

کنترل پرواز تطبیقی غیرخطی با استفاده از گام به عقب و شبکه عصبی

سید حسین ساداتی (دانشجوی دکتری)
محمدباقر منهای (استاد)
دانشکده‌ی مهندسی برق
مهدی سبزه‌پروزر (استادیار)
دانشکده‌ی مهندسی هوافضا، دانشگاه صنعتی امیرکبیر

در این نوشتار یک سیستم کنترل پرواز تطبیقی غیرخطی با استفاده از گام به عقب و شبکه‌ی عصبی پیشنهاد شده است. از کنترل کننده‌ی گام به عقب برای پایداریسازی هم‌زمان تمام متغیرهای حالت بدون فرض دو مقیاس زمانی که دینامیک سریع (شامل نرخ‌های زاویه‌ی هوابیما) را از دینامیک آهسته (شامل زاویه‌ی حمله، زاویه‌ی سرش جانبی و زاویه‌ی بنک) جدا می‌سازد، استفاده می‌شود. در این نوشتار فرض بر آن است که ضرایب آیرودینامیکی دارای مقدار نامعینی است و از کنترل کننده‌ی تطبیقی براساس شبکه‌ی عصبی به منظور محاسبه‌ی خطای مدل‌سازی آیرودینامیکی استفاده می‌شود. شبکه‌ی عصبی قادر به یادگیری هم‌زمان به منظور جبران خطای معکوس ناشی از مدل‌سازی ناقص، تخمین معکوس یا تغییرات ناگهانی در دینامیک هوابیما است. قانون سازگاری وزن‌های پایدار برای آموزش شبکه‌ی عصبی هم‌زمان به دست آمده است. براساس فرضیات متعارف در مورد غیرخطی‌سازی که حاکی از خطای معکوس است، از سازگاری الگوریتم اطمینان حاصل می‌شود که تمام سیگنال‌ها در حلقه به‌طور یکنواخت محدود می‌شوند و وزن‌های شبکه‌ی عصبی به برخی مقادیر ثابت گرایش پیدا می‌کنند. این امر از طریق نظریه‌ی پایداری لیاپانوف انجام گرفته و نشان داده شده است که خطاهای تعقیب و وزن‌های شبکه‌ی عصبی به‌طور نمایی به یک مجموعه‌ی متراکم همگرا می‌شوند. در پایان، نتایج شبیه‌سازی با معادلات شش درجه آزادی غیرخطی برای مدل هوابیما $F-18$ نشان داده شده است تا تأثیر قانون کنترل پیشنهاد شده اثبات شود.

۱. مقدمه

کنترل سیستم‌های غیرخطی با استفاده از خطی‌سازی پس‌خور خوبی شناخته شده است و به‌طور وسیع در سیستم‌های دینامیکی غیرخطی کاربرد دارد. خصوصاً از این روش در کنترل پرواز هوابیما از طریق تحقیقات نظری و انجام تعدادی از آزمایش‌های پرواز مورد توجه قرار گرفته است. این کار بردها در معکوس‌های حلقه‌ی داخلی و بیرونی جداگانه براساس تخمین دو مقیاس زمانی که عموماً در دینامیک‌های هوابیما تفکیک‌ناپذیرند به‌کار رفته است.

فرایند طراحی (تفکیک دینامیک پرواز به دینامیک سریع و آهسته) را می‌توان در دو مرحله انجام داد. در حلقه‌ی بیرونی، کنترل کننده برای حالت‌های آهسته μ, α, β برای تسهیل تعقیب فرمان‌های داده شده به فرض اینکه حالت‌های سریع r, q, p ورودی‌های کنترل‌اند طراحی می‌شود که فرمان آنها به‌طور آتی به دست می‌آید. بعد از طراحی کنترل کننده حالت‌های آهسته در حلقه‌ی بیرونی، کنترل کننده‌ی حلقه‌ی درونی به‌طور مجزا طراحی می‌شود تا حالت‌های سریع r, q, p مسیرهای ورودی کنترل حلقه‌ی بیرونی را با استفاده از ورودی‌های کنترل واقعی الزان، ایلویتور و رادر دنبال کند.

این روش در صورتی می‌تواند توجیه شود که مقیاس زمانی کافی بین دینامیک حلقه‌ی درونی و بیرونی وجود داشته باشد، زیرا حالت‌های

انتظار می‌رود هوابیماهای نسل آینده از عملکرد و مانورپذیری بالایی برخوردار باشند و بر همین اساس، در رژیم‌های پروازی به آیرودینامیک غیرخطی نیاز خواهند داشت. پرواز در حالت واماندگی یا نزدیک به واماندگی در زوایای حمله‌ی بالا برای احراز برتری هوایی در هوابیماهای جنگنده‌ی نسل آینده حائز اهمیت است. طراحی کنترل پیشرفته نیاز به بررسی ویژگی‌های دینامیک غیرخطی و پیچیده‌ی چنین وسایلی دارد. عدم قطعیت مرتبط با مدل‌سازی، پیچیدگی غیرخطی و پدیده‌های ناپایای مرتبط با پرواز در زاویه حمله‌ی بالا، چالش‌های اصلی در طراحی سیستم‌های کنترل پرواز برای این رژیم‌ها هستند. [۱-۳]

شیوه‌های طراحی متعارف (معمول) کنترل پرواز موجب به‌کارگیری مدل‌های خطی‌سازی و جدول‌بندی بهره می‌شود. مدل‌ها در زاویه حمله‌ی بالا معمولاً با به‌کارگیری دینامیک سیالات محاسباتی (CFD) یا آزمایش تونل باد پیشرفته به دست می‌آیند که منجر به نمونه‌های پیچیده‌ی خصوصیات آیرودینامیکی هوابیما می‌شود. مدل‌های آیرودینامیکی خطی شده قادر به پیش‌بینی بسیاری از خصوصیات غیرخطی شناخته شده‌ی ناپایا در این زوایای حمله نیستند. علاوه بر این، مانورهای پروازی تهاجمی تحت شرایط پروازی دینامیکی زیاد رخ می‌دهد.

کنترل‌کننده‌ی شبکه‌های عصبی را برای سیستم دینامیک پرواز غیرخطی پیشنهاد می‌دهد و به تجزیه و تحلیل پایداری سیستم کنترل پیشنهاد شده توسط نظریه‌ی لیاپانوف می‌پردازد. تأثیرات خطای مدل‌سازی در ضرایب آیرودینامیکی مورد بررسی قرار می‌گیرد و از طریق شبکه‌ی عصبی چندلایه جبران می‌شوند. در این نوشتار متغیرهای حالت به‌عنوان ورودی برای شبکه‌های عصبی به‌کار برده می‌شوند. در این نوشتار ابتدا مدل پرواز غیرخطی توصیف و سپس کنترل‌کننده‌ی تطبیقی شبکه‌های عصبی - زمانی که خطای مدل‌سازی آیرودینامیکی وجود داشته باشد - طراحی می‌شوند. در ادامه، تجزیه و تحلیل پایداری و سپس شبیه‌سازی عددی مدل هواپیمای F-۱۸ شش درجه آزادی اجرا می‌شود تا تأثیر الگوریتم پیشنهاد شده را به اثبات رساند.

۲. تعریف مسئله

در این نوشتار کنترل‌کننده‌ی یک هواپیمای غیرخطی بررسی می‌شود. وظیفه‌ی کنترل‌کننده تعقیب فرمان‌های μ, α, β با وجود نامعینی در مدل آیرودینامیکی است.

۱.۲. معادلات حرکت هواپیما

دینامیک هواپیما را می‌توان توسط معادلات دیفرانسیل غیرخطی مرتبه اول (در محورهای بدنه، با فرض زمین مسطح) چنین نوشت: [۳]

$$\dot{p} = \frac{I_z l_{aero} + I_{xz} n_{aero}}{I_x I_z - I_{xz}^2} + \frac{I_{xz}(I_x - I_y + I_z)pq + [I_z(I_y - I_z) - I_{xz}^2]qr}{I_x I_z - I_{xz}^2} \quad (۱)$$

$$\dot{q} = \frac{1}{I_y} [m_{aero} + pr(I_z - I_x) + I_{xz}(r^2 - p^2)] \quad (۲)$$

$$\dot{r} = \frac{I_{xz} l_{aero} + I_x n_{aero}}{I_x I_z - I_{xz}^2} + \frac{[I_x(I_x - I_y) + I_{xz}^2]pq - I_{xz}(I_x - I_y + I_z)qr}{I_x I_z - I_{xz}^2} \quad (۳)$$

$$\dot{\beta} = p \sin \alpha - r \cos \alpha + \frac{1}{MV} [Mg \cos \gamma \sin \mu] + \frac{1}{MV} [Y \cos \beta - T \sin \beta \cos \alpha] \quad (۴)$$

$$\dot{\alpha} = q - (p \cos \alpha + r \sin \alpha) \tan \beta + \frac{1}{MV \cos \beta} [-L + Mg \cos \gamma \cos \mu] + \frac{1}{MV \cos \beta} [-T \sin \alpha] \quad (۵)$$

$$\dot{\mu} = \frac{1}{\cos \beta} (p \cos \alpha + r \sin \alpha) - \frac{g}{V} \tan \beta \cos \mu \cos \gamma + \frac{L + T \sin \alpha}{MV} [\tan \gamma \sin \mu + \tan \beta] + \frac{Y}{MV} \tan \gamma \cos \mu \cos \beta \quad (۶)$$

سریع F, Q, P به‌عنوان ورودی‌های کنترل در سیستم حلقه‌ی بیرونی به‌کار برده می‌شود. بنابراین، حالت‌های F, Q, P در حلقه‌ی درونی باید خیلی سریع‌تر از حالت‌های μ, α, β در حلقه‌ی بیرونی باشند. ممکن است پایداری این روش مقیاس زمانی از طریق نظریه‌ی اغتشاش منفرد تجزیه و تحلیل شود. با این وجود، در اکثر تحقیقات کنترل پرواز غیرخطی، بهره‌ی کنترل‌کننده‌ی مجموعه حلقه درونی بسیار بزرگ‌تر از کنترل‌کننده‌ی حلقه‌ی بیرونی می‌شود و گمان می‌رود که دینامیک هواپیما این ویژگی را ارضاء کند. بنابراین، این روش پایداری حلقه بسته را تضمین نمی‌کند. محققین پایداری سیستم کنترل پرواز را بنا بر فرض جداسازی دو مقیاس زمانی از نظر تئوری تجزیه و تحلیل کرده‌اند. [۴] آنها با به‌کارگیری نظریه‌ی لیاپانوف بهره‌ی حلقه‌ی درونی کمینه را که متضمن پایداری حلقه بسته است مشخص کردند، اما در این روش بسیار پیچیده و محافظه‌کارانه مقدار کمینه‌ی محاسبه شده‌ی حلقه‌ی درونی برای به‌کارگیری در سیستم کنترل پرواز بسیار بزرگ است. این امر ممکن است دینامیک مدل نشده را تحریک، یا ورودی‌های کنترل را اشباع کند که در این صورت موجب بروز مشکلات مقاوم‌پذیری می‌شود.

اولین مشکل ناشی از به‌کارگیری خطی‌سازی پیشخور در سیستم کنترل پرواز این است که حضور یک مدل کامل و دقیق دینامیک هواپیما از جمله ضرایب آیرودینامیکی الزامی است. شناسایی دقیق ضرایب آیرودینامیک بسیار مشکل است زیرا آنها توابعی غیرخطی از متغیرات فیزیکی‌اند. جدول‌بندی بهره با طراحی خطی H_{∞} یک شیوه‌ی سنتی برای غلبه بر این مشکل است، اما این روش فقط هنگامی قادر به تضمین عملکرد مطلوب است که شرایط اغتشاش کوچک حاکم باشد. مشکل بعدی این است که معکوس دقیق غیرخطی رژیم‌های پروازی به محاسبات زیادی نیاز دارد. نیروها و ممانهای غیرخطی به‌دست آمده باید در زمان حقیقی معکوس شوند. از دیدگاه طراحی، تبدیل دینامیک غیرخطی هواپیما به سیستم خطی معادل که یک فرم استاندارد است یک مزیت محسوب می‌شود. برای طراحی کنترل‌کننده، با استفاده از مدل خطی، پاسخ دلخواه برای فرمان خلبان براساس معیار کیفیت پروازی و اهداف مانوری به‌دست می‌آید. بنابراین، هزینه‌ی مربوط به طراحی سیستم کنترل پرواز در مقایسه با طراحی جدول‌بندی بهره ممکن است کاهش قابل ملاحظه‌ی باید. همچنین این عملکرد می‌تواند افزایش یابد، زیرا بسیاری از نامعینی‌های مربوط به مدل‌های خطی شده اغتشاشات کوچک رفع می‌شود.

اخیراً شبکه‌های عصبی به‌عنوان یک کنترل‌کننده‌ی تطبیقی (کنترل‌کننده‌های دینامیک معکوس پیشخور) برای سیستم‌های غیرخطی پیشنهاد شده‌اند. [۵] کنترل‌کننده‌ی تطبیقی براساس شبکه عصبی با به‌کارگیری قابلیت تشابه عمومی آنها می‌تواند بدون دانش خاص قبلی در مورد سیستم دینامیکی طراحی شود. این نوشتار گام به عقب و

۳. طراحی کنترل‌کننده‌ی تطبیقی براساس شبکه‌ی

عصبی

زمانی که یک سیستم کنترل پرواز با فرض دو مقیاس زمانی طراحی می‌شود، کنترل‌کننده‌ی حلقه‌ی درونی به‌منظور کنترل حالت‌های سریع (x_2) با استفاده از ورودی کنترل (u) طراحی می‌شود و مقادیر دلخواه حالت‌های سریع x_2^d توسط حلقه‌ی بیرونی به‌دست می‌آید. در حلقه‌ی بیرونی، کنترل‌کننده به‌منظور کنترل حالت‌های آهسته (x_1) با استفاده از حالت‌های سریع (x_2) به‌عنوان ورودی‌های کنترل طراحی می‌شود. در طراحی کنترل‌کننده‌ی حلقه‌ی درونی از پاسخ‌های گذرای حالت‌های سریع (x_2) صرف نظر می‌شود. فرض بر این است که حالت‌های سریع مقادیر فرمان داده شده را در هر لحظه تعقیب می‌کند و انحراف سطوح کنترل اثری بر دینامیک حلقه‌ی بیرونی ندارد. در هر حلقه‌ی پس‌خور، قوانین کنترل x_1^d و u به‌طور جداگانه طراحی می‌شوند. فرضیات به‌کار گرفته شده در طراحی و فرایند تجزیه و تحلیل عبارت‌اند از:

فرض ۱. مسیره‌های دلخواه $x_1^d = [\alpha^d, \beta^d, \mu^d]$ محدوداند:

$$\| [x_1^d, \dot{x}_1^d, \ddot{x}_1^d] \| \leq c_d \quad (13)$$

که در آن $c_d \in R$ یک ثابت مثبت معلوم و $\| \cdot \|$ علامت نرم ۲ بردار یا ماتریس است.

فرض ۲. سرعت و فشار دینامیکی ثابت‌اند:

$$\dot{V} = 0, \dot{q} = 0 \quad (14)$$

فرض ۳. انحراف سطوح کنترل اثری بر نیروی آئرو‌دینامیکی ندارد:

$$h_\lambda(\alpha, \beta) = 0 \quad (15)$$

چون سطوح کنترل هواپیما برای کنترل هر نرخ زوئیه‌ی محورهای هواپیما به‌طور جداگانه طراحی می‌شوند، ماتریس ورودی (g_2) برای تمامی موارد معکوس‌پذیر است و دامنه (h_λ) در مقایسه با سایر ترم‌های آئرو‌دینامیکی در معادله‌ی دینامیک بسیار کوچک است. بنابراین، چنین تصور می‌شود که g_2 معکوس‌پذیر و $h_\lambda = 0$ باشد.

۱.۳. خطای مدل‌سازی

از آنجا که ضرایب آئرو‌دینامیکی غیرخطی‌اند و بستگی به بسیاری از متغیرهای فیزیکی دارند، شناسایی آنها به‌طور دقیق بسیار مشکل است. تفاوت بین مدل ریاضی و سیستم واقعی موجب کاهش عملکرد می‌شود. به‌منظور غلبه بر این نقطه ضعف، شبکه‌های عصبی چندلایه در این تحقیق به‌کار برده می‌شوند. همچنین وزن‌های شبکه‌های عصبی به‌منظور جبران تأثیر خطای مدل‌سازی سازگار می‌شوند.^[۸]

$$\dot{\gamma} = \frac{\lambda}{mV} [L \cos \mu - Mg \cos \gamma - Y \sin \mu \cos \beta] + \frac{T}{MV} [\sin \mu \sin \beta \cos \alpha + \cos \mu \sin \alpha] \quad (7)$$

$$\dot{\chi} = \frac{\lambda}{mV \cos \gamma} \{ [L \sin \mu + Y \cos \mu \cos \beta] + T [\sin \mu \sin \alpha - \cos \mu \sin \beta \cos \alpha] \} \quad (8)$$

$$\dot{V} = \frac{\lambda}{M} [-D + Y \sin \beta - Mg \sin \gamma + T \cos \beta \cos \alpha] \quad (9)$$

سه معادله‌ی اول، معادلات حاکم بر دینامیک چرخش هواپیماست که در آن $\dot{p}, \dot{q}, \dot{r}$ به‌ترتیب عبارت‌اند از نرخ رول، پیچ و یابو در مختصات بدنه، I_x, I_y, I_z ممان اینرسی و جملات l, m, n سهم ممان‌های آئرو‌دینامیکی در معادلات چرخشی حرکت هواپیما هستند؛ همچنین سه معادله‌ی دوم، معادلات حاکم بر حرکت هواپیما نسبت به بردار سرعت هستند. در اینجا α زوئیه‌ی حمله، β زوئیه‌ی سرش جانبی و μ زوئیه‌ی چرخش حول بردار سرعت است. سه معادله‌ی آخر حاکی از چرخش بردار سرعت نسبت به فضای اینرسی هستند. در اینجا γ زوئیه‌ی مسیر پرواز، χ زوئیه‌ی سرعت با شمال و V سرعت هواپیما است. Y, D نابه‌ترتیب نیروی بالابر، نیروی مقاوم و نیروی جانبی وارد بر هواپیما هستند. جرم هواپیما m و g شتاب جاذبه‌ی زمین است.

حالت‌های $x_1, x_2 \in R^3, x_3 \in R^2, u \in R^3$ و ورودی کنترل $u \in R^3$ چنین تعریف می‌شود:

$$u = [\delta_e, \delta_a, \delta_r]^T, x_1 = [\alpha, \beta, \mu]^T, x_2 = [p, q, r]^T,$$

$$x_3 = [\gamma, \chi]^T$$

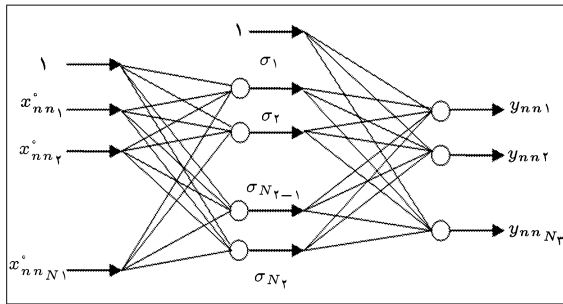
با انتخاب u, x_1, x_2, x_3 معادلات ۱ تا ۹ را می‌توان چنین بازنویسی کرد:

$$\dot{x}_1 = f_1(\alpha, \beta) + g_1(\alpha, \beta, \gamma, \mu)x_2 + g_{1a}(\alpha, \beta)x_2 + h_\lambda(\alpha, \beta)u + f_{1g}(\alpha, \beta, \gamma, \mu) \quad (10)$$

$$\dot{x}_2 = f_2(\alpha, \beta, p, q, r) + f_{2a}(\alpha, \beta)x_2 + g_2(\alpha, \beta)u \quad (11)$$

$$\dot{x}_3 = f_3(\mu, \gamma)x_2 \quad (12)$$

f, g, h به‌ترتیب ترم‌های معادلات ۱-۹ را نشان می‌دهند. معادلات بیان‌شده اساساً در طراحی کنترل‌کننده و مراحل تجزیه و تحلیل پایداری در بخش بعدی مورد استفاده قرار می‌گیرند. در این نوشتار هدف کنترل‌کننده ایجاد متغیرهای حالت $x_1 = [\alpha, \beta, \mu]^T$ است و به‌منظور تعقیب مسیر دلخواه $x_1^d = [\alpha^d, \beta^d, \mu^d]$ یا به‌عبارت دیگر $\epsilon > 0$ ، $\lim_{t \rightarrow \infty} \|x_1(t) - x_1^d(t)\| \leq \epsilon$ در دسترس فرض می‌شوند.



شکل ۱. ساختار شبکه‌ی سه‌لایه.

وزن ثابت ایده‌آل $W \in R^{N_2+1 \times N_1}$, $V \in R^{N_2+1 \times N_2}$ وجود دارد، به طوری که:

$$\Delta = W^T \sigma(V^T x_{nn}) + \epsilon(x_{nn}) \quad (19)$$

که در آن $\epsilon(x_{nn})$ تخمین خطای ϵ_N برای تمام x_{nn} در فضای ورودی ارضا می‌شود. فرضیات زیر در طراحی و تجزیه و تحلیل قانون کنترل تطبیقی که در این نوشتار نشان داده شد، به کار برده می‌شوند.

فرض ۴. $x_{nn}^d = [x_1^d, x_2^d, \dots, x_{N_2}^d]^T$ در اینجا به عنوان بردار ورودی به شبکه‌ی عصبی تعریف می‌شود و این ورودی معادله‌ی ۱۹ را برای بعضی از ارضا می‌کند.

فرض ۵. وزن‌های ایده‌آل محدودند، به طوری که:

$$\|W\|_F \leq W_M \quad \|V\|_F \leq V_M \quad (20)$$

جایی که $W_M, V_M \in R$ ثابت‌های مثبت و $\|\cdot\|_F$ علامت نرم ماتریس فروبنیوس است. ماتریس‌های وزن ایده‌آل W, V که معادله‌ی ۱۹ را ارضا می‌کند نمی‌تواند در پیش‌بینی تعیین شود، زیرا اطلاعاتی درباره‌ی خطای Δ وجود ندارد؛ اما، مقادیر تخمین وزن‌های ایده‌آل \hat{W}, \hat{V} در کنترل‌کننده به کار برده شده، و با قوانین تطبیقی سازگار می‌شوند. در نتیجه، اختلاف بین وزن‌های ایده‌آل W, V و وزن‌های تخمینی \hat{W}, \hat{V} در پاسخ سیستم مؤثر است. این تأثیر در لم ذیل بیان می‌شود.

لم ۱. خطاهای تخمین وزن به صورت

$\tilde{W} = W - \hat{W}, \tilde{V} = V - \hat{V}, Z = \text{diag}[W, V]$ تعریف می‌شوند. با توجه به ورودی‌های معلوم (x_{nn}) شبکه‌های عصبی، خروجی خطا چنین بیان می‌شود:

$$\begin{aligned} \hat{W}^T \sigma(\hat{V}^T x_{nn}) - \Delta &= -\tilde{W}^T [\sigma(\hat{V}^T x_{nn}) - \\ &\sigma'(\hat{V}^T x_{nn}) \hat{V}^T x_{nn}] - \hat{W}^T \sigma'(\hat{V}^T x_{nn}) \tilde{V}^T x_{nn} + w \end{aligned} \quad (21)$$

۲.۳. ساختار شبکه‌ی عصبی

توپولوژی شبکه‌های عصبی سه‌لایه با تابع فعال خطی همراه با خروجی در شکل ۱ آمده است.

با معلوم بودن ورودی $x_{nn}^i \in R^{N_1}$ شبکه‌ی عصبی سه‌لایه نشان داده شده در شکل ۱، خروجی $y_{nn} \in R^{N_2}$ به صورت رابطه‌ی ۱۶ به دست می‌آید.

$$y_{nn_i} = \sum_{j=1}^{N_2} \left[w_{ij} \sigma \left(\sum_{k=1}^{N_1} v_{jk} x_{nn_k}^i + \theta_{vj} \right) + \theta_{wj} \right], \quad i = 1, 2, \dots, N_2 \quad (16)$$

که در آن v_{jk} وزن اتصال لایه‌ی اول به لایه‌ی دوم، w_{ij} وزن اتصال لایه‌ی دوم به لایه‌ی سوم، θ بایاس، و N_i تعداد نرون‌های لایه‌ی i ام است. تابع فعال‌ساز سیگموئیدی $\sigma(\cdot)$ نیز چنین تعریف می‌شود:

$$\sigma(z) = 1/(1 + e^{-z}) \quad (17)$$

نگاشت ورودی - خروجی شبکه‌های عصبی معادله‌ی ۱۶ را می‌توان به صورت ماتریسی نوشت:

$$y_{nn} = W^T \sigma(V^T x_{nn}) \quad (18)$$

که در آن

$$W \in R^{N_2+1 \times N_2}, V \in R^{N_2+1 \times N_1}, x_{nn} \in R^{N_1+1}, \sigma: R^{N_2+1} \rightarrow R^{N_2+1}$$

چنین تعریف می‌شوند:

$$W^T = \begin{bmatrix} \theta_{w1} & w_{11} & w_{12} & \dots \\ \theta_{w2} & w_{21} & w_{22} & \dots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots \end{bmatrix}$$

$$V^T = \begin{bmatrix} \theta_{v1} & v_{11} & v_{12} & \dots \\ \theta_{v2} & v_{21} & v_{22} & \dots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots \end{bmatrix}$$

$$x_{nn} = [1, x_{nn1}^i, x_{nn2}^i, \dots, x_{nnN_1}^i]^T$$

$$\sigma(z) = [1, \sigma(z_1), \sigma(z_2), \dots, \sigma(z_{N_2+1})]^T$$

شبکه‌های عصبی چندلایه می‌توانند تابع غیرخطی را با هر دقتی تخمین بزنند.^[۸] این نکته به عنوان قابلیت تخمین کلی شناخته شده است که برای تابع پیوسته $R^{N_1} \rightarrow R^{N_2}$ Δ و یک ثابت دلخواه $\epsilon_N > 0$ ، یک عدد صحیح N_2 تعداد نرون‌ها در لایه‌ی مخفی و ماتریس‌های

۲.۳. قانون کنترل

خطای متغیرهای حالت $z_1, z_2 \in R^3$ چنین معرفی می‌شود:

$$z_1 = x_1 - x_1^d \quad (29)$$

$$z_2 = x_2 - x_2^d \quad (30)$$

که در آن‌ها x_1^d, x_2^d مسیرهای دلخواه x_1, x_2 هستند. باید توجه داشت که x_1^d توسط سیگنال‌های فرمان به دست می‌آید. با استفاده از معادلات ۱۰ و ۱۹ معادله دینامیکی خطای حالت چنین نوشته می‌شود:

$$\begin{aligned} \dot{z}_1 &= \dot{x}_1 - \dot{x}_1^d = W_1^T \sigma(V_1^T \bar{x}_1) + \epsilon(\bar{x}_1) \\ &+ f_1 + g_1 x_2 + g_{1a} x_2 + f_{1g} - \dot{x}_1^d \end{aligned} \quad (31)$$

برای به‌کار بردن شیوهی گام به عقب، x_2 را به‌عنوان کنترل مجازی در نظر می‌گیرند. کنترل‌کننده‌ی پایدار x_2^d برای زیر سیستم x_1 یا x_2 به‌عنوان یک بردار ورودی در نظر گرفته می‌شود:

$$x_2^d = g_1^{-1} \left[-k_1 z_1 - f_1 - f_{1g} + \dot{x}_1^d - \hat{W}_1^T \sigma(\hat{V}_1^T \bar{x}_1) \right] \quad (32)$$

از آنجا که ماتریس‌های وزن ایده‌آل در دسترس نیستند، ماتریس‌های وزن تخمین زده شده برای شبکه‌ی عصبی در معادله‌ی فوق به‌کار می‌رود. با استفاده از معادلات ۲۱ و ۳۲ و با جایگذاری در معادله ۳۱، دینامیک خطا برای زیر سیستم x_1 به دست می‌آید:

$$\begin{aligned} \dot{z}_1 &= -K_1 z_1 + g_1 z_2 + \hat{W}_1^T (\hat{\sigma}_1 - \hat{\sigma}_1^T \hat{V}_1^T \bar{x}_1) + \\ &\hat{W}_1^T \hat{\sigma}_1^T \hat{V}_1^T \bar{x}_1 + w + \dot{x}_1^d \end{aligned} \quad (33)$$

از آنجا که x_2^d تابعی از $x_1, \dot{x}_1, x_2, x_2^d$ و x_1^d, x_2, x_1 است، می‌توان مشتق آن را نسبت به زمان گرفت. بعد از مشتق‌گیری از z_2 نسبت به زمان، خطای دینامیک زیر سیستم x_2 به دست می‌آید:

$$\dot{z}_2 = \dot{x}_2 - \dot{x}_2^d = f_2 + f_{2a} x_2 + g_2 u - \dot{x}_2^d \quad (34)$$

خطا در دینامیک سریع ناشی از تخمین، از طریق شبکه‌ی عصبی دوم میزان می‌شود. ترم خطای Δ_2 توسط شبکه‌ی عصبی زیر تخمین زده می‌شود:

$$\Delta_2 = W_2^T \sigma(V_2^T x_2) + \epsilon(x_2), \|\epsilon(x_2)\| \leq \epsilon_2 \quad (35)$$

که در آن:

$$\sigma'(\hat{z}) = \frac{d\sigma}{dz} \Big|_{z=\hat{z}}$$

و $w \in R^3$ به صورت رابطه‌ی ۲۲ تعریف می‌شود:

$$\begin{aligned} w(t) &= -\hat{W}^T \sigma'(\hat{V}^T x_{nn}) V^T x_{nn} - \\ &W^T O(\hat{V}^T x_{nn}) - \epsilon(x_{nn}) \end{aligned} \quad (22)$$

علاوه بر این، $\|w\|$ نامساوی ۲۳ را برای بعضی از مقادیر ثابت مثبت $C_i, i = 1, 2, 3, 4$ ارضا می‌کند.

$$\|w\| \leq C_1 + C_2 \|\hat{Z}\|_F + C_3 \|\hat{Z}\|_F \|x_1\| + C_4 \|\hat{Z}\|_F \|x_2\| \quad (23)$$

اثبات: خروجی خطا از لایه‌ی مخفی برای ورودی با رابطه‌ی ۲۴ تعریف می‌شود:

$$\tilde{\sigma} = \sigma - \hat{\sigma} = \sigma(V^T x_{nn}) - \sigma(\hat{V}^T x_{nn}) \quad (24)$$

بسط سری تیلور σ در معادله‌ی ۲۴ را می‌توان چنین نوشت:

$$\sigma(V^T x_{nn}) = \sigma(\hat{V}^T x_{nn}) + \frac{d\sigma}{dz} \Big|_{z=\hat{V}^T x_{nn}} \hat{V}^T x_{nn} + O(\hat{V}^T x_{nn}) \quad (25)$$

با استفاده از معادلات ۲۴ و ۲۵، می‌توان معادله‌ی خطای خروجی از لایه‌ی مخفی را نیز به صورت رابطه‌ی ۲۶ نوشت:

$$\tilde{\sigma} = \sigma'(\hat{V}^T x_{nn}) \hat{V}^T x_{nn} + O(\hat{V}^T x_{nn}) \quad (26)$$

همچنین خطا از لایه‌ی خروجی چنین تعریف می‌شود:

$$\begin{aligned} \hat{W}^T \sigma(\hat{V}^T x_{nn}) - \Delta &= \hat{W}^T \sigma(\hat{V}^T x_{nn}) - \\ W^T \sigma(V^T x_{nn}) - \epsilon(x_{nn}) &= -\hat{W}^T \sigma(\hat{V}^T x_{nn}) \\ - W^T [\sigma(V^T x_{nn}) - \sigma(\hat{V}^T x_{nn})] &- \epsilon(x_{nn}) \end{aligned} \quad (27)$$

با جایگذاری معادله‌ی ۲۶ و $\tilde{V} = V - \hat{V}$ و $W = \hat{W} + \tilde{W}$ در معادله‌ی ۲۷ می‌توان نوشت:

$$\begin{aligned} \hat{W}^T \sigma(\hat{V}^T x_{nn}) - \Delta &= -\tilde{W}^T \sigma(\hat{V}^T x_{nn}) \\ - \hat{W}^T \sigma'(\hat{V}^T x_{nn}) \hat{V}^T x_{nn} &- W^T O(\hat{V}^T x_{nn}) \\ - \epsilon(x_{nn}) &= -\tilde{W}^T [\sigma(\hat{V}^T x_{nn}) - \sigma'(\hat{V}^T x_{nn}) \hat{V}^T x_{nn}] - \\ \hat{W}^T \sigma'(\hat{V}^T x_{nn}) \hat{V}^T x_{nn} &+ w \end{aligned} \quad (28)$$

و به این ترتیب، معادله‌ی ۲۸ اثبات می‌شود. این لم نشان می‌دهد که خطای خروجی شبکه‌های عصبی ایجاد شده توسط خطای تخمین وزن می‌تواند همانند معادله ۲۸ بیان شود و اندازه‌ی ترم w در معادله‌ی ۲۸ توسط معادله ۲۳ محدود می‌شود.

با مشتق‌گیری از این تابع لیاپانوف نسبت به زمان و با جای‌گذاری معادله ۳۳ در معادله حاصل، خواهیم داشت:

$$\begin{aligned} \dot{V}_1 = & z_1^T \{-k_1 z_1 + g_1 z_2 + \tilde{W}_1^T (\hat{\sigma}_1 - \hat{\sigma}'_1 \hat{V}_1^T \bar{x}_1) + \\ & \hat{W}_1^T \hat{\sigma}'_1 \tilde{V}_1^T \bar{x}_1\} + z_1^T \{W\} + \frac{1}{\Gamma_{w_1}} \text{tr}[\tilde{W}_1^T \dot{\tilde{W}}_1] \\ & + \frac{1}{\Gamma_{v_1}} \text{tr}[\tilde{V}_1^T \dot{\tilde{V}}_1] \end{aligned} \quad (40)$$

\tilde{W}_1, \hat{V}_1 توسط قوانین تطبیقی زیر حساب می‌شوند:

$$\dot{\tilde{W}}_1 = -\dot{\hat{W}}_1 = -\Gamma_{w_1} (\hat{\sigma}_1 - \hat{\sigma}'_1 \hat{V}_1^T \bar{x}_1) z_1^T + k_{w_1} \Gamma_{w_1} \tilde{W}_1 \quad (41)$$

$$\dot{\tilde{V}}_1 = -\dot{\hat{V}}_1 = -\Gamma_{v_1} \bar{x}_1 z_1^T \tilde{W}_1 \hat{\sigma}'_1 + k_{v_1} \Gamma_{v_1} \tilde{V}_1 \quad (42)$$

که در آن‌ها $\kappa, \Gamma_w, \Gamma_v \in R$ پارامترهای طراحی مثبت‌اند. علاوه بر این، محدوده‌ی خطای تعقیب و پارامترهای تخمین شبکه‌ی عصبی ممکن است توسط پارامترهای طراحی سازگار کوچک نگه داشته شود. تابع لیاپانوف زیر بررسی می‌شود:

$$\begin{aligned} V_2 = & V_1 + \frac{1}{2} z_2^T z_2 + \frac{1}{2\Gamma_{w_2}} \text{tr}[\tilde{W}_2^T \tilde{W}_2] \\ & + \frac{1}{2\Gamma_{v_2}} \text{tr}[\tilde{V}_2^T \tilde{V}_2] \end{aligned} \quad (43)$$

با مشتق‌گیری از تابع لیاپانوف و جایگذاری معادله ۳۶ در معادله حاصل، خواهیم داشت:

$$\begin{aligned} \dot{V}_2 = & \dot{V}_1 + z_2^T \{-k_2 z_2 - g_2 z_1 + \tilde{W}_2^T (\hat{\sigma}_2 - \hat{\sigma}'_2 \hat{V}_2^T \bar{x}_2) + \\ & \hat{W}_2^T \hat{\sigma}'_2 \tilde{V}_2^T \bar{x}_2\} + z_2^T \{W\} + \frac{1}{\Gamma_{w_2}} \text{tr}[\tilde{W}_2^T \dot{\tilde{W}}_2] + \\ & \frac{1}{\Gamma_{v_2}} \text{tr}[\tilde{V}_2^T \dot{\tilde{V}}_2] \end{aligned} \quad (44)$$

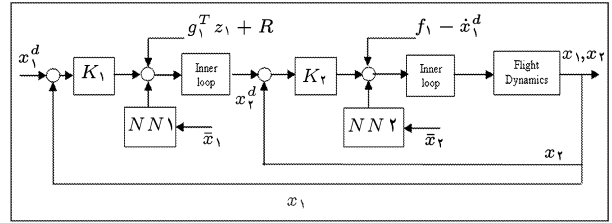
و \tilde{W}_2, \hat{V}_2 توسط قوانین تطبیقی زیر حساب می‌شوند:

$$\dot{\tilde{W}}_2 = -\dot{\hat{W}}_2 = -\Gamma_{w_2} (\hat{\sigma}_2 - \hat{\sigma}'_2 \hat{V}_2^T \bar{x}_2) z_2^T + k_{w_2} \Gamma_{w_2} \tilde{W}_2 \quad (45)$$

$$\dot{\tilde{V}}_2 = -\dot{\hat{V}}_2 = -\Gamma_{v_2} \bar{x}_2 z_2^T \tilde{W}_2 \hat{\sigma}'_2 + k_{v_2} \Gamma_{v_2} \tilde{V}_2 \quad (46)$$

برای دومین شبکه‌ی عصبی، نامساوی \dot{V}_2 در نهایت چنین به دست می‌آید:

$$\begin{aligned} \dot{V}_2 \leq & -K_1^* \|z_1\|^2 - K_2^* \|z_2\|^2 - \frac{k_{w_1}}{\Gamma} \|\tilde{W}_1\|_F^2 - \\ & \frac{k_{w_2}}{\Gamma} \|\tilde{W}_2\|_F^2 - \frac{k_{v_1}}{\Gamma} \|\tilde{V}_1\|_F^2 - \frac{k_{v_2}}{\Gamma} \|\tilde{V}_2\|_F^2 + C \end{aligned} \quad (47)$$



شکل ۲. ساختار کنترل‌کننده‌ی تطبیقی عصبی با حلقه‌ی داخلی - خارجی.

دینامیک خطا و کنترل‌کننده در نهایت با در نظر گرفتن z_2 به دست می‌آیند:

$$\begin{aligned} \dot{z}_2 = & -K_2 z_2 - g_2^T z_1 + \tilde{W}_2^T (\hat{\sigma}_2 - \hat{\sigma}'_2 \hat{V}_2^T \bar{x}_2) + \\ & \hat{W}_2^T \hat{\sigma}'_2 \tilde{V}_2^T \bar{x}_2 + w \end{aligned} \quad (48)$$

$$u = g_2^{-1} [-k_2 z_2 - g_{2a}^T z_1 - g_2^T z_1 - A - \hat{W}_2^T \sigma(\hat{V}_2^T \bar{x}_2)] \quad (49)$$

که در آن $A \in R^{3 \times 1}$ و در معادله ۳۸ تعریف شده است. $k_2 \in R$ نیز پارامتر مثبت طراحی است و ترم $g_2 z_1$ در معادله‌ی مذکور برای حذف تأثیر کولپینگ بین دینامیک z_2, z_1 را شامل می‌شود که در روش گام به عقب معمول است:

$$\begin{aligned} A = & f_2 + f_{2a} x_2 - \frac{\partial x_2^d}{\partial x_1} [f_1 + g_1 x_2 + g_{1a} x_2 + f_{1g}] \\ & - \frac{\partial x_2^d}{\partial x_2} [f_2 x_2] - g_2^{-1} [k_1 \dot{x}_1^d + \ddot{x}_1^d] \end{aligned} \quad (48)$$

علاوه بر این، محدودیت خطای تعقیب ممکن است با سازگاری پارامترهای طراحی کوچک نگه داشته شود. باید توجه داشت که سطوح کنترل در هواپیما برای کنترل نرخ زویه‌ی در هر محور طراحی شده‌اند. بنابراین g_2 همیشه برای تمام حالتها معکوس‌پذیر است. شکل ۲ ساختار شبکه‌ی عصبی براساس کنترل‌کننده‌ی تطبیقی با ساختار حلقه داخلی - خارجی است.

تجزیه و تحلیل پایداری

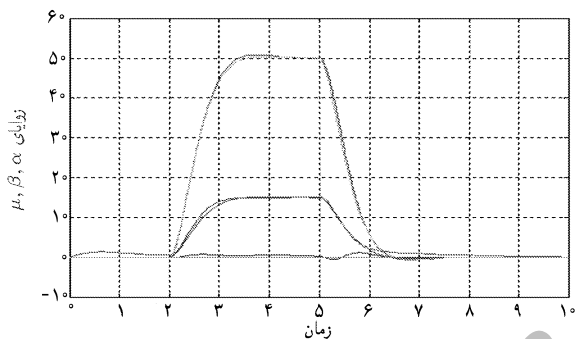
در این قسمت الگوریتم وزن شبکه‌ی عصبی پیشنهاد شده برای گارانتی تعقیب سیستم حلقه بسته با استفاده از نظریه‌ی لیاپانوف بررسی می‌شود. حال تابع کاندید لیاپانوف زیر بررسی می‌شود:

$$V_3 = \frac{1}{2} z_1^T z_1 + \frac{1}{2\Gamma_{w_1}} \text{tr}[\tilde{W}_1^T \tilde{W}_1] + \frac{1}{2\Gamma_{v_1}} \text{tr}[\tilde{V}_1^T \tilde{V}_1] \quad (49)$$

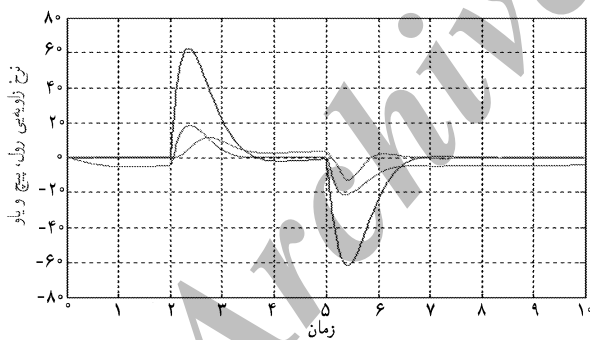
رفته در هواپیما در حالت پرواز دائم عبارت است از:

$$\begin{aligned} \text{for } 0 \leq t < 2 \text{ sec, } \alpha_d = 0 \&\beta_d = 0 \&\mu_d = 0 \\ \text{for } 2 \leq t < 5 \text{ sec, } \alpha_d = 15 \&\beta_d = 0 \&\mu_d = 5 \\ \text{for } 5 \leq t < 10 \text{ sec, } \alpha_d = 0 \&\beta_d = 0 \&\mu_d = 0 \end{aligned}$$

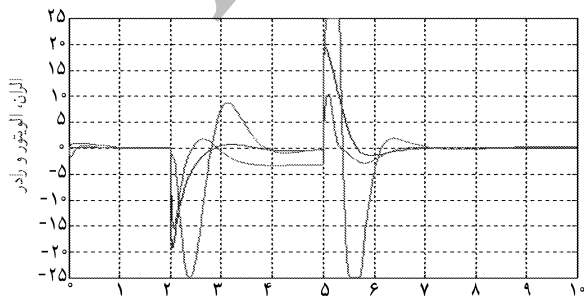
به منظور دستیابی به ارضاء فرمان‌های دیفرانسیلی و الزامات کیفیت پروازی، فیلتر فرمان خطی درجه دوم براساس MIL-STD-1797A استفاده شد. پارامترهای طراحی کنترل‌کننده و بهره‌های تطبیق چنان انتخاب می‌شوند که جواب مطلوب حاصل شوند. شکل ۳ نشان‌دهنده نتایج شبیه‌سازی در حضور خطای مدل‌سازی است. خطوط پر، نتیجه‌ی شبیه‌سازی کنترل‌کننده‌ی تطبیقی براساس شبکه‌ی عصبی است، و خط‌چین‌ها سیگنال‌های فرمان را



شکل ۳. نمودار فرمان مدل - مرجع و خروجی سیستم.



شکل ۴. نمودار تغییرات نرخ زوایای.



شکل ۵. نمودار تغییرات زوایای سطوح کنترل.

برای ارضاء شرایط ثابت، τ چنین انتخاب می‌شود:

$$0 < \tau < \min \left\{ K_1^*, K_2^*, k_{w1}\Gamma_{w1}/2, k_{v1}\Gamma_{v1}/2, k_{w2}\Gamma_{w2}/2, k_{v2}\Gamma_{v2}/2 \right\} \quad (48)$$

و سپس نامساوی زیر به دست می‌آید:

$$\dot{V}_1 \leq -2\tau V_1 + C$$

در معادله‌ی بالا وقتی $\dot{V}_1 < 0$ می‌شود که $V_1 > C/2\tau$ باشد. بنابراین، خطاهای حالت z_1, z_2 و خطاهای تخمین وزن \tilde{W}_j, \tilde{V}_j محدود و به‌طور نمایی در باقی‌مانده‌ی مجموعه D همگرا می‌شوند.

$$\begin{aligned} D \equiv \{ z_1, z_2 \in \mathcal{R}^3, \tilde{W}_j \in \mathcal{R}^{(n_{rj}+1) \times n_{rj}}, \\ \tilde{V}_j \in \mathcal{R}^{(n_{rj}+1) \times n_{rj}} \mid \|z_1\|^2 + \|z_2\|^2 + \frac{1}{\max\{\Gamma_{wj}, \Gamma_{vj}\}} \\ \left\{ \sum_{j=1}^2 \left(\|\tilde{W}_j\|_F^2 + \|\tilde{V}_j\|_F^2 \right) \right\} \leq \frac{C}{\tau}, j = 1, 2 \} \quad (49) \end{aligned}$$

مراحل فوق نشان‌گر طراحی کنترل‌کننده به‌منظور تعقیب فرمان‌های μ, α, β است، و نشان می‌دهد که خطای تعقیب سیستم کنترل با مجموعه‌ی متراکمی همگرا می‌شود که اندازه‌ی آن با پارامترهای طراحی سازگار است. چون فرض جداسازی مقیاس زمانی در این نوشتار کاربرد ندارد، ساخت بهره‌ی کنترل زیاد به‌منظور تنظیم پایداری حلقه بسته ضرورتی ندارد. قضیه‌ی مشابه عمومی، متضمن وجود وزن مطلوب و تعداد دلخواهی از عصب‌های لایه مخفی است. در این نوشتار، وزن شبکه‌های عصبی با قوانین تطبیقی سازگارند. با این وجود، اندازه عصب لایه مخفی N_2 علاوه بر ثابت بودن، برگزایش نزدیکی شبکه‌ی عصبی تأثیر می‌گذارد. چنانچه یک مقدار بسیار کوچک N_2 انتخاب شده ممکن است شبکه‌ی عصبی تأثیر خطای مدل‌سازی را به‌طور مناسب جبران نکند؛ بنابراین مقدار N_2 باید با توجه به پیچیدگی و سایر خطاهای مدل‌سازی، و با دقت انتخاب شود.

۵. شبیه‌سازی عددی

پیش‌تر روش طراحی کنترل پرواز تطبیقی براساس شبکه‌ی عصبی برای تعقیب فرمان‌های μ, α, β طراحی شد تا اثر به‌وجود آمده از طریق خطای مدل‌سازی و آئرو‌دینامیکی را حذف کند. این بخش نتایج شبیه‌سازی عددی برای کنترل‌کننده را نشان می‌دهد تا عملکرد قوانین کنترل غیرخطی پیشنهاد شده را ثابت کند. در این نوشتار مدل هواپیمای F-18/A مورد استفاده قرار گرفت، و مقادیر فرمان μ, α, β به‌کار

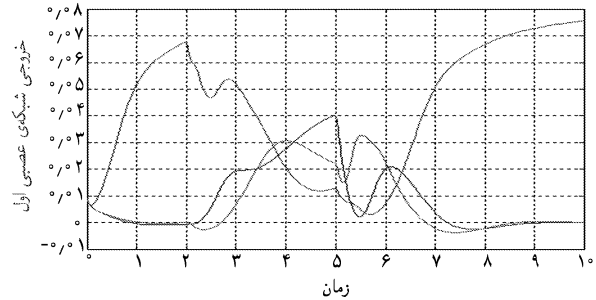
که عملکرد سیستم در مورد کنترل‌کننده‌ی تطبیقی شبکه‌های عصبی با وجود خطای مدل‌سازی و آئودینامیکی تنزل نمی‌یابد.

۶. نتیجه‌گیری

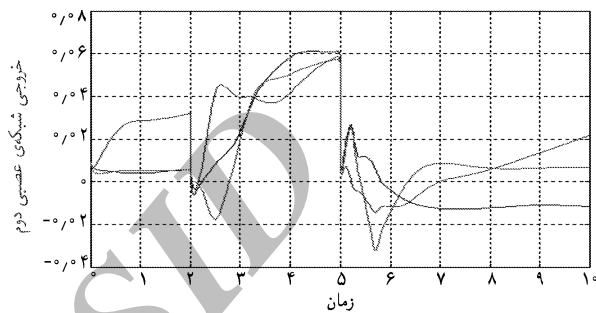
برای مدل پروازی غیرخطی با معادلات حرکت شش درجه آزادی یک کنترل‌کننده پیشنهاد شده و پایداری آن از طریق به‌کارگیری نظریه‌ی لیاپانوف تجزیه و تحلیل شد. از کنترل‌کننده گام به عقب برای تعقیب فرمان‌های μ, α, β با فرض این که ویژگی‌های آئودینامیکی قابل دسترس باشند استفاده شد. این نشان می‌دهد که چنانچه با کنترل‌کننده به‌کار رفته خطای تعقیب به یک مجموعه‌ی فشرده به‌طور نمایی همگرا شود و همچنین اندازه‌ی مجموعه به‌طور اختیاری با تنظیم پارامترهای طراحی کوچک شود ضرورتی ندارد بهره‌ی کنترل‌کننده بسیار بزرگ به‌منظور تضمین پایداری ساخته شود. زیرا فرض جداسازی مقیاس زمانی به‌کار برده نمی‌شود. کنترل‌کننده تطبیقی براساس شبکه‌های عصبی و به‌منظور جبران تأثیرات خطاهای مدل‌سازی آئودینامیکی به‌کار برده شد. پارامترهای شبکه عصبی برای تنظیم ترم خطا سازگار می‌شوند. پایداری حلقه‌بسته‌ی حالت‌های خطا و پارامترهای شبکه عصبی با استفاده از نظریه‌ی لیاپانوف مورد بررسی قرار گرفت و نشان داد که حالت‌های خطا و خطاهای تخمین پارامتر به‌طور نمایی برای یک مجموعه‌ی فشرده که اندازه‌ی آن با پارامترهای طراحی سازگار است همگرا می‌شوند. در انتها، شبیه‌سازی غیرخطی مانور هواپیما اجرا شد تا قوانین کنترل پیشنهاد شده را اثبات کند.

منابع

1. Lane, S.H., and Stengel, R.F. "Flight control design using non-linear inverse dynamics", *Automatica*, 24(4), pp.471-483 (1988).
2. Menon, P., Badgett, M. and walker, R., "Nonlinear flight test trajectory controllers for aircraft", *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 10(1), pp 67-72 (1987).
3. Snell, S.A., Enns, D.F., and Garrard, W.L, Jr., "Nonlinear inversion flight control for a supermaneuverable aircraft", *Journal of Guidance, Control and Dynamics*, 15(4), pp 976-984 (1992).
4. Schumacher. and Khargonekar, P.P, "Stability analysis of a missile control system with a dynamic inversion controller", *Journal of Guid-*



شکل ۶. نمودار تغییرات شبکه‌ی عصبی اول.



شکل ۷. نمودار تغییرات شبکه‌ی عصبی دوم.

نشان می‌دهند. شکل ۴ نرخ زاویه‌ی پیچ، یاو و رول را ارائه می‌دهد، و در شکل ۵ زاویه‌ی انحراف سطوح کنترل الزان، الوبتور و رادر نشان داده شده است. شکل‌های ۶ و ۷ نیز سیگنال خروجی از شبکه عصبی را نشان می‌دهند. چنان که از این اشکال پیداست، سیستم کنترل‌کننده تطبیقی فرمان را با نامعینی به‌درستی تعقیب می‌کند. می‌توان گفت

5. Singh, S.N., Yim, W. and Wells, W.R, "Direct adaptive and neural control of wing-rock motion of slender delta wings", *Journal of Guidance, Control and Dynamics*, 18(1), pp 25-30 (1995).
6. Kim, B.S. and Calise, A.J. "Nonlinear flight control using neural networks", *Journal of Guidance, Control and Dynamics*, 20(1), pp 26-33 (1997).
7. Stevens, B.L. and Lewis, F.L. Aircraft Control and Simulation, Wiley, New York, Chap.2 (1992).
۸. محمدباقر، منهاج، مبانی شبکه‌های عصبی، تهران، انتشارات دانشگاه صنعتی امیرکبیر، (۱۳۸۱).