‌توان به مواردی چون قدرت تطبیق دادن، توانایی تعمیم‌دهی، توانایی یادگیری، انجام پردازش به صورت موازی، قابلیت تحمل خطا و مصرف انرژی پایین اشاره کرد [۳ و ۴]. در واقع هدف از طراحی شبکه‌های عصبی مصنوعی این است که برخی از مشخصات اشاره شده را دارا باشند.

شبکه‌های عصبی از لحاظ ساختاری، یعنی شکل چیدمان نرون‌ها در مدل و نحوه‌ی اتصالات بین آنها، به دو دسته‌ی عمده‌ی شبکه‌های جلوسو و شبکه‌های بازگشتی تقسیم می‌شوند [۵]. شبکه‌های جلوسو از ساده‌ترین انواع شبکه‌های عصبی بوده که همان‌طور که از نامشان پیداست فقط در یک جهت اطلاعات را مورد پردازش قرار می‌دهند. این نوع شبکه‌ها از یک لایه‌ی ورودی، یک لایه‌ی خروجی و یک یا دو لایه‌ی پنهان تشکیل می‌شوند و از روش پس انتشار خطا برای آموزش آنها استفاده می‌شود. از سوی دیگر شبکه‌های بازگشتی دارای اتصالاتی می‌باشند که اطلاعات را از لایه‌های انتهایی شبکه به ورودی برمی‌گردانند. به این ترتیب ورودی شبکه اصلاح شده و

۱. دانشجوی کارشناسی ارشد m_r_mortazavi@aut.ac.ir

۲. استادیار mortazavi@aut.ac.ir

ریاضی برای آنها به سادگی صورت پذیرد. در روش به کار رفته شش شبکه‌ی عصبی پس از آموزش، جایگزین روابط سینتیکی حاکم بر حرکت هواپیما شدند که نتایج به دست آمده، عملکرد خوب و قابل قبول آنها را نشان داد.

معادلات حرکت

در [۲۳-۲۴] معادلات دینامیکی حاکم بر حرکت هواپیما و نیروها و گشتاورهای وارد بر آن در دستگاه مختصات بدنه به دست آمده است که معادلات مربوط به نیرو عبارتند از:

$$F_x = m(\dot{u} + qw - rv) \quad (1)$$

$$F_y = m(\dot{v} + ru - pw) \quad (2)$$

$$F_z = m(\dot{w} + pv - qu) \quad (3)$$

در این روابط F_x, F_y, F_z مؤلفه‌های نیرو، u, v, w مؤلفه‌های سرعت خطی و p, q, r مؤلفه‌های سرعت زاویه‌ای در راستای محورهای x, y, z دستگاه مختصات بدنه و m نیز جرم کل هواپیما می‌باشد. مؤلفه‌های نیرو از توزیع نیروهای آیرودینامیک، پیشران و گرانش وارد بر هواپیما تشکیل شده‌اند. لذا باید این نیروها را به دستگاه مختصات بدنه انتقال داد و از برآیند آنها F_x, F_y, F_z را به دست آورد. همچنین معادلات مربوط به گشتاور به این شکل می‌باشد:

$$L = I_x \dot{p} - I_{xz} \dot{r} + qr(I_z - I_y) - I_{xz} pq \quad (4)$$

$$M = I_y \dot{q} + rp(I_x - I_z) + I_{xz}(p^2 - r^2) \quad (5)$$

$$N = -I_{xz} \dot{p} + I_z \dot{r} + pq(I_y - I_x) + I_{xz} qr \quad (6)$$

در جایی که L, M, N مؤلفه‌های گشتاور و I_x, I_y, I_z ممان‌های اینرسی حول محورهای x, y, z از دستگاه بدنه بوده و I_{xy}, I_{xz}, I_{yz} نیز مقادیر حاصلضرب اینرسی می‌باشند.

به منظور درک بهتر موقعیت و وضعیت هواپیما در فضا، سه محور متعامد که روی زمین مسطح و غیر چرخشی ثابت شده‌اند، به عنوان دستگاه مرجع اینرسی به کار برده می‌شوند. وضعیت دستگاه مختصات بدنه نسبت به این دستگاه اینرسی با تعریف سه زاویه‌ی اوپلر، یعنی به ترتیب ψ (یاو)، θ (پیچ) و ϕ (رل) مشخص می‌شود و از این طریق می‌توان مؤلفه‌های سرعت هواپیما در دستگاه بدنه یعنی u, v, w را به دستگاه مختصات ثابت یعنی

$$\frac{dx}{dt}, \frac{dy}{dt}, \frac{dz}{dt} \text{ انتقال داد:}$$

$$\frac{dx}{dt} = (c\theta c\psi)u + (s\phi s\theta c\psi - c\phi s\psi)v + (c\phi s\theta c\psi + s\phi s\psi)w \quad (7)$$

$$\frac{dy}{dt} = (c\theta s\psi)u + (s\phi s\theta s\psi + c\phi c\psi)v + (c\phi s\theta s\psi - s\phi c\psi)w \quad (8)$$

$$\frac{dz}{dt} = -\frac{dh}{dt} = (-s\theta)u + (s\phi c\theta)v + (c\phi c\theta)w \quad (9)$$

این فرآیند تا زمانی که شبکه به یک وضعیت پایدار برسد ادامه می‌یابد. این نوع ساختار بطور مشخص در مسائلی مفید است که در آنها راه حل، فقط بستگی به ورودی‌های جاری سیستم ندارد و همه ورودی‌های قبلی در آن تاثیر دارند [۶].

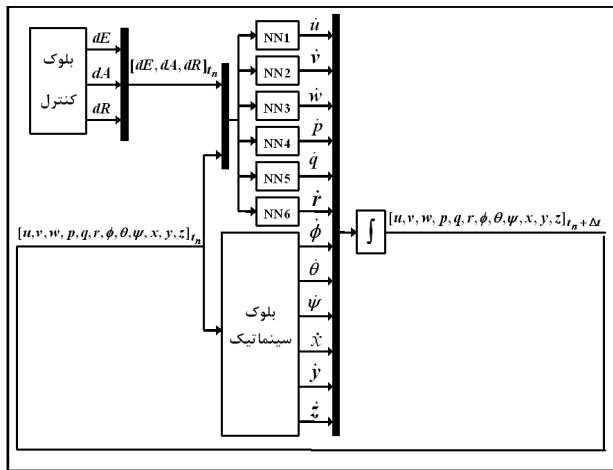
نوع جلوسوی شبکه‌های عصبی انواع مختلفی دارد که سه نوع معروف آن پرسپترون تک لایه‌ای، پرسپترون چند لایه‌ای و شبکه‌ی پایه شعاعی می‌باشد. همینطور شبکه‌های بازگشتی نیز بسیار گسترده هستند که بعنوان چند شبکه‌ی مشهور آن می‌توان از شبکه‌ی رقابتی، نگاشت خود سازمانده کوهونن و شبکه‌ی هاپفیلد نام برد [۳].

شبکه‌های عصبی دارای کاربردهای متنوعی در بخشهای مختلف علمی و صنعتی می‌باشند. صنعت هوافضا نیز به عنوان یکی از مهم‌ترین و پیشرفته‌ترین صنایع، در استفاده از سامانه‌های هوشمند از جمله شبکه‌های عصبی، پیشرو می‌باشد. برای وسایل پرنده، این شبکه‌ها در زمینه‌های گوناگونی به کار گرفته شده‌اند که برخی از آنها عبارتند از: آشکارسازی آسیب‌های سازه [۷]، شبیه‌سازی دینامیک حرکتی وسیله پرنده [۸-۹]، طراحی اتوپایلوت و قوانین کنترل و هدایت پیشرفته [۱۰-۱۲]، مدل‌سازی آیرودینامیکی و تخمین پارامتر با استفاده از تست پرواز [۱۳-۱۵] و بسیاری کاربردهای متنوع دیگر.

در سالهای اخیر نیز تلاش‌هایی در جهت شناسایی مدل وسایل پرنده با استفاده از شبکه‌های عصبی صورت گرفته است که در ادامه به برخی از آنها پرداخته می‌شود. در [۱۶] مدل‌سازی سه درجه آزادی و در [۱۷-۱۸] مدل‌سازی شش درجه آزادی دینامیک هواپیما با کمک شبکه‌ی جلوسوی پرسپترون انجام پذیرفته است. همچنین [۱۹-۲۱] از شبکه‌ی عصبی المان جهت شناسایی سیستم هواپیما استفاده می‌نمایند. [۲۲] نیز روش شبکه‌ی عصبی را برای مدل‌سازی دینامیک حرکتی یک بالگرد بدون سرنشین بکار برده است. در این مقاله به منظور شناسایی سیستم هواپیما، از شبکه‌ی عصبی جلوسوی پایه شعاعی با یک ساختار ساده و سریع، استفاده می‌شود.

برای بررسی کامل حرکت هواپیما در فضای سه بعدی، به دوازده معادله نیاز است که شش معادله‌ی آن مربوط به سینتیک جسم صلب بوده و شش معادله‌ی دیگر روابط سینماتیکی حاکم بر حرکت می‌باشد. در مورد هواپیما در دنیای واقعی، رفتار نیروها و گشتاورهای وارد بر آن که در معادلات سینتیکی ظاهر می‌شوند، به طور دقیق مشخص نیست و این مسأله کار مدل‌سازی روابط سینتیکی را دشوار می‌سازد. اما معادلات سینماتیکی، در واقع روابط هندسی موجود در حرکت می‌باشند و این نکته باعث می‌شود ایجاد مدل

لذا می‌توان سمت راست هر یک از معادلات سینتیک را که نیروها و گشتاورها را در خود دارند، با یک شبکه‌ی عصبی جایگزین نمود [۱۷-۱۸]. شکل (۱) مدل ایجاد شده بر اساس این روش را نشان می‌دهد که بخشهای مختلف آن در ادامه توضیح داده می‌شود.



شکل ۱. دیاگرام مدل ایجاد شده با استفاده از شبکه‌ی عصبی

بلوک کنترل در هر لحظه ورودی‌های کنترلی اعمالی به هواپیما را مشخص می‌کند که در واقع از بیرون مدل به آن وارد می‌شود. همچنین همانطور که در شکل ملاحظه می‌گردد، در مدل شش شبکه‌ی عصبی وجود دارد که پس از آموزش، وظیفه‌ی تولید مشتقات $\dot{u}, \dot{v}, \dot{w}, \dot{p}, \dot{q}, \dot{r}, \dot{\phi}, \dot{\theta}, \dot{\psi}$ ورودی این شبکه‌ها در هر لحظه، بردار حالت و کنترل وسیله‌ی پرنده می‌باشد که بر اساس این ورودی، خروجی خود را تولید می‌نمایند. بدین ترتیب معادلات (۱) تا (۶) با شش شبکه‌ی عصبی جایگزین شده‌اند. بعلاوه در این مدل، بخشی تحت عنوان بلوک سینماتیک وجود دارد که خروجی آن مشتقات $\dot{x}, \dot{y}, \dot{z}, \dot{h}$ بوده و در آن روابط (۷) تا (۱۲) به صورت مستقیم مدل‌سازی شده است.

با به کار بردن این روش، در هر لحظه دوازده مشتق متغیرهای حالت هواپیما را در اختیار داشته و با انتگرال‌گیری از آن‌ها متغیرهای حالت در گام زمانی بعدی به دست می‌آید. این مدل با مشخص کردن یک شرایط اولیه، شروع به کار کرده و با معلوم بودن کنترل‌های اعمالی در هر لحظه (بلوک کنترل)، بردار X را در طول زمان تولید می‌نماید.

ایجاد شبکه‌ها و آموزش آنها

در این مقاله برای مدل‌سازی با استفاده از شبکه‌ی عصبی، نوع جلوسوی پایه شعاعی مورد استفاده قرار گرفت. شبکه‌ی پایه شعاعی

برای به دست آوردن زوایای اویلر نیز، از ارتباط آنها با مؤلفه‌های سرعت زاویه‌ای در دستگاه مختصات بدنه، یعنی p, q, r استفاده می‌شود:

$$\dot{\phi} = p + (s\phi \tan \theta)q + (c\phi \tan \theta)r \quad (10)$$

$$\dot{\theta} = (c\phi)q + (-s\phi)r \quad (11)$$

$$\dot{\psi} = (s\phi \sec \theta)q + (c\phi \sec \theta)r \quad (12)$$

بدین ترتیب، دوازده معادله‌ی مورد نیاز برای بررسی رفتار هواپیما در حالت شش درجه آزادی به دست آمد.

مدلسازی دینامیکی با شبکه‌ی عصبی

در بخش قبلی روابط حاکم بر حرکت هواپیما، به طور کامل به دست آمد. این روابط، دوازده معادله‌ی دیفرانسیل غیرخطی مرتبه‌ی اول می‌باشند که از شش معادله‌ی سینتیک و شش معادله‌ی سینماتیکی تشکیل شده‌اند. معادلات حاکم بر حرکت را می‌توان در فرم فضای حالت نوشت که در این صورت بردار حالت، شامل متغیرهای حالت به شکل $X = [u, v, w, p, q, r, \phi, \theta, \psi, x, y, z, h]^T$ و بردار ورودی‌های کنترلی که شامل الویتور، ایلرون و رادر است به فرم $U = [\delta E, \delta A, \delta R]$ خواهد بود. سمت چپ روابط نیز، مشتق بردار حالت $\dot{X} = [\dot{u}, \dot{v}, \dot{w}, \dot{p}, \dot{q}, \dot{r}, \dot{\phi}, \dot{\theta}, \dot{\psi}, \dot{x}, \dot{y}, \dot{z}, \dot{h}]^T$ می‌باشد که با فرض معلوم بودن شرایط اولیه، با انتگرال‌گیری از آن در هر گام زمانی می‌توان بردار حالت را در گام زمانی بعدی به دست آورد.

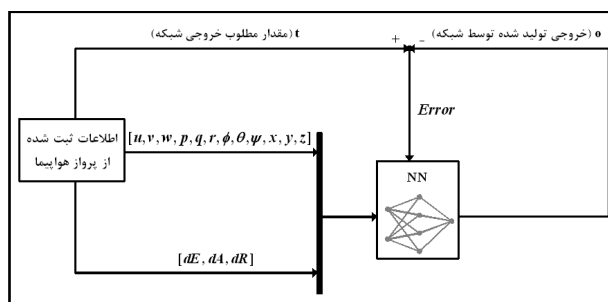
معادلات سینماتیکی که در سمت چپ آن‌ها مشتقات $\dot{\phi}, \dot{\theta}, \dot{\psi}, \dot{x}, \dot{y}, \dot{z}, \dot{h}$ ظاهر شده است، در واقع روابط هندسی حاکم بر حرکت بوده و به سادگی مدل می‌شوند. اما در مورد معادلات سینتیک که شامل مشتقات $\dot{u}, \dot{v}, \dot{w}, \dot{p}, \dot{q}, \dot{r}$ در سمت چپ خود هستند، شرایط متفاوت است. منشأ این روابط قانون دوم نیوتن می‌باشد و لذا معادلات سینتیک شامل ترم‌های نیرو و گشتاور هستند. در مورد هواپیما در دنیای واقعی، این نیروها و گشتاورها عدم قطعیت دارند و این مسأله کار مدل‌سازی روابط سینتیک را دشوار می‌سازد.

ایده‌ی استفاده از شبکه‌ی عصبی در مدل‌سازی دینامیک پرواز هواپیما نیز همین مطلب است. روش کار چنین است که فرض می‌کنیم شبکه بتواند پس از آموزش، با در اختیار داشتن بردار حالت در هر لحظه، مشتقات ذکر شده را در همان لحظه تولید نماید. با انتگرال‌گیری از این مشتقات در هر گام زمانی، بردار حالت و در نتیجه ورودی شبکه در لحظه‌ی بعد به دست می‌آید و از این طریق، موقعیت و وضعیت هواپیما در طول زمان معین می‌گردد.

یکی از مشهورترین و پرکاربردترین اعضای خانواده‌ی شبکه‌های عصبی می‌باشد که قابلیت‌های زیادی در حل مسایل مختلف از خود نشان داده است و علت این انتخاب نیز همین توانایی بالای این شبکه است. این شبکه نسبت به سایر انواع شبکه‌های جلوسو، دارای تعداد نرون بیشتری می‌باشد ولی در عوض زمان طراحی آن بسیار کوتاه‌تر است.

شبکه‌ی پایه شعاعی در واقع بر اساس فاصله‌ی بین ورودی اعمالی با ورودی آموزشی عمل می‌کند و هرچه این فاصله کمتر باشد، مقدار خروجی تولید شده به خروجی آموزش نزدیکتر خواهد بود. در کل، شبکه‌ی پایه شعاعی ابزاری قدرتمند و کاراست که حساسیت کمتری نسبت به کمینه‌های محلی از خود نشان می‌دهد و زمانی که تعداد داده‌های آموزشی زیاد باشد بهترین عملکرد را دارا می‌باشد [۲۵].

پس از انتخاب نوع شبکه‌ها، نوبت به آموزش آن‌ها می‌رسد. به این منظور نیاز به دو گروه داده است. یک گروه از داده‌ها، بردار ورودی به شبکه‌ها می‌باشد که شامل متغیرهای کنترل و حالت هواپیما در لحظات مختلف است. گروه دوم داده‌ها، در واقع خروجی مطلوب هر یک از شبکه‌ها در هر لحظه می‌باشد. یعنی مقداری که انتظار می‌رود شبکه، به ازای یک بردار ورودی مشخص تولید نماید که در این مدل‌سازی به ترتیب یکی از مشتقات $\dot{u}, \dot{v}, \dot{w}, \dot{p}, \dot{q}, \dot{r}$ است. شکل (۲) شیوه‌ی آموزش هر یک از شبکه‌ها را به صورت شماتیک نشان می‌دهد.



شکل ۲. شیوه‌ی آموزش شبکه‌ها

برای ایجاد شبکه‌های موردنظر از نرم‌افزار متلب بهره گرفته می‌شود. آموزش شبکه‌ها از طریق داده‌های در دسترس صورت می‌پذیرد که در کارهای عملی، این داده‌ها از تست پرواز به‌دست می‌آیند. در این مقاله به دلیل در اختیار نداشتن داده‌های تست پرواز، از خروجی یک شبیه‌ساز تحلیلی برای آموزش شبکه‌ها استفاده می‌شود. بدین معنی که معادلات (۱) تا (۱۲) برای یک هواپیما خاص در کامپیوتر شبیه‌سازی شده و نتایج، جهت بکارگیری در فرآیند آموزش ثبت می‌گردد.

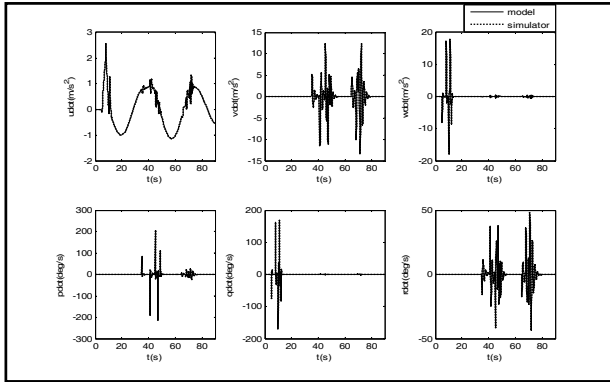
باید توجه کرد، روش شناسایی ارائه شده در این مقاله به شکلی است که می‌توان آنرا به راحتی روی داده‌های به‌دست آمده از تست پرواز واقعی نیز، اعمال نمود و مدل دقیقتری را به‌دست آورد. به بیان دیگر، در صورت عملکرد مناسب مدل برای خروجی‌های شبیه‌ساز، می‌توان ادعا کرد که این روش بر روی داده‌های تست پرواز نیز قابل اعمال است. البته در پرواز واقعی عواملی نظیر تأخیر زمانی سنسورها، نویز اندازه‌گیری، توربولانس و ... داده‌های ثبت شده را تحت اثر قرار داده و از کیفیت آن می‌کاهد. اما در این شرایط نیز، اگر شبکه‌ها به درستی تنظیم شوند، می‌توانند این موارد را در حد مطلوب حذف نموده و مدلی با کارکرد خوب ارائه دهند. هواپیمای انتخاب شده برای شبیه‌سازی، Cessna 172 می‌باشد که مشخصات هندسی و مشتقات پایداری و کنترل آن در [۲۴] آورده شده است. Cessna 172 دارای سه سطح کنترلی الویتور (E)، ایلرون (A) و رادر (R) می‌باشد که به وسیله آنها فرمان مورد نظر اعمال شده و هواپیما کنترل می‌گردد. فرض است که هواپیما قبل از شروع شبیه‌سازی در حال پرواز در شرایط تعادل، یعنی پرواز با ارتفاع و سرعت ثابت روی خط مستقیم باشد. ارتفاع پرواز ۱۵۲۴ متر است که در این ارتفاع سرعت تعادل برابر ۶۶/۷۵ متر بر ثانیه می‌باشد.

به منظور ثبت اطلاعات مربوطه، مدت زمان شبیه‌سازی به سه بخش تقسیم می‌گردد. در ابتدای هر کدام از این بازه‌ها، یکی از ورودی‌های کنترلی به هواپیما اعمال گشته و بعد از آن هواپیما به حال خود رها می‌شود تا نوسان کند و سپس کنترل بعدی وارد می‌گردد. دقت شود این بازه‌ها باید به قدری طولانی باشند که فرصت لازم را برای جمع‌آوری داده‌ها به میزان کافی، فراهم نمایند. تحریک جداگانه‌ی هر یک از ورودی‌های کنترلی، سبب تفکیک پاسخ‌های هواپیما شده و اطلاعات غنی‌تری را جهت آموزش شبکه‌ها در اختیار ما می‌گذارد.

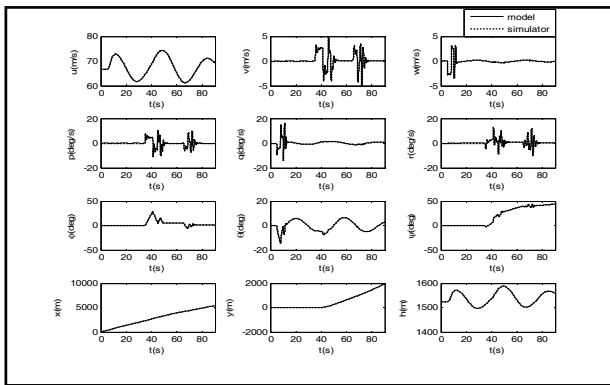
برای هر سه سطح کنترلی، ورودی به صورت ۱-۲-۳ در نظر گرفته می‌شود که این نوع ورودی از چهار پالس متوالی به طول Δt ، $2\Delta t$ ، $3\Delta t$ و $1\Delta t$ ثانیه تشکیل می‌گردد. دامنه‌ی تمامی این پالسها برابر است ولی علامت آنها یکی در میان از مثبت به منفی و بالعکس عوض می‌شود. مهمترین ویژگی این نوع ورودی سادگی آن می‌باشد، به گونه‌ای که به راحتی می‌توان آنرا اعمال نمود، در عین اینکه هواپیما را بخوبی تحریک می‌کند [۲۶].

برای الویتور و رادر Δt برابر ۱ و برای ایلرون ۲ ثانیه فرض و دامنه تمامی آنها برابر ۲ درجه قرار داده شد که نمودار آن در شکل (۳) قابل ملاحظه است. لازم به ذکر می‌باشد برای تحریک هواپیما

آموزشی، خروجی آن با خروجی شبیه‌ساز تحلیلی ایجاد شده مطابقت داشته باشد. آنچه در اشکال (۵) و (۶) دیده می‌شود، کارکرد مطلوب مدل را در مورد داده‌هایی که آموزش دیده است، نشان می‌دهد.



شکل ۵. مقایسه‌ی خروجی مطلوب شبکه‌ها در آموزش با شبیه‌ساز



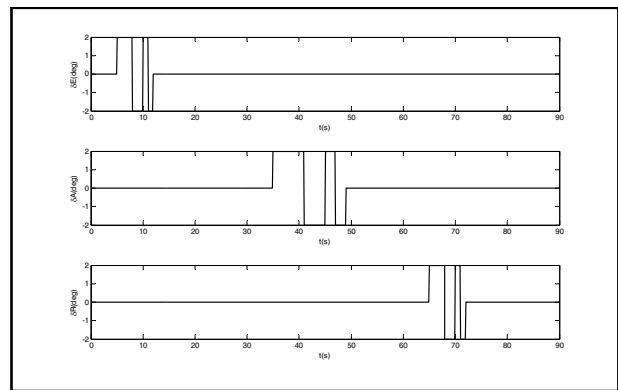
شکل ۶. مقایسه‌ی خروجی مدل ایجاد شده با استفاده از شبکه‌ی عصبی و شبیه‌ساز پس از آموزش

جداول (۱) و (۲) نیز به ترتیب شامل میانگین مربعات خطا (MSE) برای خروجی و متغیرهای حالت تعریف شده برای وسیله می‌باشد. همانطور که ملاحظه می‌گردد، خطاهای موجود در این دو جدول اعداد کوچکی بوده و قابل چشم‌پوشی می‌باشند و از اینرو می‌توان گفت مدل برای آنچه به آن آموزش داده شده است، نتایج مناسبی را تولید می‌نماید.

جدول ۱. MSE مربوط به خروجی شبکه‌های عصبی برای داده‌های آموزشی

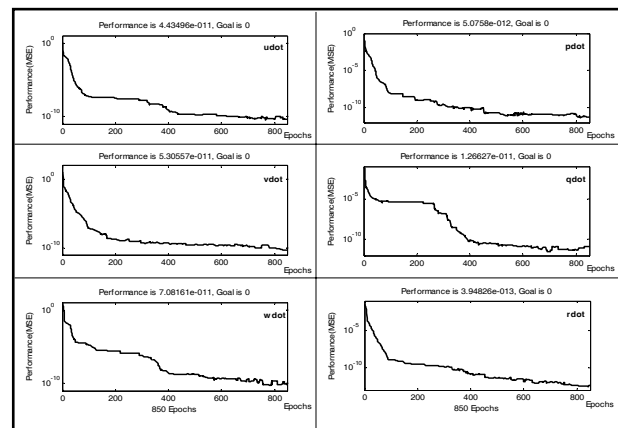
شبکه	MSE
$NN1 \rightarrow \dot{u} \text{ (m/s}^2\text{)}$	4.3256e-06
$NN2 \rightarrow \dot{v} \text{ (m/s}^2\text{)}$	4.3738e-06
$NN3 \rightarrow \dot{w} \text{ (m/s}^2\text{)}$	9.1339e-05
$NN4 \rightarrow \dot{p} \text{ (}^\circ\text{/s}^2\text{)}$	0.0021
$NN5 \rightarrow \dot{q} \text{ (}^\circ\text{/s}^2\text{)}$	0.0042
$NN6 \rightarrow \dot{r} \text{ (}^\circ\text{/s}^2\text{)}$	3.8840e-05

با سیگنال ۱-۲-۳، به ازای هر ورودی کنترلی حدود ۲۰ ثانیه زمان نیاز است [۲۶] که برای اطمینان خاطر از کافی بودن اطلاعات ثبت شده، این زمان برای هر یک از آنها مقداری بیشتر (۳۰ ثانیه) در نظر گرفته می‌شود. بدین ترتیب کل مدت شبیه‌سازی ۹۰ ثانیه است. عملکرد این شبیه‌ساز با استفاده از [۲۴] اعتبارسنجی شده و از خروجی آن، برای آموزش شبکه‌های عصبی در مدل‌سازی استفاده می‌گردد.



شکل ۳. ورودی‌های کنترلی اعمال شده برای آموزش شبکه‌ها

بدین ترتیب، بردارهای ورودی و خروجی مطلوب تولید شده، به هر یک از شبکه‌ها ارائه گشته و از الگوریتم‌های آموزش موجود، برای تعلیم آنها به شبکه استفاده می‌شود. در این صورت پس از هر بار تکرار، خطای متوسط شبکه در تولید خروجی کاهش می‌یابد تا همگرایی حاصل شود. شکل (۴) روند کاهش خطا را برای هر شش شبکه در طول آموزش نشان می‌دهد. همانطور که در شکل دیده می‌شود پس از تنها ۸۵۰ بار تکرار، خطای کلیه‌ی شبکه‌ها در یادگیری خروجی مطلوب، به شکل قابل توجهی کاهش یافته است.

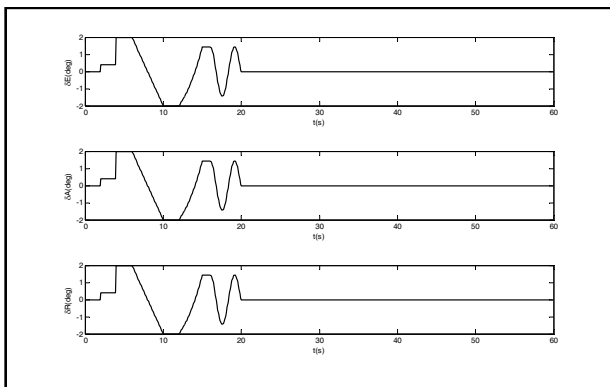


شکل ۴. تغییرات خطای خروجی شبکه‌ها در طول فرآیند آموزش

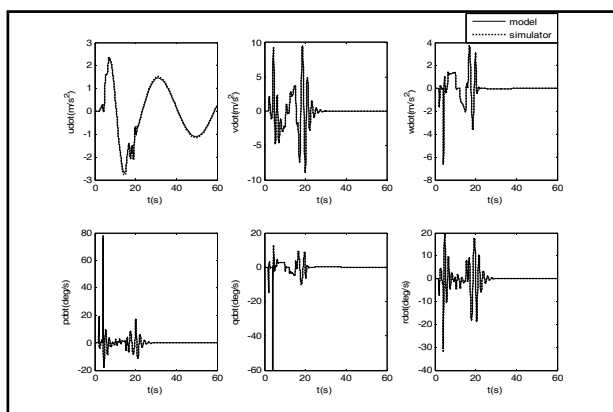
پس از اتمام فرآیند آموزش، شبکه‌ها در مدل قرار داده شده و مورد بررسی قرار می‌گیرند. عملکرد این مدل در صورتی قابل قبول است که به ازای شرایط مفروض در به‌دست آوردن داده‌های

جدول ۲. MSE مربوط به متغیرهای حالت هواپیما برای داده‌های آموزشی

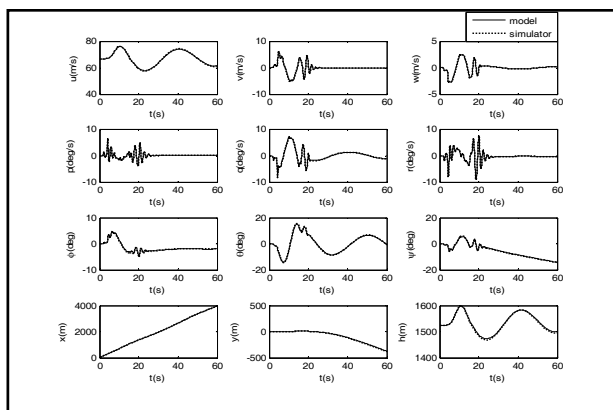
متغیر حالت	MSE
u (m/s)	1.4125e-04
v (m/s)	4.0122e-07
w (m/s)	2.2080e-06
p ($^{\circ}/s$)	9.2466e-06
q ($^{\circ}/s$)	7.4507e-05
r ($^{\circ}/s$)	4.6334e-06
ϕ ($^{\circ}$)	8.4547e-05
θ ($^{\circ}$)	1.5395e-04
ψ ($^{\circ}$)	0.0012
$x(m)$	0.2757
$y(m)$	0.3036
$z(m)$	0.0084



شکل ۷. ورودی کنترلی اعمال شده در تست اول



شکل ۸. مقایسه‌ی خروجی مطلوب شبکه‌ها با شبیه‌ساز در تست اول



شکل ۹. مقایسه‌ی خروجی مدل ایجاد شده با استفاده از شبکه‌ی عصبی و شبیه‌ساز در تست اول

تست دوم، ابتدا با ورودی دابلت برای ایلرون آغاز می‌گردد و بعد از آن الویتور با ورودی ۱-۲-۱ تحریک می‌شود. ۱-۲-۱ از سه پالس متوالی به طول Δt ، $2\Delta t$ و $1\Delta t$ ثانیه با دامنه‌ی برابر و علامت نوسانی تشکیل می‌گردد. برای هر دوی این کنترل‌ها Δt برابر ۱ ثانیه و دامنه ۲ درجه در نظر گرفته شد. شکل‌های (۱۰) تا (۱۲) مربوط به این حالت می‌باشند. هدف از انجام این تست، بررسی عملکرد مدل در حالتی است که یکی از ورودی‌های کنترلی (در

انجام تست‌های مختلف برای بررسی عملکرد مدل

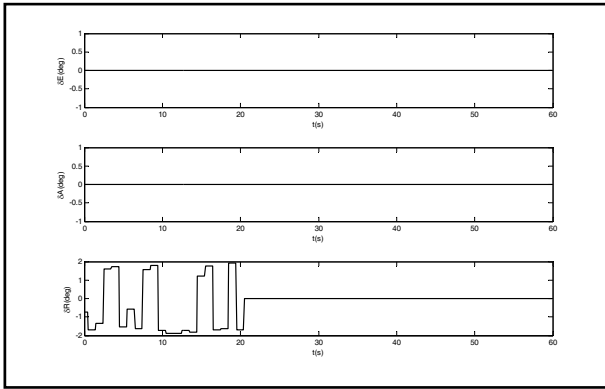
تا به اینجا شبکه‌های مورد نیاز برای مدل‌سازی پرواز هواپیما، ایجاد و آموزش داده شدند. در بخش قبل نیز، موفقیت مدل در حالتی که داده‌های ورودی به آن همان داده‌های آموزشی بود، ملاحظه گشت. اما آنچه که انتظار می‌رود این است که شبکه‌ها بتوانند در برخورد با داده‌هایی که آنها را از قبل ندیده‌اند نیز، پاسخ‌های مناسبی تولید کنند. در واقع شبکه‌ها باید توانایی تعمیم‌دهی داشته باشند و در این بخش با انجام سه تست مختلف، این قابلیت در شبکه‌ها محک زده می‌شود.

روش آزمایش چنین است که در هر بار تست، به مدت ۶۰ ثانیه به ازای ورودی‌های کنترلی با شکل‌های مختلف، خروجی مدل به دست آمده و با خروجی شبیه‌ساز تحلیلی ایجاد شده مقایسه می‌گردد. این ورودی‌ها از لحاظ ماهیت (پالس، شیب و ...) و اندازه (طول دوره اعمال و دامنه)، با ورودی‌هایی که از آنها برای تولید داده‌های آموزشی شبکه‌ها استفاده شد، متفاوت می‌باشد. بدین ترتیب خروجی شبکه‌ها برای داده‌هایی که در آموزش آنها شرکت نداشته‌اند، بررسی می‌شود.

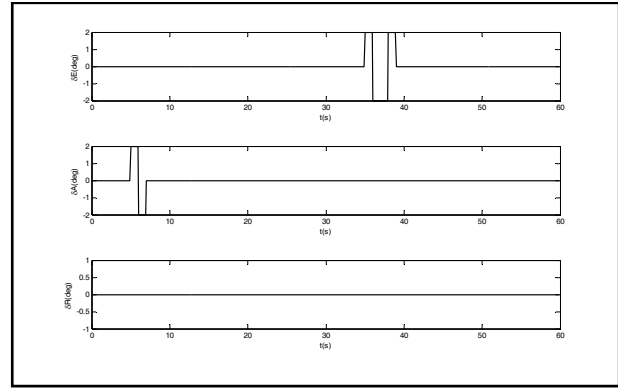
در تست اول، هر سه ورودی کنترلی به طور همزمان و با یک شکل دلخواه از قبل طراحی شده (شامل توابع پالس، شیب، مثلثاتی و نمایی) به هواپیما اعمال می‌شوند که نمودار آن در شکل (۷) آمده است. همچنین اشکال (۸) و (۹) نتایج به دست آمده را نشان می‌دهد. این دو شکل بیانگر آن هستند که اگرچه در آموزش شبکه‌ها اعمال ورودی به صورت همزمان وجود نداشت، با این وجود شبکه‌ها در مواجهه با این شرایط به خوبی کار می‌کنند.

(۱۴) و (۱۵) مقایسه‌ی خروجی شبکه‌ها و مدل با خروجی شبیه‌ساز تحلیلی است. در این تست نیز علی‌رغم اینکه تنها یک

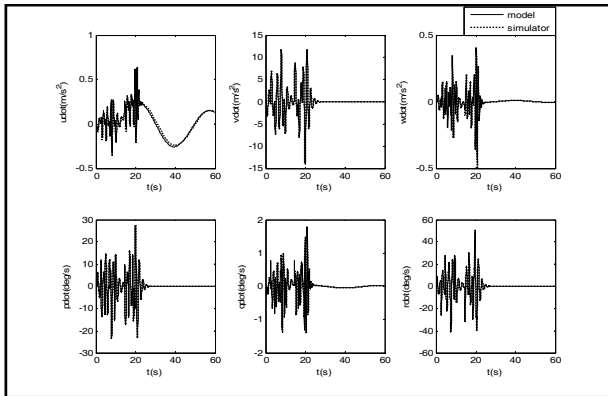
اینجا رادر) خاموش باشد. در این شرایط نیز شکل‌های حاصل شده، عملکرد مطلوب مدل را نشان می‌دهند.



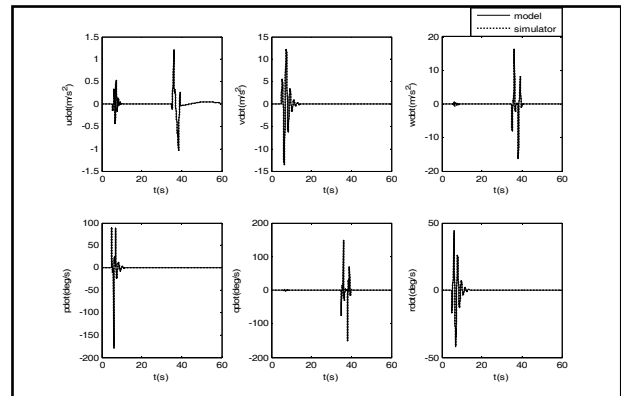
شکل ۱۳. ورودی کنترلی اعمال شده در تست سوم



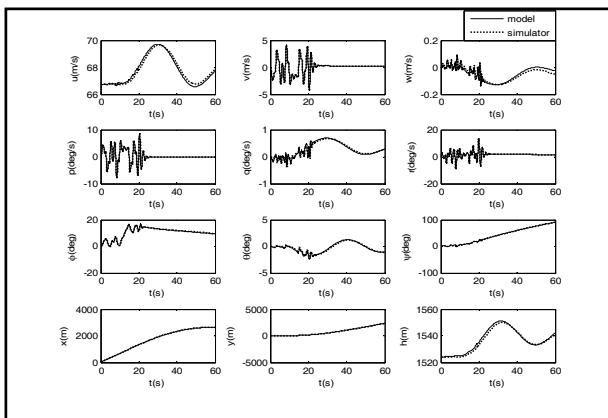
شکل ۱۰. ورودی کنترلی اعمال شده در تست دوم



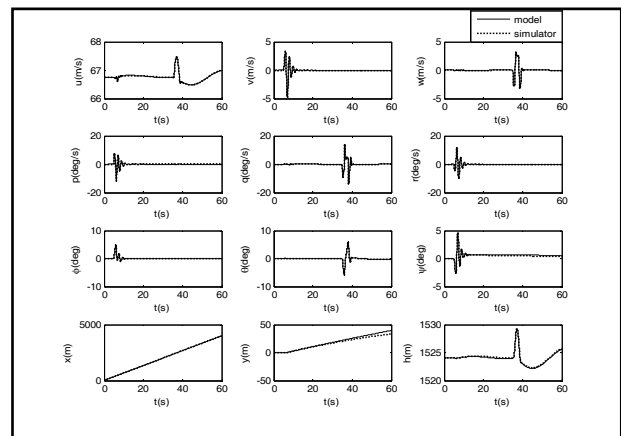
شکل ۱۴. مقایسه‌ی خروجی مطلوب شبکه‌ها با شبیه‌ساز در تست سوم



شکل ۱۱. مقایسه‌ی خروجی مطلوب شبکه‌ها با شبیه‌ساز در تست دوم



شکل ۱۵. مقایسه‌ی خروجی مدل ایجاد شده با استفاده از شبکه‌ی عصبی و شبیه‌ساز در تست سوم



شکل ۱۲. مقایسه‌ی خروجی مدل ایجاد شده با استفاده از شبکه‌ی عصبی و شبیه‌ساز در تست دوم

کنترل آن هم با سیگنال تصادفی به سیستم اعمال می‌شود، ولی مدل در تولید پاسخ‌های مناسب موفق عمل نموده است.

در نهایت در تست سوم، توسط یک سیگنال با دامنه‌ی تصادفی و Δt برابر ۱ ثانیه، نظیر آنچه در شکل (۱۳) دیده می‌شود، ورودی رادر هواپیما دچار تغییر می‌شود. در این وضعیت، هر دو کنترلر الویتور و ایلرون خاموش بوده و نتایج ثبت می‌گردد. شکل‌های

جدول ۳. MSE مربوط به خروجی شبکه‌های عصبی برای تست‌های انجام شده

شبکه	MSE		
	تست اول	تست دوم	تست سوم
$NN1 \rightarrow \dot{u} (m/s^2)$	0.0019	5.5546e-06	4.1120e-04
$NN2 \rightarrow \dot{v} (m/s^2)$	0.0021	5.2403e-05	1.3000e-03
$NN3 \rightarrow \dot{w} (m/s^2)$	1.2600e-04	1.6404e-04	1.6700e-04
$NN4 \rightarrow \dot{p} (^\circ/s^2)$	0.0123	0.0271	0.0098
$NN5 \rightarrow \dot{q} (^\circ/s^2)$	0.0040	0.0058	0.0120
$NN6 \rightarrow \dot{r} (^\circ/s^2)$	0.0115	0.0010	0.0112

جدول ۴. MSE مربوط به متغیرهای حالت هواپیما برای تست‌های انجام شده

متغیر حالت	MSE		
	تست اول	تست دوم	تست سوم
$u (m/s)$	0.0428	4.2121e-05	2.7300e-02
$v (m/s)$	0.0030	7.4511e-06	2.0792e-04
$w (m/s)$	5.4957e-05	5.1671e-06	1.9254e-04
$p (^\circ/s)$	0.0017	2.9889e-04	0.0013
$q (^\circ/s)$	0.0041	1.1693e-04	0.0013
$r (^\circ/s)$	0.0021	8.6099e-05	0.0019
$\phi (^\circ)$	0.0305	7.3205e-04	0.0274
$\theta (^\circ)$	0.0692	4.2690e-05	0.0128
$\psi (^\circ)$	0.0314	0.0110	0.0915
$x(m)$	2.9998	0.0025	5.0338
$y(m)$	15.5372	6.2135	40.3575
$z(m)$	8.2319	0.0107	1.4771

جداول (۳) و (۴) MSE به دست آمده برای خروجی شبکه‌ها و مدل را در این سه تست نشان می‌دهد که اعداد به دست آمده، بیانگر قابلیت بالای مدل در تولید پاسخ‌های با خطای کم، می‌باشد. بدین ترتیب، مدل از تست‌های اعتبارسنجی طراحی شده برای آن با سربلندی بیرون آمد و این بدان معناست که شبکه‌ها به حد مناسبی از تعمیم‌دهی رسیده‌اند و می‌توان آنها را برای ورودی‌های متنوعی بکار برد.

نتیجه‌گیری

در این مقاله از ویژگی آموزش‌پذیری و تعمیم‌دهی شبکه‌های عصبی، برای ایجاد مدل دینامیکی شش درجه آزادی پرواز هواپیما استفاده شد. بدین ترتیب که شش شبکه‌ی عصبی ایجاد گشت که کنترل‌های اعمالی، سرعت‌های خطی، سرعت‌های زاویه‌ای، زوایای اوپلر و موقعیت وسیله‌ی پرنده را به عنوان ورودی دریافت کرده و

مشقت سرعت‌های خطی و زاویه‌ای را به عنوان خروجی تولید می‌نمایند. این شبکه‌ها پس از آموزش، در مدل بجای روابط سینتیکی حاکم بر حرکت قرار داده شدند. آموزش به نحوی انجام گرفت که داده‌های ارائه شده به شبکه‌ها، بخوبی بتوانند رفتار وسیله را برای آن‌ها آشکار سازند تا تعمیم‌دهی مورد انتظار فراهم گردد. مقادیر خطای به دست آمده در جداول (۱) تا (۴) و نیز شکل‌های (۳) تا (۱۵) صحت این ادعا را اثبات می‌نمایند.

باید توجه داشت که در طول آموزش، ورودی شبکه در هر لحظه داده‌های ثبت شده از پرواز هواپیما بود؛ در حالیکه در مدل ایجاد شده ورودی شبکه در هر گام زمانی، از خروجی آن در گام زمانی قبلی به دست می‌آید. این خروجی به هر حال نسبت به مقدار واقعی آن قدری خطا دارد و علت اختلاف MSE در جداول (۱) نسبت به آنچه در پایان آموزش به دست آمد شکل (۴) به همین دلیل است. در میان تست‌های انجام شده، ورودی‌های مورد استفاده در تست دوم شباهت بیشتری به سیگنال آموزشی داشته و در مقایسه با دیگر تست‌ها، خطاهای مربوط به آن در جداول (۳) و (۴) کمتر است. همچنین تست اول که در آن سه ورودی هواپیما بطور همزمان و به وسیله‌ی سیگنالی با شکل دلخواه تحریک شده‌اند، جواب‌هایی با کمترین دقت را در این دو جداول دارا می‌باشد؛ هرچند که برای این تست هم خطاها خیلی ناچیز هستند.

روش ارائه شده بسیار ساده و سریع بوده و قابلیت اعمال روی داده‌های تست پرواز را دارا می‌باشد. با وجود اینکه مدت زمان ثبت پاسخ مدل نسبت به کارهای قبلی موجود در مراجع بیشتر است، اما با گذشت زمان نقصی در نتایج بوجود نیامده و لذا می‌توان گفت تست‌های مختلف انجام گرفته، اعتبار مدل ایجاد شده را به خوبی اثبات می‌نمایند. البته باید توجه کرد که این امکان وجود دارد تا عملکرد شبکه‌ها را با افزایش تعداد و گستردگی داده‌های آموزشی، باز هم بهبود بخشید که این امر مستلزم صرف زمان طولانی‌تری برای فرآیند آموزش می‌باشد.

در کل می‌توان گفت ویژگی‌هایی نظیر: ساده و آسان بودن، قابلیت حل مسایل پیچیده و غیرخطی، دقت خوب و ... شبکه‌های عصبی را به یک ابزار قدرتمند، جهت استفاده در مسایل شناسایی سیستم تبدیل کرده است. مهمترین کاربرد این شبکه‌ها در مدلسازی سیستم‌هایی است که به دست آوردن اطلاعات کافی نسبت به ماهیت و ویژگی‌های آنها امکان‌پذیر نبوده و یا با دشواری همراه باشد.

در عین داشتن این مزایا، شبکه‌های عصبی دارای معایبی نیز می‌باشند. مهمترین ایرادی که می‌توان به این شبکه‌ها وارد کرد این است که عملکرد آن، اغلب به مانند یک جعبه سیاه می‌ماند. بدین

14. Ghosh, A. K.; Raisinghani, S. C. "Parameter Estimation from Flight Data of an Unstable Aircraft Using Neural Networks", *Journal of Aircraft*, Vol. 39, No. 5, 2002, pp. 892-894
15. Kumar, R.; Ganguli, R.; Omkar, S. N.; Vijaya Kumar, M. "Parameter Estimation from Flight Data of an Unstable Aircraft Using Neural Networks", *Journal of Aircraft*, Vol. 45, No. 1, 2008, pp. 333-341
۱۶. مرتضوی، مهدی؛ جلالوند، میثم. "روشی جدید برای مدل‌سازی و شناسایی پرواز هواپیما بوسیله‌ی شبکه‌ی عصبی مصنوعی"، ششمین کنفرانس انجمن هوافضای ایران، دانشگاه صنعتی خواجه نصیر، اسفند ۱۳۸۴
17. Kermanshahi, F.; Mortazavi, M. "Identification of aircraft dynamics using a new approach to neural network based modeling", *10th EANN Conference*, 2007
۱۸. مرتضوی، محمدرضا؛ مرتضوی، مهدی. "مدلسازی دینامیک ۶ درجه آزادی هواپیما با کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی"، نهمین کنفرانس انجمن هوافضای ایران، دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و تحقیقات، بهمن ۱۳۸۸
۱۹. تقفی، فریبرز؛ رودباری، علیرضا. "مدلسازی هوشمند دینامیک هواپیماهای جنگنده با استفاده از داده‌های ثبت شده در پرواز"، ششمین کنفرانس انجمن هوافضای ایران، دانشگاه صنعتی خواجه نصیر، اسفند ۱۳۸۴
20. Saghafi, F.; Heravi, B. M. "A new approach to nonlinear modeling of highly maneuverable aircraft using neural networks", *25th international congress of the aeronautical sciences*, Hamburg, Germany, sep. 2006
21. Saghafi, F.; Heravi, B. M. "Identification of aircraft dynamics, using neural network simultaneous optimization algorithm", *ESM 2005*, Porto, Portugal, oct. 2005
۲۲. کرمانشاهی، فرناز. "مدلسازی دینامیک حرکتی یک بالگرد بدون سرنشین با کمک شبکه‌های عصبی"، پایان نامه کارشناسی ارشد مهندسی هوافضا، دانشکده مهندسی هوافضا، دانشگاه صنعتی امیر کبیر، ۱۳۸۶
23. Nelson, Robert. "Flight Stability and Automatic Control", 2nd ed. Singapore: WCB/McGraw-Hill Co. 1998
24. Roskam, Jan. "Airplane Flight Dynamics and Automatic Flight Controls", first pr. Kansas: Roskam Aviation and Engineering Corporation, 1979, part I
25. Demuth, Howard; Beale, Mark. "Neural Network Toolbox for Use with Matlab", 7th pr. The Mathworks Inc. 2001
26. Jategaonkar, Ravindra. "Flight Vehicle Sysrem Identification: A Time Domain Methodology", first pr. Virginia: AIAA Inc. 2006
- معنا که پس از آموزش، پی بردن به اینکه چطور در شبکه یک جواب خاص به یک مجموعه از ورودی‌ها داده می‌شود، دشوار است. به علاوه کار کردن با این شبکه‌ها، نیازمند کسب تجربه و آشنایی کافی با آنها می‌باشد.
- ### مراجع
۱. کوپین، بن. "هوش مصنوعی"، داورپناه، سید هاشم، چاپ دوم، مشهد: سخن گستر، ۱۳۸۵
۲. بیل، راسل؛ جکسون، تام. "آشنایی با شبکه‌های عصبی"، البرزی، محمود، چاپ دوم، تهران: مؤسسه انتشارات علمی دانشگاه صنعتی شریف، ۱۳۸۶
3. Jain, Anil; Mao, Jianchang; Mohiuddin, K.M. "Artificial Neural Networks: A Tutorial", *IEEE Computer Soc. Press*, 1996, Vol. 29, Issue 3, pp. 31-44
۴. منهاج، محمد باقر. "مبانی شبکه‌های عصبی"، چاپ پنجم، تهران: انتشارات دانشگاه صنعتی امیر کبیر، ۱۳۸۷
5. Hykin, Simon "Neural networks: A comprehensive Foundation", 2nd ed. Prentice-Hall, 1999
6. Narendra, K. S.; Parthasarathy, K. "Identification and Control of Dynamical Systems Using Neural Networks", *IEEE Transactions Neural Networks*, Vol. 1, No. 1, March 1990, pp. 4-27
7. Tsou, P.; Shen, M. "Structural Damage Detection and Identification Using Neural Networks", *AIAA Journal*, Vol. 32, No. 1, 1994, pp. 176-183
8. Scharl, J.; Mavris, D. "Building Parametric and Probabilistic Dynamic Vehicle Models Using Neural Networks", *AIAA paper*, 2001-4373, pp. 1-11
9. Lyshevski, S. E. "Identification of nonlinear flight dynamics: theory and practice", *IEEE Transactions on Aerospace and Electronics Systems*, Vol. 36, No. 2, 2000, pp. 383-392
10. Savran, A.; Tasaltin, R.; Beceriklic, Y. "Intelligent adaptive nonlinear flight control for a high performance aircraft with neural networks", *ISA Transactions*, Vol. 45, No. 2, 2006, pp. 225-247
11. Song, E. J.; Tahk, M. J.; Hyochoong, B. "Real-time neural-network midcourse guidance", *Control Engineering Practice* 9 (2001), pp. 1145-1154
12. Yavrucuk, I.; Prasad, J. V. R.; Calise, A. "Adaptive Limit Detection and Avoidance for Carefree Maneuvering", *AIAA paper*, 2001-4003, pp. 1-9
13. Amin, S. M.; Gerhart, V.; Rodin, E. Y. "System Identification via Artificial Neural Networks: Applications to On-line Aircraft Parameter Estimation", *AIAA paper*, 1997-5612, pp. 1-22