

کنترل تعقیب مسیرِ روبات های سریال با استفاده از شبکه های عصبی

محمد جواد فخارزادگان ، احمد فروزان تبار

دانشگاه صنعتی مالک اشتر

E-mail: mjfakharzadegan@gmail.com , ahmad_forouzantabar@yahoo.com

چکیده - در این مقاله ، پس از مرور مختصر روش های مختلف کنترل روبات ها ، یک ساختار کنترلی کلی برای مساله ردیابی مسیر ارائه می شود. این ساختار کنترلی بر مبنای تقریب توابع غیر خطی نامعلوم بوده و می تواند برای استخراج خانواده وسیعی از کنترل کننده ها ، شامل کنترل کننده های مقاوم، تطبیقی و هوشمند بکار برده شود. با استفاده از این ساختار، یک کنترل کننده عصبی استخراج شده و مزایای آن نسبت به کنترل تطبیقی بررسی می شود. پایداری قانون کنترل ارائه شده، با استفاده از تحلیل پایداری لیاپانوف اثبات خواهد شد.

کلید واژه- روبات سریال، شبکه عصبی، کنترل تطبیقی، کنترل عصبی، کنترل مقاوم

آن را طوری انتخاب کرد که ماتریس زیر شبه متقارن باشد

۱- مقدمه

$$S(q, \dot{q}) \equiv \dot{M}(q) - 2V_m(q, \dot{q}) \quad (2)$$

و در نتیجه برای هر بردار x خواهیم داشت $x^T Sx = 0$ [۱]. از این خاصیت مهم روبات ها در اثبات پایداری لیاپانوف استفاده خواهد شد و در این مقاله فرض می کنیم ماتریس $V_m(q, \dot{q})$ طوری انتخاب شود که رابطه (۲) برقرار باشد.

روبات ها، دینامیک غیر خطی چند متغیره پیچیده ای دارند و برای کنترل آنها روشهای کنترل خطی و غیر خطی متعددی پیشنهاد شده است. در این مقاله پس از معرفی یک ساختار کلی کنترل کننده تعقیب مسیر، یک کنترل کننده عصبی ارائه و پایداری آن اثبات خواهد شد.

۲- دینامیک روبات

مدل دینامیکی یک روبات با رابطهای صلب را می توان به صورت زیر نوشت [۱]:

$$M(q)\ddot{q} + V_m(q, \dot{q})\dot{q} + F(\dot{q}) + G(q) + \tau_d = \tau \quad (1)$$

که در آن $q = [q_1, q_2, \dots, q_n]^T$ بردار متغیرهای مفصلی، $M(q)$ ماتریس اینرسی، $V_m(q, \dot{q})$ ماتریس نشان دهنده جمله های گریز از مرکز و کوریولیس، $F(\dot{q})$ عبارات مربوط به مدل اصطکاک، $G(q)$ بردار گرانش و $\tau_d(t)$ اغتشاشات را نشان می دهد. τ ، بردار ورودی کنترل است. انتخاب ماتریس $V_m(q, \dot{q})$ در (۱) یکتا نبوده و همواره می توان

۳- استخراج ساختار کلی کنترل کننده ردیاب

در اینجا یک ساختار کلی کنترل کننده ردیاب استخراج می شود که می تواند برای طراحی کنترل کننده های مقاوم، تطبیقی و هوشمند بکار گرفته شود. در کنترل تعقیب مسیر، روبات بایستی یک مسیر مطلوب از قبل مشخص شده را، که غالباً در فضای مفصلی $q_d(t)$ بیان شده است، دنبال کند. با داشتن مسیر مطلوب $q_d(t)$ ، خطای ردیابی $e(t)$ و خطای فیلتر شده $r(t)$ بصورت زیر تعریف می شود:

$$e = q_d - q \quad (3)$$

$$f(x) = W^T \sigma(V^T x) + \varepsilon \quad (9)$$

خطای تقریب در یک مجموعه بسته، محدود به کران زیر می باشد:

$$\|\varepsilon\| < \varepsilon_N \quad (10)$$

که ε_N یک کران معلوم می باشد. W و V ماتریس های وزنی ایده آل و نامعلومی هستند که منجر به تقریب خوبی از $f(x)$ می شوند. تنها دانستن وجود این ماتریس ها لازم است و حتی یکتا بودن آنها لازم نیست. برای اینکه تقریب خوبی از $f(x)$ داشته باشیم باید، تعداد نرون های لایه مخفی به اندازه کافی بزرگ باشد و همواره می توان بوسیله سعی و خطا تعداد نرون های بهینه را مشخص کرد. برای استخراج قاعده تنظیم وزن های شبکه عصبی، ابتدا چند فرض و لم را بیان می کنیم. توجه کنید که فرض های ارائه شده، کاملاً منطقی و عملی هستند.

فرض ۱: مسیر مطلوب کراندار است طوری که

$$\begin{bmatrix} q_d(t) \\ \dot{q}_d(t) \\ \ddot{q}_d(t) \end{bmatrix} < q_B \quad (11)$$

که در آن q_B یک کران اسکالر معلوم است.

لم ۱: برای هر t ، $x(t)$ ورودی شبکه عصبی، به صورت زیر کراندار است.

$$\|x\| \leq c_1 + c_2 \|r\| \leq q_B + c_0 \|r(0)\| + c_2 \|r\| \quad (12)$$

که c_2, c_1, c_0 ثابت های مثبت قابل محاسبه هستند.

اثبات: اثبات این لم در مرجع [۱] آمده است.

ماتریس وزن های شبکه عصبی را به صورت زیر تعریف می کنیم:

$$Z \equiv \begin{bmatrix} W & 0 \\ 0 & V \end{bmatrix} \quad (13)$$

فرض ۲: در هر زیرمجموعه بسته از R^n ، وزن های ایده آل

شبکه عصبی به صورت زیر کراندار هستند:

$$\|Z\|_F \leq Z_B \quad (14)$$

$$r = \dot{e} + \Lambda e \quad (4)$$

که ماتریس مثبت معین Λ ، یک پارامتر طراحی است. با مشتق گیری از (۴) و استفاده از (۱)، دینامیک روبات بر حسب خطای فیلتر شده بصورت زیر بدست می آید:

$$M\dot{r} = -V_m r + f(x) + \tau_d - \tau \quad (5)$$

که در آن تابع غیر خطی روبات بصورت زیر می باشد:

$$f(x) = M(q)(\ddot{q}_d + \Lambda \dot{e}) + V_m(q, \dot{q})(\dot{q}_d + \Lambda e) + F(\dot{q}) + G(q) \quad (6)$$

بردار x حاوی سیگنالهای زمانی مورد نیاز برای محاسبه $f(\cdot)$ بوده و بصورت $x \equiv [e^T, \dot{e}^T, q_d^T, \dot{q}_d^T, \ddot{q}_d^T]^T$ تعریف می شود. برای استخراج کنترل کننده های کلی بر مبنای تقریب، قانون کنترل را بصورت زیر انتخاب می کنیم:

$$\tau = \hat{f} + K_v r - v(t) \quad (7)$$

که در آن \hat{f} تخمینی از $f(x)$ ، $K_v r = K_v \dot{e} + K_v \Lambda e$ یک حلقه ردیابی PD خارجی و $v(t)$ یک سیگنال کمکی برای فراهم نمودن مقاومت (robustness) در حضور اغتشاشات و خطاهای مدل سازی می باشد. تخمین \hat{f} و سیگنال مقاوم کننده $v(t)$ در روشهای کنترلی مختلف (تطبیقی، مقاوم، عصبی، فازی و ...) بصورت متفاوتی تعریف می شود. در روشهای کنترل مقاوم، بخش اصلی طراحی کنترل کننده، انتخاب عبارت $v(t)$ بوده و برای \hat{f} تخمینی ساده در نظر گرفته می شود. در روشهای کنترل تطبیقی و عصبی، \hat{f} بصورت آنلاین تخمین زده می شود.

۴- کنترل کننده عصبی

در کنترل کننده عصبی قانون کنترل (۷) را بکار برده و برای محاسبه تخمین \hat{f} از شبکه عصبی دو لایه زیر استفاده می کنیم: (سیگنال مقاوم کننده $v(t)$ بعداً مشخص می شود)

$$y = W^T \sigma(V^T x) \quad (8)$$

با توجه به خاصیت مهم شبکه های عصبی در تقریب زدن توابع غیر خطی تکه ای هموار، می توان نوشت:

اثبات : با استفاده مستقیم از (۱۲)، چند نامساوی استاندارد نرم ها، (۲۰) و این حقیقت که $\sigma(\cdot)$ و مشتق آن برای سیگموئید، RBF و \tanh کراندار هستند، این لم اثبات می شود.

با توجه به (۷) و (۱۵)، قانون کنترل به صورت زیر می باشد

$$\tau = \hat{W}^T \sigma(\hat{V}^T x) + K_v r - v \quad (22)$$

$v(t)$ (که باید بعداً مشخص می شود)، مقاومت در حضور جملات مرتبه بالای سری تیلور را فراهم می کند.

با بکارگیری این کنترل کننده، دینامیک خطای فیلتر شده حلقه بسته بصورت زیر در می آید :

$$\begin{aligned} \dot{M}r &= -(K_v + V_m)r + W^T \sigma(V^T x) \\ &- \hat{W}^T \sigma(\hat{V}^T x) + (\varepsilon + \tau_d) + v \end{aligned} \quad (23)$$

اضافه و کم کردن $\hat{W}^T \hat{\sigma}$ نتیجه می دهد :

$$\begin{aligned} \dot{M}r &= -(K_v + V_m)r + \hat{W}^T \hat{\sigma} \\ &+ W^T \tilde{\sigma} + (\varepsilon + \tau_d) + v \end{aligned} \quad (24)$$

که $\hat{\sigma}$ و $\tilde{\sigma}$ در (۱۷) تعریف شده اند. اکنون اضافه و کم کردن $\hat{W}^T \tilde{\sigma}$ نتیجه می دهد :

$$\begin{aligned} \dot{M}r &= -(K_v + V_m)r + \hat{W}^T \hat{\sigma} \\ &+ \hat{W}^T \tilde{\sigma} + \hat{W}^T \tilde{\sigma} + (\varepsilon + \tau_d) + v \end{aligned} \quad (25)$$

با توجه به سری تیلور (۱۹) داریم :

$$\begin{aligned} \dot{M}r &= -(K_v + V_m)r + \hat{W}^T \hat{\sigma} \\ &+ \hat{W}^T \tilde{\sigma}' \tilde{V}^T x + \omega_1 + v \end{aligned} \quad (26)$$

که جملات اغتشاش بصورت زیر هستند :

$$\omega_1(t) = \hat{W}^T \hat{\sigma}' \tilde{V}^T x + W^T O(\tilde{V}^T x)^2 + \varepsilon + \tau_d \quad (27)$$

سرانجام سیستم خطا را بصورت زیر بازنویسی می کنیم :

$$\begin{aligned} \dot{M}r &= -(K_v + V_m)r + \hat{W}^T (\hat{\sigma} - \hat{\sigma}' \hat{V}^T x) \\ &+ \hat{W}^T \hat{\sigma}' \tilde{V}^T x + \omega + v \end{aligned} \quad (28)$$

که جملات اغتشاش بصورت زیر هستند :

که Z_B معلوم و $\|\cdot\|_F$ نرم فرینیوس است.

تخمین \hat{f} به صورت زیر داده می شود :

$$\hat{f}(x) = \hat{W}^T \sigma(\hat{V}^T x) \quad (15)$$

که در آن \hat{V} و \hat{W} وزن های واقعی شبکه عصبی هستند که از الگوریتم تنظیم (که باید مشخص شود) بدست می آیند. توجه کنید که \hat{V} و \hat{W} تخمینی از مقادیر ایده آل وزن ها هستند و خطای تخمین وزن ها به صورت زیر تعریف می شود :

$$\tilde{V} = V - \hat{V}, \quad \tilde{W} = W - \hat{W}, \quad \tilde{Z} = Z - \hat{Z}. \quad (16)$$

خطای خروجی لایه مخفی، برای x داده شده به صورت زیر تعریف می شود :

$$\tilde{\sigma} = \sigma - \hat{\sigma} \equiv \sigma(V^T x) - \sigma(\hat{V}^T x) \quad (17)$$

بسط سری تیلور $\sigma(x)$ برای x داده شده به صورت زیر

$$\sigma(V^T x) = \sigma(\hat{V}^T x) + \sigma'(\hat{V}^T x) \tilde{V}^T x + O(\hat{V}^T x)^2 \quad (18)$$

می باشد که در آن

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

ماتریس ژاکوبی و $O(z)^2$ جملات مرتبه دو می باشند. با تعریف $\hat{\sigma}' = \sigma'(\hat{V}^T x)$ داریم :

$$\begin{aligned} \sigma' &= \sigma'(\hat{V}^T x) \tilde{V}^T x + O(\hat{V}^T x)^2 = \\ &\hat{\sigma}' \tilde{V}^T x + O(\hat{V}^T x)^2 \end{aligned} \quad (19)$$

بنابراین داریم :

$$O(\tilde{V}^T x)^2 = [\sigma(V^T x) - \sigma(\hat{V}^T x)] - \hat{\sigma}' \hat{V}^T x \quad (20)$$

و از اینجا لم زیر نتیجه می شود :

لم ۲ : برای توابع عملگر سیگموئید، RBF و \tanh ، جملات مرتبه بالای سری تیلور به صورت زیر کراندار هستند :

$$\|O(\tilde{V}^T x)\| \leq c_3 + c_4 q_B \|\tilde{V}\|_F + c_5 \|\tilde{V}\|_F \|r\| \quad (21)$$

$$v(t) = -K_z (\|\hat{Z}\|_F + Z_B) r \quad (31)$$

و در آن نابرابری $K_z > C_2$ برقرار باشد.

(د) تنظیم وزن ها به صورت زیر باشد :

$$\dot{\hat{W}} = F \hat{\sigma} r^T - F \hat{\sigma}' \hat{V}^T x r^T - \kappa F \|\hat{W}\| \hat{W} \quad (32)$$

$$\dot{\hat{V}} = G x (\hat{\sigma}' \hat{W} r)^T - \kappa G \|\hat{V}\| \hat{V} \quad (33)$$

که F و G ماتریس های متقارن و مثبت معین دلخواه و اسکالر کوچک $\kappa > 0$ ، یک پارامتر طراحی است

آنگاه خطای ردیابی فیلترشده $r(t)$ و تخمین های \hat{V} و \hat{W} پایدار UUB با کران های داده شده در (36) و (37) می باشند. همچنین با افزایش بهره K_v در (22)، می توان خطای ردیابی را به اندازه دلخواه کوچک کرد.

اثبات : فرض کنید خاصیت تقریب (9) با ε_N داده شده، برای تمام x های موجود در مجموعه بسته $S_x \equiv \{x \mid \|x\| < b_x\}$ برقرار باشد و $b_x > q_B$.

تعریف کنید : $S_r \equiv \{r \mid \|r\| < (b_x - q_B)/(c_0 + c_2)\}$. فرض کنید $r(0) \in S_r$. آنگاه خاصیت تقریب برقرار است.

تابع لیاپانوف را به صورت زیر انتخاب کنید :

$$L(r, \tilde{W}, \tilde{V}) = \frac{1}{2} r^T M(q) r + \frac{1}{2} \text{tr} \{ \tilde{W}^T F^{-1} \tilde{W} \} + \frac{1}{2} \text{tr} \{ \tilde{V}^T G^{-1} \tilde{V} \} \quad (34)$$

با مشتق گیری و جایگزینی از سیستم خطای (28) داریم :

$$\begin{aligned} \dot{L} = & -r^T K_v r + \frac{1}{2} r^T (\dot{M} - 2V_m) r + \\ & \text{tr} \{ \tilde{W}^T (F^{-1} \dot{\tilde{W}} + \hat{\sigma} r^T - \sigma' \hat{V}^T x r^T) \} \\ & + \text{tr} \{ \tilde{V}^T (G^{-1} \dot{\tilde{V}} + x r^T \hat{W}^T \hat{\sigma}') \} \end{aligned} \quad (35)$$

از قواعد تنظیم نتیجه می شود :

$$\dot{\omega}(t) = \tilde{W}^T \hat{\sigma}' V^T x + W^T O(\tilde{V}^T x)^2 + \varepsilon + \tau_d \quad (29)$$

با توجه به لم های 1 و 2 و چند نامساوی استاندارد نرم ها، لم زیر نتیجه می شود :

لم 3 : جمله اغتشاش (29) به صورت زیر کراندار است :

$$\begin{aligned} \|\omega(t)\| \leq & (\varepsilon_N + d_B + c_3 Z_B) \\ & + c_6 Z_B \|\tilde{Z}\|_F + c_7 Z_B \|\tilde{Z}\|_F \|r\| \end{aligned}$$

یا

$$\|\omega(t)\| \leq C_0 + C_1 \|\tilde{Z}\|_F + C_2 \|\tilde{Z}\|_F \|r\|$$

که C_i ها ثابت های مثبت معلوم هستند.

فرض 3 : فرض کنید که رابطه (9) برای ε_N داده شده و تمام x های داخل کره ای به شعاع $b_x > q_B$ برقرار است. همچنین فرض کنید که خطای ردیابی اولیه نابرابری $\|r(0)\| < (b_x - q_B)/(c_0 + c_2)$ را برآورده کند (q_B) در فرض 1 و c_0, c_2 در لم 1 تعریف شده اند).

توجه کنید که فرض 3 به معنای آنست که با افزایش تعداد نوروں های لایه مخفی، مجموعه شرایط اولیه مجاز برای خطای ردیابی بزرگتر می شود. همچنین شرایط اولیه مجاز مستقل از وزن های اولیه بوده و تنها به پارامترهای طراحی بستگی دارند و نیازی به محاسبه صریح ثابت های q_B و c_0, c_2 نمی باشد.

قضیه زیر قاعده تنظیم وزن های شبکه عصبی و سیگنال مقاوم کننده $v(t)$ را ارائه می دهد :

قضیه : در صورتی که

الف) فرض های 1 تا 3 برقرار باشند.

ب) در قانون کنترل (22)، بهره PD نابرابری

$$K_{v \min} > \frac{(C_0 + \kappa C_3^2 / 4)(c_0 + c_2)}{b_x - q_B} \quad (30)$$

را برآورده کند (C_0 و C_2 در (30) و C_3 در اثبات تعریف شده اند).

ج) سیگنال مقاوم کننده به صورت زیر بوده

$$\|\tilde{Z}\|_F > C_3/2 + \sqrt{C_0/\kappa + C^2_3/4} \equiv b_Z \quad (37)$$

بنابراین \dot{L} خارج از یک مجموعه بسته منفی است. بنابراین تا زمانی که کنترل در این مجموعه معتبر باشد، $\|r\|$ و $\|\tilde{Z}\|_F$ پایدار UUB خواهند بود. اما شرط (۳۰) نشان می دهد که مجموعه بسته تعریف شده با $\|r\| \leq b_r$ در S_r است و بنابراین خاصیت تقریب در تمام مجموعه برقرار است.

نکته ۱: کنترل کننده عصبی ارائه شده، مزایایی نسبت به کنترل کننده تطبیقی دارد. در اکثر روش های عملی کنترل تطبیقی، تابع $f(x)$ ، باید به صورت یک مدل رگرسیون که نسبت به پارامترهای مجهول خطی است، نوشته شود. این موضوع، محدودیت هایی را ایجاد می کند، به عنوان مثال بعضی از مدل های اصطکاک نسبت به پارامترها خطی نیستند. ضمناً مدل رگرسیون به مکانیزم روبات وابسته است و برای هر روبات باید به طور جداگانه استخراج شود. در حالی که کنترل کننده عصبی ارائه شده، به هر روبات سریال قابل اعمال بوده و تنها لازم است که تعداد نورون های لایه مخفی برای شناسایی خوب کافی باشد.

نکته ۲: در کنترل کننده عصبی ارائه شده، نیازی به آموزش آفلاین اولیه نیست و وزن های اولیه را می توان صفر قرار داد. هنگامی که وزن ها صفر هستند، شبکه عصبی در مدار نیست و کنترل کننده، یک کنترل کننده PD می باشد. می توان نشان داد، در صورتی که بهره K_v به اندازه کافی بزرگ باشد، در مدت زمانی که شبکه عصبی آموزش می بیند، سیستم حلقه بسته پایدار باقی خواهد ماند و پس از یادگیری تابع $f(x)$ توسط شبکه عصبی، عملکرد کنترل کننده بهبود می یابد.

۵- شبیه سازی

کنترل کننده عصبی ارائه شده برای یک روبات دو درجه آزاد با مفصل های لولایی طراحی و شبیه سازی شده است. مسیرهای مطلوب به صورت $q_{1d} = \sin(t)$ و $q_{2d} = \cos(t)$ انتخاب شده اند. ۱۰ نورون در لایه مخفی قرار داده شده است. پارامترهای کنترل کننده به صورت زیر انتخاب شده اند.

$$\begin{aligned} \dot{L} &= -r^T K_v r + \kappa \|r\| \text{tr}\{\tilde{W}^T (W - \tilde{W})\} \\ &+ \kappa \|r\| \text{tr}\{\tilde{V}^T (V - \tilde{V})\} + r^T (\omega + v) \\ &= -r^T K_v r + \kappa \|r\| \text{tr}\{\tilde{Z}^T (Z - \tilde{Z})\} \\ &+ r^T (\omega + v) \end{aligned}$$

چون

$$\text{tr}\{\tilde{Z}^T (Z - \tilde{Z})\} = \langle \tilde{Z}, Z \rangle = -\|\tilde{Z}\|_F^2 \leq \|\tilde{Z}\|_F \|Z\|_F - \|\tilde{Z}\|_F^2$$

بنابراین

$$\begin{aligned} \dot{L} &\leq -r^T K_v r + \kappa \|r\| \cdot \|\tilde{Z}\|_F (Z_B - \|\tilde{Z}\|_F) \\ &- K_Z (\|\hat{Z}\|_F + Z_B) \|r\|^2 + \|r\| \cdot \|\omega\| \\ &\leq -K_{v\min} \|r\|^2 + \kappa \|r\| \cdot \|\tilde{Z}\|_F (Z_B - \|\tilde{Z}\|_F) \\ &- K_Z (\|\hat{Z}\|_F + Z_B) \|r\|^2 \\ &+ \|r\| [C_0 + C_1 \|\tilde{Z}\|_F + C_2 \|r\| \cdot \|\tilde{Z}\|_F] \\ &\leq -\|r\| \left\{ \begin{aligned} &K_{v\min} \|r\| \\ &-\kappa \|\tilde{Z}\|_F (Z_B - \|\tilde{Z}\|_F) \\ &-C_0 - C_1 \|\tilde{Z}\|_F \end{aligned} \right\} \end{aligned}$$

که $K_{v\min}$ مقدار استثنائی حداقل K_v است، از لم ۳

استفاده شده و آخرین نابرابری بدلیل $K_Z > C_2$ می باشد.

تا زمانی که عبارت داخل آکولاد مثبت باشد، \dot{L} منفی است. با تعریف $C_3 = Z_B + C_1/\kappa$ و مربع کامل کردن داریم:

$$\begin{aligned} &K_{v\min} \|r\| - \kappa \|\tilde{Z}\|_F (Z_B - \|\tilde{Z}\|_F) - C_0 - C_1 \|\tilde{Z}\|_F \\ &= \kappa (\|\tilde{Z}\|_F - C_3/2)^2 + K_{v\min} \|r\| - C_0 - \kappa C^2_3/4 \end{aligned}$$

که مثبت است در صورتی که

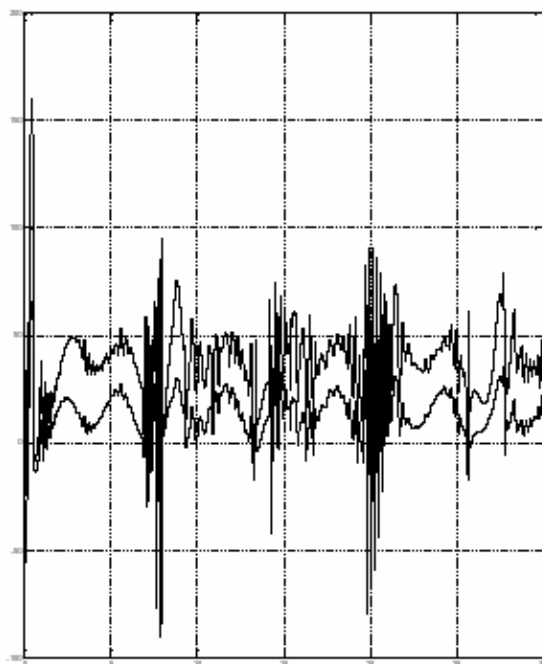
$$\|r\| > \frac{C_0 + \kappa C^2_3/4}{K_{v\min}} \equiv b_r \quad (36)$$

یا

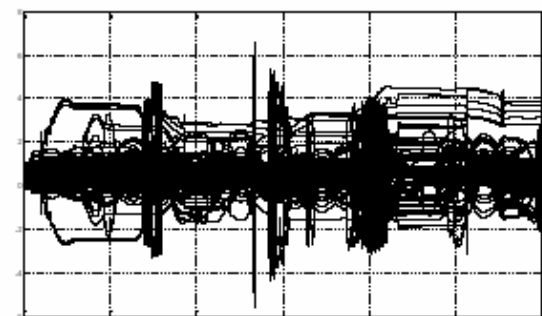
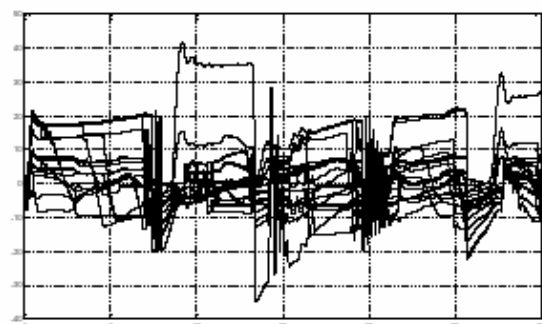
$$F = \text{diag}\{100, 100\}, G = \text{diag}\{10, 10\}, \kappa = 0.01$$

$$K_v = \text{diag}\{10, 10\}, \Lambda = \text{diag}\{5, 5\}, K_z = 2$$

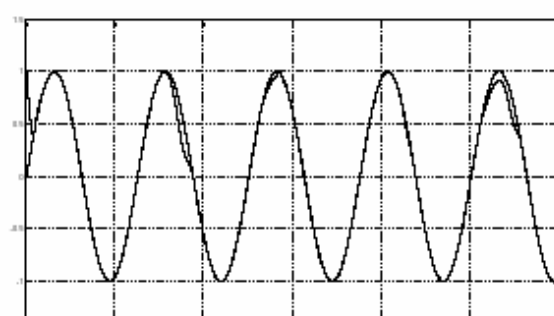
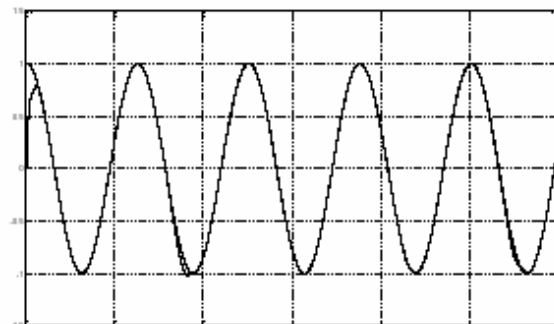
شرایط اولیه به صورت $q(0) = [1 \ 0]^T$ در نظر گرفته شده است. شکل ۱ سیگنال مرجع و خروجی را نشان می دهد. ملاحظه می شود که ردیابی نسبتاً خوبی حاصل شده است. شکل ۲ سیگنال کنترل را نشان می دهد و ملاحظه می شود که سیگنال کنترل دامنه قابل قبولی دارد. شکل ۳ تغییرات وزن ها را نشان می دهد. ملاحظه می شود که وزن های شبکه عصبی نیز کراندار هستند. برای مطالعه نقش شبکه عصبی در کنترل کننده، شبکه عصبی را از مدار خارج کرده و کنترل کننده PD حاصل $\tau = K_v r$ را شبیه سازی کرده ایم. شکل ۴ سیگنال مرجع و خروجی را نشان می دهد. ملاحظه می شود که ردیابی حاصل نشده و شبکه عصبی تاثیر قابل ملاحظه ای در ردیابی داشته است. شکل ۵ سیگنال کنترل را در این حالت نشان می دهد.



شکل ۲: سیگنال کنترل (کنترل کننده عصبی)



شکل ۳: تغییرات وزن های شبکه عصبی (کنترل کننده عصبی)



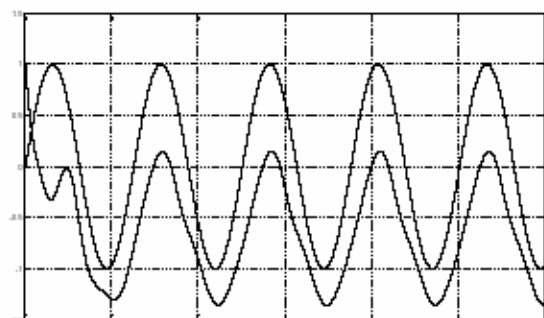
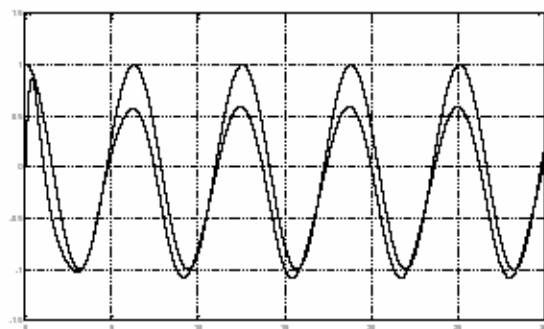
شکل ۱: سیگنال مرجع و خروجی (کنترل کننده عصبی)

۶- نتیجه‌گیری

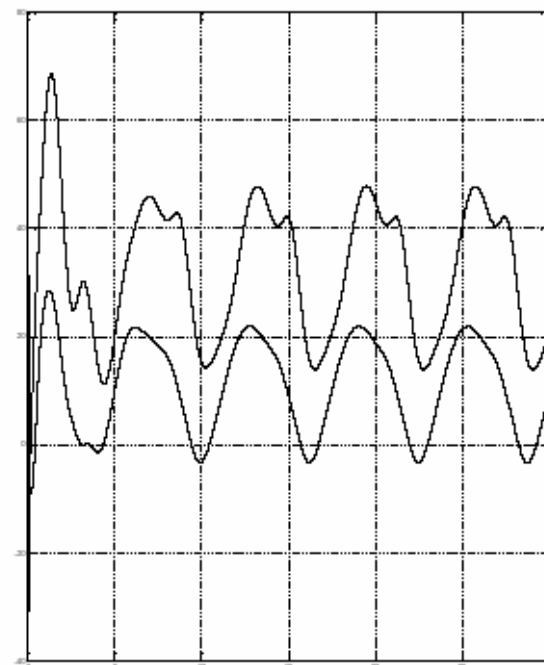
در این مقاله یک کنترل کننده عصبی برای ردیابی مسیر ارائه شد. این کنترل کننده به هر روبات سریال قابل اعمال بوده و تعداد نورون های بهینه لایه مخفی آن، با سعی و خطا بدست می آید. وزن های اولیه شبکه عصبی، نیازی به آموزش آفلاین نداشته و به سادگی می توان آنها را برابر صفر قرار داد.

مراجع

- [1] F.L. Lewis, S. Jagannathan and A. Yesildirek , “Neural Network Control of Robot Manipulators and Nonlinear systems”, Taylor & Francis , 1999
- [2] Y.H. Kim, and F.L. Lewis, “Output feedback control of rigid robots using dynamic neural networks”, Proc. IEEE Int. Conf. Robotics And Automation , pp. 1923-1928, Minneapolis, april 1996



شکل ۴: سیگنال مرجع و خروجی (کنترل کننده PD)



شکل ۵: سیگنال کنترل (کنترل کننده PD)