نهمین کنگره ملی مهندسی ماشین‌های کشاورزی
(مکانیک بیوسیستم) و مکانیزاسیون
پردیس کشاورزی و منابع‌طبیعی دانشگاه تهران
۲ و ۳ اردیبهشت ۱۳۹٤ - کرج

حل سینماتیک وارون روبات دو بازویی با استفاده از شبکه عصبی موجکی

محمدامین نعمت‌اللهی[۱*]، مهدی نعمت‌اللهی[۲] و زهرا علی نسب[۳]

۱، ۲ و ۳- به ترتیب استاد گروه مهندسی بیوسیستم دانشکده کشاورزی دانشگاه شیراز، کارشناس مهندسی برق و دانشجوی ارشد فیزیک پزشکی اصفهان

ایمیل مکاتبه کننده: manema@shirazu.ac.ir

چکیده

سینماتیک وارون جهت کنترل و تعیین پیکربندی روبات‌ها مورد نیاز است. در این مقاله، روشی کارآمد برای حل مسأله سینماتیک وارون روبات‌های سری با مفاصل چرخشی، ارائه می‌شود. در علم روباتیک دو نوع سینماتیک وجود دارد. در سینماتیک روبجلو با داشتن پارامترهای مفصلی، می‌توان با انجام محاسبات ساده‌ای موقعیت و جهتگیری انتهایی روبات را بدست آورد. در سینماتیک وارون با معلوم بودن موقعیت و جهتگیری انتهایی روبات، می‌بایستی پارامترهای مفصلی را تعیین نمود که این موضوع، پیچیدگی بیشتری نسبت به سینماتیک روبجلو روبات دارد. این موضوع در مورد روبات‌هایی که درجه آزادی بیشتری دارند از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. از آنجایی که زمان، پارامتر مهمی در طراحی و کنترل روبات‌ها محسوب می‌شود، بنابراین از شبکه‌های عصبی، جهت کاهش زمان محاسبات مربوط به حل سینماتیک وارون روبات‌ها استفاده می‌شود. در این مقاله، به منظور دستیابی به دقت مناسب و همچنین کاهش زمان محاسبات از یک شبکه عصبی جدیدی که بر مبنای توابع موجکی طراحی گردیده، استفاده می‌شود. داده‌های مورد نیاز برای آموزش شبکه، زوایای مفصلی و موقعیت انتهای روبات هستند. شبکه عصبی به عنوان ابزاری قدرتمند برای تعیین رابطه بین زوایای مفصلی و موقعیت انتهای روبات بکار برده می‌شود. در این مقاله، برای نشان دادن کارآیی روش پیشنهاد شده، حل سینماتیک وارون روبات دو بازویی انجام شد. نتایج نشان می‌دهند با استفاده از این شبکه، ضمن بدست آوردن دقت بالا، زمان آموزش تا حد قابل ملاحظه‌ای نسبت به شبکه‌های عصبی متداول مانند انتشار برگشتی کاهش می‌یابد.

واژه‌های کلیدی: روباتیک، سینماتیک وارون، شبکه‌های عصبی، موجک، روبات دو بازویی

مقدمه

با پیشرفت‌های چشمگیری که در علوم مختلف و مخصوصاً ماشین‌های کشاورزی صورت گرفته، نقش نیروی انسانی در فعالیت‌های کشاورزی به مراتب کاهش یافته است. استفاده از ماشینی که بتواند فعالیت‌های کشاورزی را

انجام داده و به طور خودکار از راه دور کنترل گردد مورد توجه محققین قرار گرفته است. این تکنولوژی مزایای زیادی از جمله کاهش هزینه‌ها و افزایش تولید به دنبال دارد. بنابراین روبات‌ها به عنوان یک ماشین خودکار، می‌توانند عملیات را با دقت و سرعت بیشتر انجام دهند. یکی از مباحث مهم و مطرح در علم روباتیک، سینماتیک وارون است. به عنوان مثال با انجام حل سینماتیک وارون برای روباتی که دارای بازوهای سری هست، می‌توان با داشتن موقعیت انتهایی روبات، زوایای مفصلی را تعیین نمود که این خود در کنترل روبات اهمیت ویژه‌ای دارد. حل مسئله سینماتیک وارون بویژه برای روباتهایی که دارای درجات آزادی زیادی هستند مشکل می‌باشد. در زمینه سینماتیک وارون، محققین زیادی فعالیت نموده‌اند.

تسای و همکارش، روشی برای حل سینماتیک وارون روبات پنج و شش درجه آزادی بدست آوردند (Tsai et al., 1985). مانوچا و همکارش، روش کارآمدی برای حل سینماتیک وارون یک روبات سری شش درجه آزادی با مفاصل چرخشی ارائه نمودند (Manocha et al., 1994). فرناندو دوارته و همکارش با استفاده از روش تقریب حداقل مربعات و روش شبه وارون ماتریس ژاکوبی، روبات‌های دو، سه، چهار و پنج درجه آزادی را تحلیل کرده‌اند (Duarte et al., 1998). کوکر و همکارانش با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی به حل سینماتیک وارون یک روبات سه مفصلی فضایی دست یافتند (Koker et al., 2004). طاهر و همکارش با استفاده از شبکه عصبی انتشار برگشتی به حل سینماتیک وارون روبات دو بازویی پرداختند (طاهر و همکارش، ۱۳۸٤). یوبرله و همکارش طراحی و کنترل روبات‌های فرافزونه‌ای[1] که به صورت سری و با ده درجه آزادی می‌باشند مورد بررسی قرار دادند. هدف از طراحی این روبات افزایش فضای کاری (نقاطی که انتهای روبات به آنجا دسترسی دارد.)، در عین حال کاهش اندازه کلی دستگاه بود (Ueberle et al., 2007). آلواندر و همکارش با استفاده از روش نرو- فازی تطبیقی، سینماتیک وارون روبات‌های دو و سه درجه آزادی را بررسی نمودند (Alavandar et al., 2008). هیاوی با روش تحلیلی به حل سینماتیک وارون روبات پنج درجه آزادی اقدام نمود (Hayawi, 2011). کوکر با ترکیبی از الگوریتم ژنتیک و شبکه‌های عصبی مصنوعی، سینماتیک وارون یک روبات شش درجه آزادی را حل نمود (Köker, 2013). جاها و همکارانش با استفاده از یک شبکه عصبی چند لایه به حل سینماتیک وارون یک روبات پنج درجه آزادی پرداختند (Jha et al., 2014).

از مشکلات مطرح در سینماتیک وارون، حجم زیاد محاسبات است. از آنجایی که زمان، پارامتر مهمی در طراحی و کنترل روبات‌ها می‌باشد بنابراین از شبکه‌های عصبی استفاده می‌شود.

کار تحقیقی در این مقاله دارای ویژگی جدیدی است. این ویژگی، پیشنهاد شبکه عصبی جدیدی جهت سرعت بخشیدن به محاسبات می‌باشد. این شبکه عصبی جدید بر مبنای توابع موجک طراحی شده و بدلیل اینکه الگوریتم استفاده شده در آن غیر تکراری است، بنابراین زمان آموزش در این شبکه به طور قابل ملاحظه‌ای نسبت به شبکه‌های عصبی معمولی کاهش می‌یابد. داده‌های مورد نیاز جهت آموزش شبکه عصبی موجکی از سینماتیک روبجلو بدست آمدند. در این مقاله، مقایسه‌ای بین شبکه عصبی معمولی انتشار برگشتی با شبکه عصبی موجکی

1. Hyper redundant

انجام شده است.

مواد و روش‌ها

در این مقاله جهت انجام محاسبات مربوط به حل سینماتیک وارون روبات دوبازویی با شبکه عصبی موجکی، برنامه کامپیوتری فراهم شد. کد این برنامه با استفاده از فرمول‌بندی ریاضی شبکه عصبی که در ادامه تشریح خواهد شد در نرم‌افزار متلب نسخه ۲۰۱٤ تهیه گردید. جهت درک بهتر روش مورد استفاده، ابتدا به بیان مسأله مورد بررسی، پرداخته می‌شود.

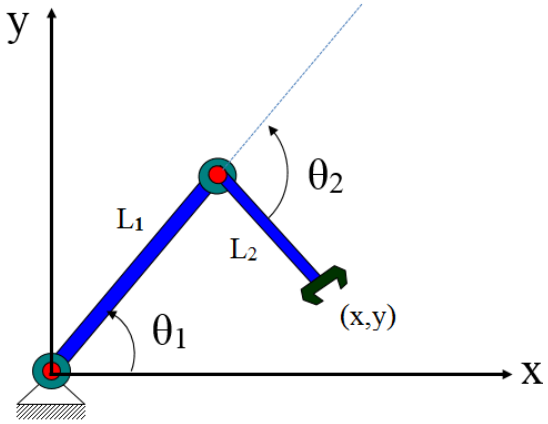
بیان مسأله

در سینماتیک وارون روبات‌های مفصلی، چنانکه مکان و جهت‌گیری مچ بازوی مکانیکی معلوم باشد، کلیه زوایای مفصلی را می‌توان برای رساندن بازوی مکانیکی به مکان و جهت‌گیری مفروض، محاسبه نمود. برای نشان دادن کارآیی شبکه عصبی پیشنهاد شده، سینماتیک وارون یک روبات دو بازویی بررسی می‌شود. با توجه به روبات دو بازویی شکل (۱)، موقعیت انتهای روبات به صورت زیر بدست می‌آید:

$$\begin{aligned} x &= L_1 \cos(\theta_1) + L_2 \cos(\theta_1 + \theta_2) \\ y &= L_1 \sin(\theta_1) + L_2 \sin(\theta_1 + \theta_2) \end{aligned} \qquad (۱)$$

در رابطه فوق L_1 و L_2 به ترتیب طول بازوی اول و دوم روبات و θ_1 و θ_2 زوایای مفصلی هستند. در حقیقت رابطه (۱) حل سینماتیک رو بجلو روبات را بیان می‌کند که مسئله‌ای نسبتاً ساده است. برای حل سینماتیک وارون روبات دو بازویی، می‌بایست با داشتن مقادیر موقعیت انتهایی بازو، یعنی (x و y)، مقادیر زوایای مفصلی (θ_1 و θ_2) را بدست آورد که هرچه تعداد درجات آزادی بیشتر شود حل این مسئله پیچیده‌تر می‌گردد. شبکه عصبی به عنوان ابزار قدرتمند در حل مسئله وارون به کار می‌رود. داده‌های مورد نیاز برای محاسبه شبکه عصبی از حل معادله (۱) بدست می‌آیند. برای این منظور می‌توان در رابطه (۱) با مقدار دهی θ_1 و θ_2 که در محدوده فضای کاری روبات باشد، مقادیر x و y را بدست آورد. برای حل سینماتیک وارون، داده‌های بدست آمده مربوط به موقعیت انتهایی بازو را به عنوان ورودی و مقادیر زوایای مفصلی به عنوان خروجی به شبکه داده شده تا شبکه آموزش یابد. پس از آموزش شبکه، هر موقعیت جدید انتهایی روبات که به شبکه داده شود، شبکه با دقت مناسب و سرعت بالا می‌تواند زوایای مفصلی روبات را بدست آورد که این خود حل مسئله وارون است.

در این مقاله برای حل سینماتیک وارون از شبکه عصبی موجکی استفاده شده است. قبل از تشریح نتایج مربوط به این کار، ابتدا چارچوب شبکه عصبی موجکی توضیح داده می‌شود.



شکل ۱- مدل روبات دو بازویی

چارچوب شبکه عصبی و تحلیل چندوضوحی

شبکه عصبی موجکی از توابعی بنام موجک تشکیل شده است و دارای یک لایه مخفی می‌باشد. این شبکه توسط بخشی و همکارش پیشنهاد گردید (Bakshi et al., 1993). موجک‌ها خانواده جدیدی از توابع پایه هستند و کاربردهای بسیاری در زمینه‌های علوم و مهندسی دارند. این توابع جهت بیان و تقریب توابع بکار می‌روند. تفاوتی که بین شبکه‌عصبی موجکی و دیگر روشهای رگراسیون وجود دارد استفاده از تحلیل چندوضوحی است که توسط ملات (Mallat, 1989) گسترش یافت. در این چارچوب هر تابع **F(X)** را در $L^2(R)$ می‌توان به صورت زیر بیان نمود:

$$\mathbf{F(X)} = \sum_{m=-\infty}^{m=+\infty} \sum_{k=-\infty}^{k=+\infty} d_{m,k} \psi_{m,k}(\mathbf{X}) \qquad (۲)$$

که

$$\psi_{m,k}(\mathbf{X}) = 2^{-m/2} \psi(2^{-m/2}\mathbf{X} - \mathrm{k}) \;\; m,k \in \mathrm{Z} \qquad (۳)$$

$L^2(R)$ فضای برداری تمام توابع یک‌بعدی است که قابل اندازه‌گیری و مربع آنها انتگرال‌پذیر باشد. ψ تابع موجک و m و k به ترتیب ضرایب اتساع[1] و انتقال[2] هستند. همانطور که از رابطه (۳) مشاهده می‌شود، خانواده‌ای از موجک‌ها را می‌توان از انتقال و اتساع موجک‌های مادر[3] بدست آورد (Mallat, 1989; Daubechies, 1992). اگر تقریب تابع از وضوح $m = 0$ شروع شود در این صورت:

$$\mathbf{F(X)} = \sum_{k=-\infty}^{k=+\infty} a_{0,k} \varphi_{0,k} + \sum_{m=-\infty}^{m=0} \sum_{k=-\infty}^{k=+\infty} d_{m,k} \psi_{m,k}(\mathbf{X}) \qquad (٤)$$

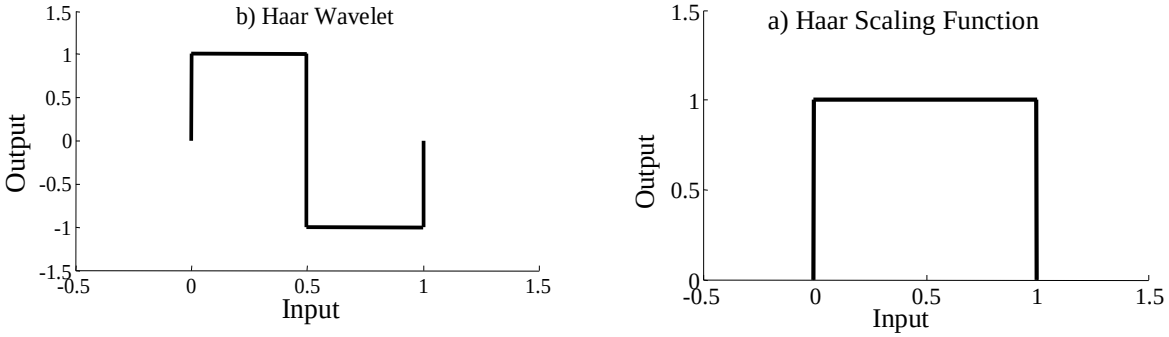
تابع φ، تابع مقیاس در تحلیل چند وضوحی نامیده می‌شود و خانواده‌ای از این توابع به صورت زیر بیان می‌گردد

1. Dilatation
2. Translation
3. Mother wavelet

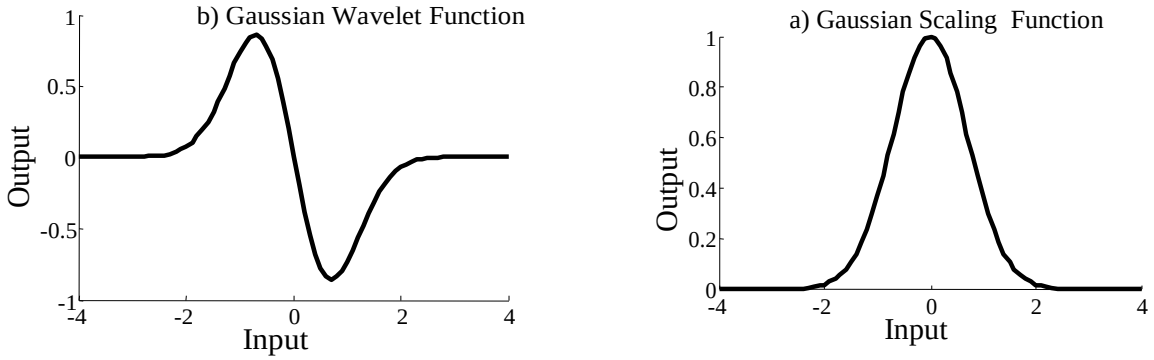
:(Mallat, 1989)

$$\varphi_{m,k}(\mathbf{X}) = 2^{-m/2}\varphi(2^{-m/2}\mathbf{X} - \mathrm{k}) \quad \mathrm{m,k} \in \mathrm{Z} \qquad (۵)$$

شکل‌های (۲) و (۳) دو نمونه از توابع مقیاس و موجک متناظرش، معروف به نام‌های هاآر[1] و گوسی را نشان می‌دهند.



شکل ۲- الف) تابع مقیاس هاآر ، ب) تابع موجک هاآر



شکل ۳- الف) تابع مقیاس گاوس ، ب) تابع موجک گاوس

آنچه که تا اینجا توضیح داده شد تحلیل چند وضوحی برای موجک‌های متعامد و یک بعدی بود. البته بسط این روش برای موجک‌های چند بعدی نیز میسر است (Mallat, 1989; Daubechies, 1992). همانطور که توضیح داده شد، شبکه‌های عصبی موجکی یک شبکه تک لایه است که توابع پایه آن را موجک تشکیل می‌دهند. در تحلیل چندوضوحی، اولین تقریب توسط توابع مقیاس در وضوح $m = 0$، به صورت زیر بدست می‌آید:

$$\mathbf{F_0(X)} = \sum_{m=-\infty}^{m=0} a_{0,k}\,\varphi_{0,k}(\mathbf{X}) \qquad (٦)$$

جهت دسترسی به تقریب بهتر، تعدادی توابع موجک با وضوح بالاتر، طبق رابطه زیر به تقریب قبلی اضافه می‌شود.

$$\mathbf{F}_{m-1}(\mathbf{X}) = \mathbf{F}_m(\mathbf{X}) + \sum_{j=-\infty}^{+\infty} d_{m,j}\psi_{m,j}(\mathbf{X}),\ j \in Z \qquad (۷)$$

که $\mathbf{F}_m$(تقریب محاسبه شده از قبل) معلوم می‌باشد. این روند تا جایی ادامه پیدا می‌کند که تابع $\mathbf{F(X)}$ با دقت

1. Haar

مطلوب، تخمین زده شود. در حقیقت هدف از آموزش شبکه، تعیین ضرائب $a_{0,k}$ و $d_{m,k}$ در رابطه (٤) است. می‌توان فرض کرد که در هر مرحله، $\mathbf{F}$ تخمینی از $\mathbf{F}_m$ است و معادله (۷) را به صورت زیر بازنویسی کرد:

$$\mathbf{F}_m^*(\mathbf{X}) = \sum_k c_{m,k}\,\theta_{m,k}(\mathbf{X}) \qquad (۸)$$

در اینجا توابع مقیاس و موجک‌ها با نماد $\theta(\mathbf{X})$ و ضرائب a و d در رابطه (٤) با ضریب کلی c نشان داده شده است. می‌توان فرمول‌بندی (۸) را به صورت ماتریسی نوشت:

$$\mathbf{F}^*(\mathbf{X}) = \mathbf{AC} \qquad (۹)$$

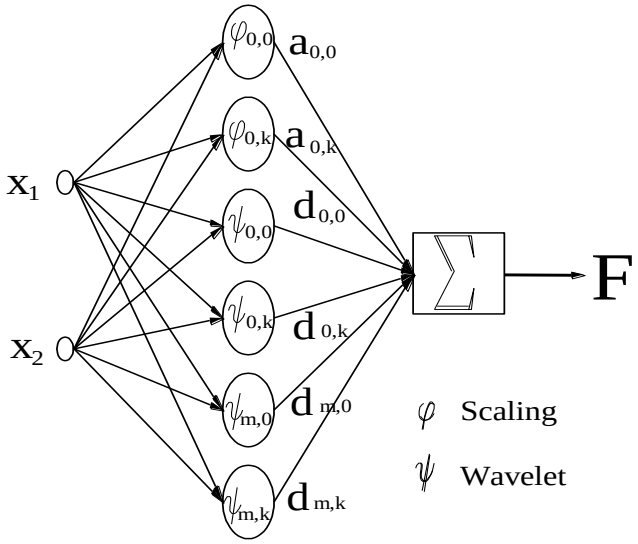
که:

$$\mathbf{F}^* = \begin{bmatrix} \mathbf{F}^*(x_1) \\ \mathbf{F}^*(x_2) \\ \vdots \\ \mathbf{F}^*(x_n) \end{bmatrix}, \mathbf{A} = \begin{bmatrix} \theta_1(x_1) & \cdots & \theta_k(x_1) \\ \vdots & & \vdots \\ \theta_1(x_n) & \cdots & \theta_k(x_n) \end{bmatrix} \mathbf{c} = \begin{bmatrix} c_1 \\ c_2 \\ \vdots \\ c_k \end{bmatrix} \qquad (۱۰)$$

وحل معادله (۹) به صورت زیر می‌باشد:

$$\mathbf{C} = ((\mathbf{A}^{\mathbf{T}}\mathbf{A})^{-1}\mathbf{A}^{\mathbf{T}})\mathbf{F}^* = \mathbf{A}^{+}\mathbf{F}^* \qquad (۱۱)$$

از آنجایی که ممکن است ماتریس $\mathbf{A}$ مربعی نباشد برای بدست آوردن بردار $\mathbf{C}$ از $\mathbf{A}^+$ که شبه معکوس ماتریس $\mathbf{A}$ است، استفاده می‌شود. با استفاده از رابطه (۱۱)، ضرائب به سرعت و بدون استفاده از یک روش تکراری محاسبه می‌گردند. شکل (٤) ساختار شبکه موجکی را نشان می‌دهد.

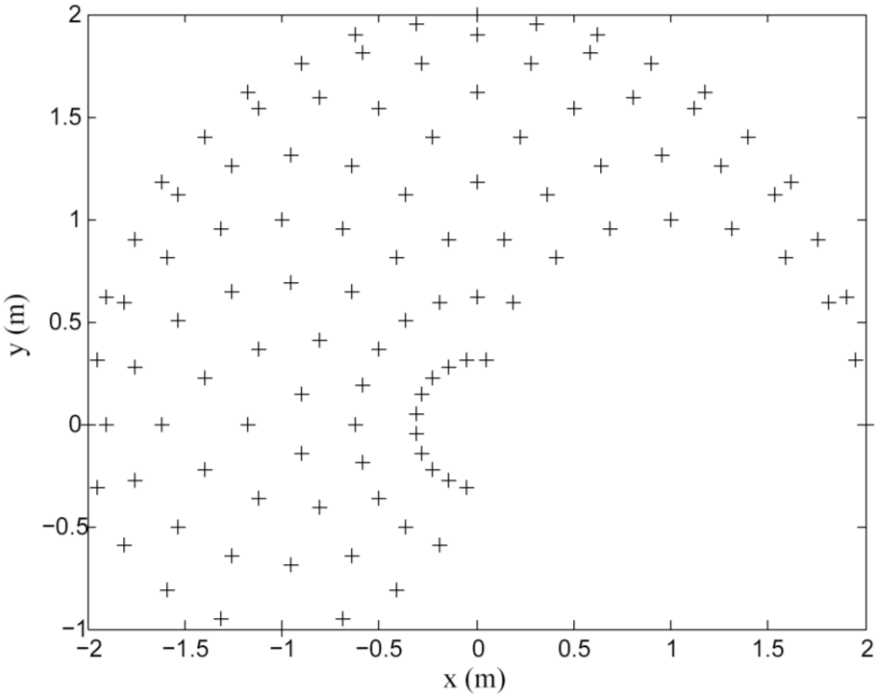


شکل ٤– ساختار یک شبکه عصبی موجکی

از مزایای شبکه عصبی موجکی، بکارگیری آسان این شبکه، افزایش سرعت آموزش شبکه بدلیل استفاده از الگوریتم غیر تکرار شونده در ساختار آن است.

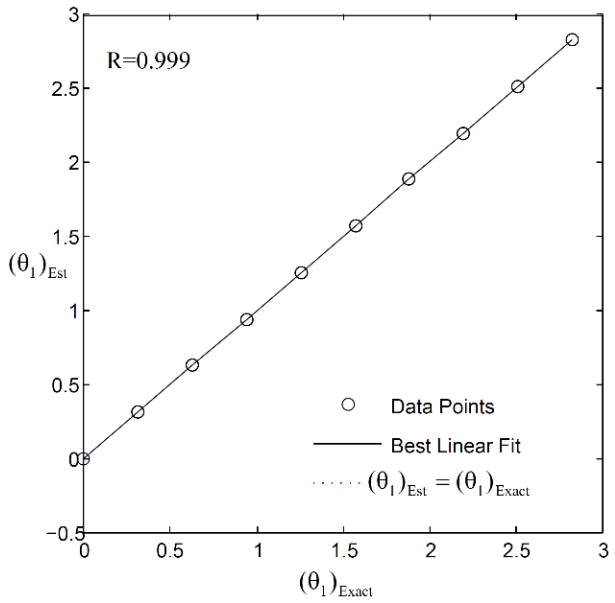
نتایج و بحث

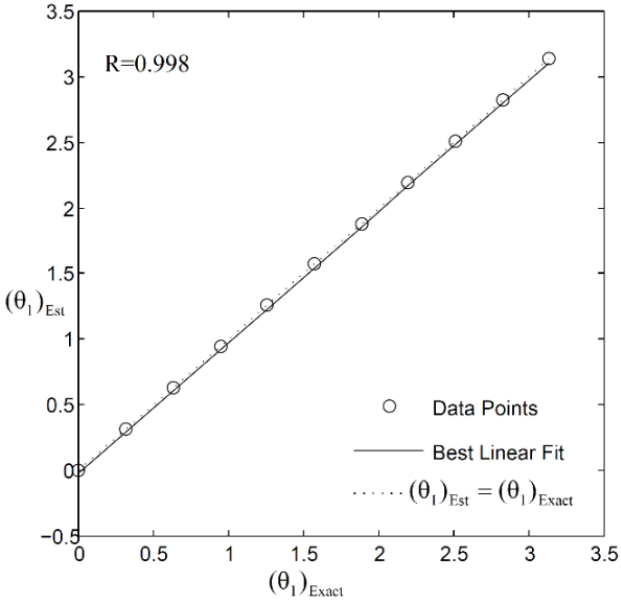
برای نشان دادن کارآیی شبکه عصبی موجکی، یک مثال عددی جهت حل سینماتیک وارون روبات دو درجه آزادی ارائه شده است. مطابق شکل (۱)، طول هر دو بازوی روبات، یک متر در نظر گرفته شده است. داده‌های مورد نیاز برای آموزش شبکه از روابط (۱) فراهم شده‌اند. محدوده زوایای مفصلی در این مقاله برای θ_1 بین صفر تا ۱۸۰ (π رادیان) و برای θ_2 بین صفر تا ۱٦۲ ($9\pi/10$ رادیان) درجه در نظر گرفته شدند. با توجه به روابط (۱) محدوده کاری روبات (نقاطی که انتهای روبات به آنجا دسترسی دارد.) مطابق شکل (۵) بدست می‌آید.



شکل ۵- فضای کاری روبات دوبازویی

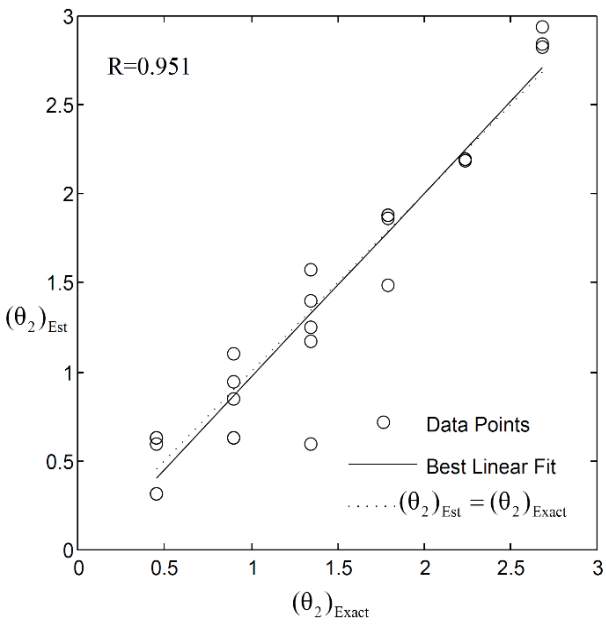
جهت آموزش شبکه برای تحلیل پارامترهای θ_1 و θ_2 از توابع موجکی هاآر و گاوسی استفاده شد. شکل‌های (٦) و (۷) به ترتیب رگراسیون مقادیر θ_1 و θ_2 را پس از تربیت شبکه با تابع موجکی هاآر نشان می‌دهند.

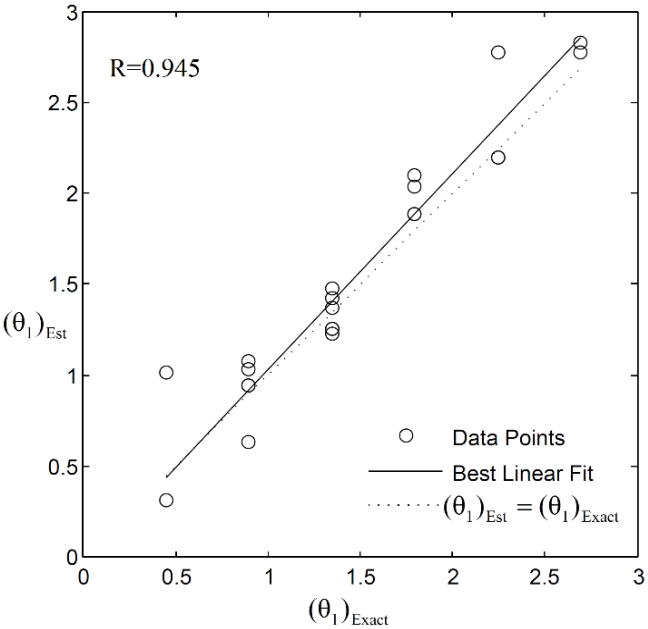




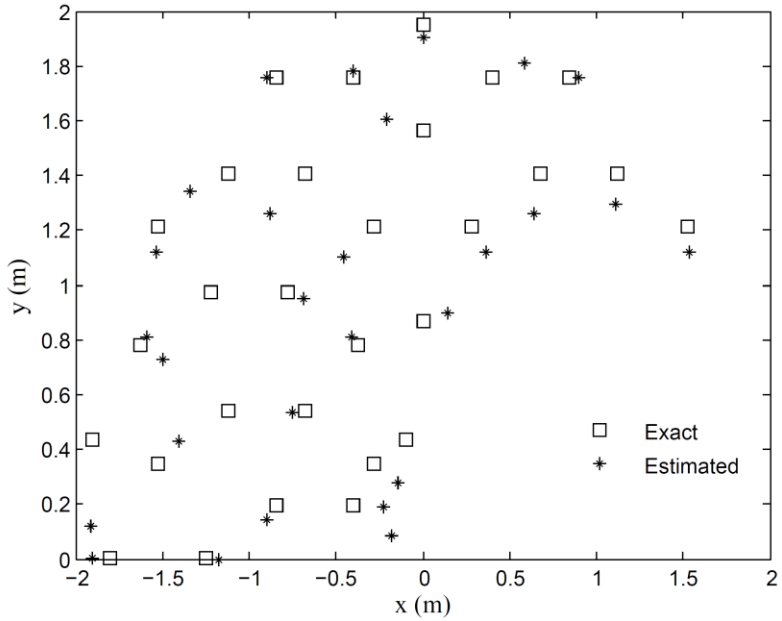
شکل ٦-تحلیل رگراسیون θ_1-تربیت شبکه عصبی با تابع هاآر شکل۷- تحلیل رگراسیون θ_2 -تربیت شبکه عصبی با تابع هاآر

زوایای θ_1 و θ_2 به ترتیب در وضوح هفتم و پنجم بدست آمدند. بعد از آموزش شبکه، تعدادی داده جدید که قبلاً در آموزش شبکه بکار نرفته‌اند برای آزمایش تعمیم‌پذیری شبکه، فراهم شد. شکل‌های (۸) و (۹) به ترتیب رگراسیون مقادیر θ_1 و θ_2 را جهت بررسی تعمیم‌پذیری شبکه نشان می‌دهند. در شکل (۱۰) برای درک بهتر از عملکرد شبکه، تعمیم‌پذیری شبکه برای فضای کاری نشان داده شده است. نقاط واقعی با علامت مربعی شکل و نقاط حاصل از آموزش شبکه با علامت "*" نشان داده شده است.



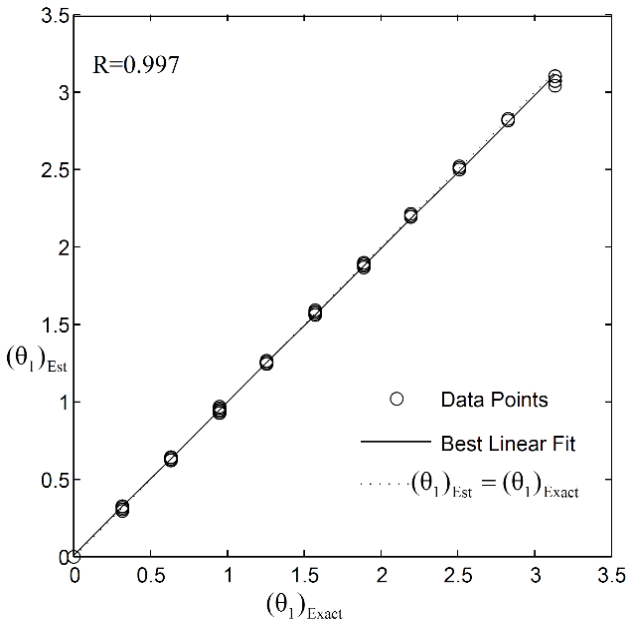


شکل ۸- تحلیل رگراسیون θ_1 - تعمیم‌پذیری شبکه با تابع هاآر شکل ۹- تحلیل رگراسیون θ_2 - تعمیم‌پذیری شبکه با تابع هاآر

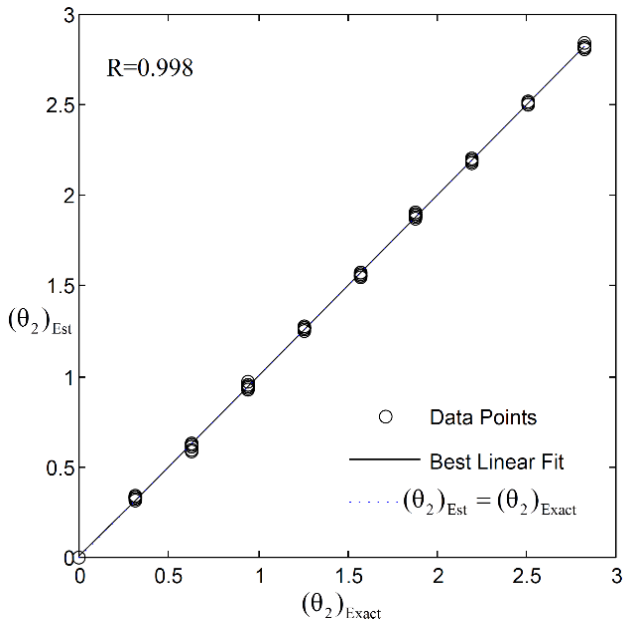


شکل ۱۰- تعمیم‌پذیری شبکه عصبی موجکی با تابع هاآر

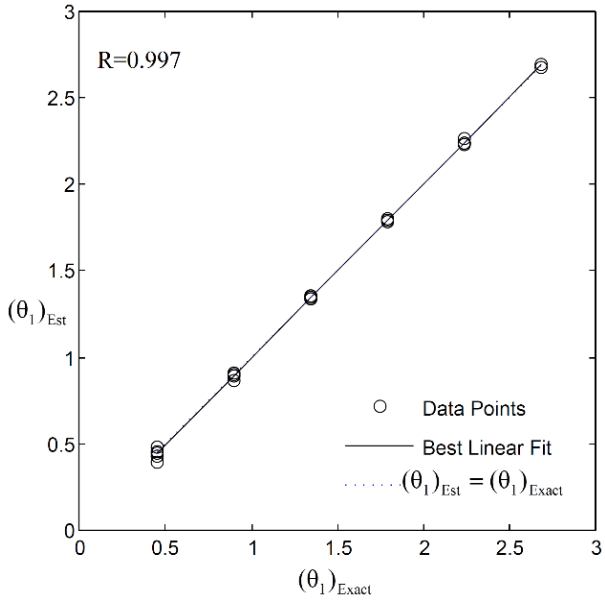
در مرحله بعد برای تعیین مقادیر θ_1 و θ_2 در آموزش شبکه از تابع گوسی استفاده شد. با انجام محاسبات، زوایای θ_1 و θ_2 در وضوح سوم بدست آمدند. شکل‌های (۱۱)، (۱۲)، (۱۳) و (۱٤) رگراسیون مقادیر θ_1 و θ_2 را بعد از آموزش شبکه و تعمیم‌پذیری شبکه نشان می‌دهند. در شکل (۱۵) تعمیم‌پذیری شبکه برای فضای کاری، نشان داده شده است.



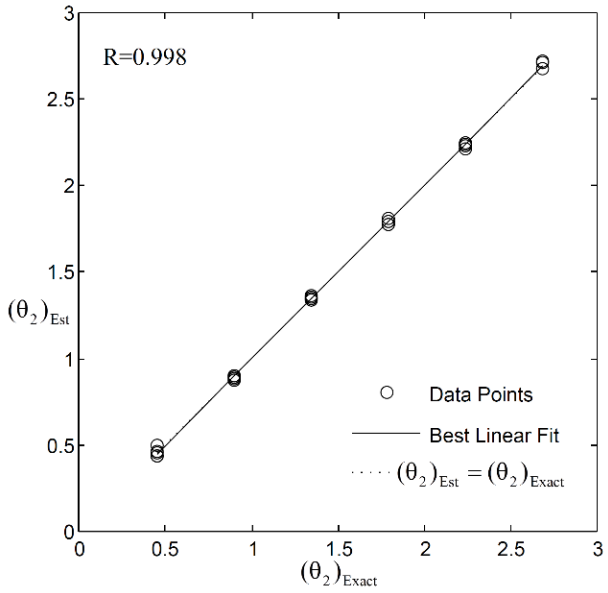
شکل۱۱-تحلیل رگراسیون θ_1 -تربیت شبکه عصبی با تابع گوس



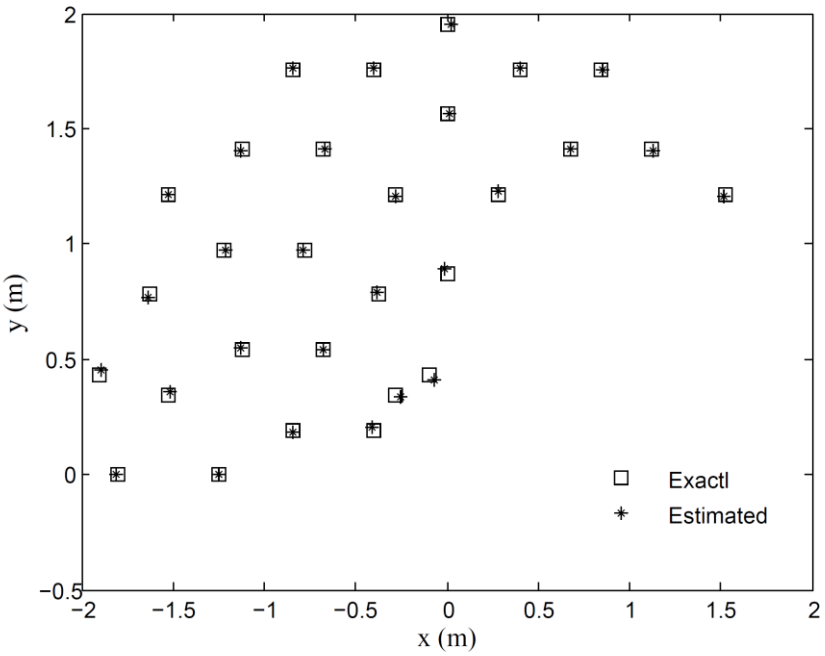
شکل۱۲-تحلیل رگراسیون θ_2 -تربیت شبکه عصبی با تابع گوس



شکل۱۳-تحلیل رگراسیون θ_1-تعمیم‌پذیری شبکه با تابع گوس



شکل۱٤-تحلیل رگراسیون θ_2-تعمیم‌پذیری شبکه با تابع گوس

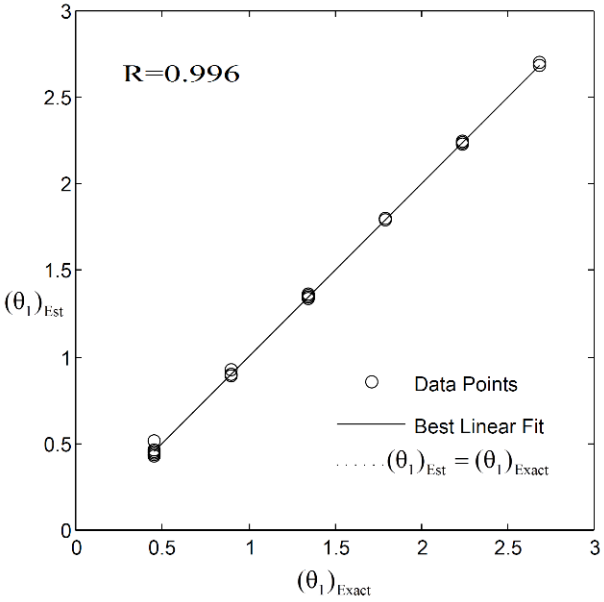


شکل ۱۵- تعمیم‌پذیری شبکه عصبی موجکی با تابع گوس

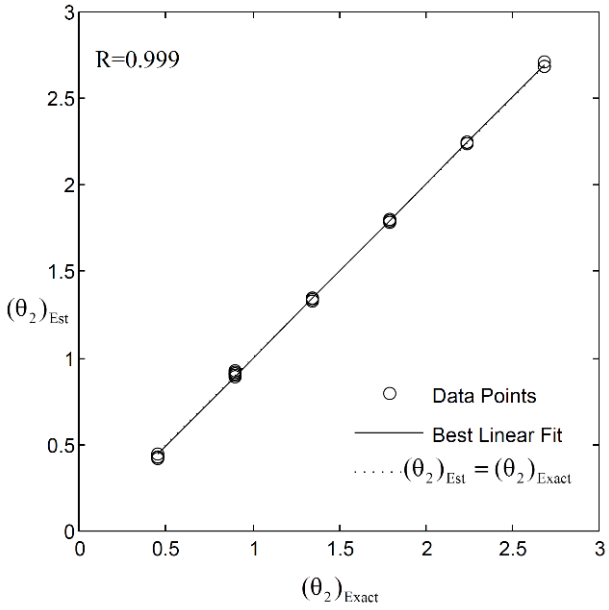
همانطور که از شکل‌های (۱۳)، (۱٤) و (۱۵) مشاهده می‌شود، نتایج حاصل از شبکه عصبی موجکی با تابع گوسی از دقت بیشتری نسبت به تابع هاآر برخوردار است. همچنین با توجه به وضوح مورد نیاز برای محاسبات، حجم محاسبات در مورد شبکه عصبی با تابع گوسی نسبت به تابع هاآر کمتر است.

مقایسه شبکه موجکی با شبکه انتشاربرگشتی

حل سینماتیک وارون روبات‌های دو بازویی با استفاده از شبکه عصبی انتشار برگشتی توسط طاهر و نعمت‌اللهی بدست آمد [۵]. حال جهت مقایسه شبکه انتشاربرگشتی و شبکه عصبی پیشنهادی در این مقاله، نتایج حاصل از تعمیم‌پذیری شبکه عصبی انتشاربرگشتی برای پارامتر θ_1 و θ_2 در شکل‌های (۱٦) و (۱۷) آورده شده‌اند. شبکه انتشار برگشتی با یک لایه مخفی و تعداد ۲۰ نرون بعد از سعی و خطاهای زیاد و آزمایش تعمیم‌پذیری تربیت شده است. در ضمن جهت آموزش شبکه از تابع انتقال سیگموئیدی و الگوریتم لونبرگ – مارکوارت استفاده شده است.



شکل۱٦- تحلیل رگراسیون θ_1 - تعمیم‌پذیری شبکه انتشاربرگشتی



شکل۱۷- تحلیل رگراسیون θ_2 - تعمیم‌پذیری شبکه انتشاربرگشتی

تحلیل رگراسیون انجام شده نشان می‌دهد که شبکه انتشاربرگشتی از دقت بالایی برخوردار است. به دلیل اینکه شبکه عصبی موجکی برخلاف شبکه عصبی انتشاربرگشتی از روش تکراری جهت آموزش استفاده نمی‌کند، بنابراین زمان آموزش شبکه تا حد قابل ملاحظه‌ای نسبت به شبکه انتشار برگشتی بهبود می‌یابد. برای این منظور از یک کامپیوتر با مشخصات (RAM 1.00GB, Dual CPU 2.00GHZ) استفاده گردید و مشخص گردید که زمان آموزش شبکه عصبی موجکی نسبت به شبکه عصبی انتشاربرگشتی از 88.922 ثانیه به 2.469 ثانیه کاهش می‌یابد. یعنی سرعت محاسبات مسأله سینماتیک وارون، با استفاده از شبکه موجکی حدود ٤۰ برابر شبکه عصبی انتشاربرگشتی است.

نتیجه‌گیری

در این مقاله با استفاده از یک روش جدید به حل سینماتیک وارون روبات دو بازویی پرداخته شد. برای تسریع در انجام محاسبات مربوط به سینماتیک وارون و افزایش دقت محاسباتی از شبکه عصبی استفاده گردید. در این روش، شبکه عصبی جدیدی ارائه شد. این شبکه بر اساس توابع موجک است و بدلیل ساختار غیر تکراری که در الگوریتم آموزش آن وجود دارد از سرعت بالایی برخوردار است. ابتدا مدل‌سازی سینماتیک بازوی مکانیکی روبات انجام شد و سپس با استفاده از حل مسأله روبجلو، داده‌های مورد نیاز برای آموزش شبکه عصبی موجکی بدست آمدند. نتایج بدست آمده نشان می‌دهند که شبکه عصبی پیشنهادی از دقت مناسب و سرعت بالا در محاسبات برخوردار است.

منابع و مآخذ

۱. طاهر، ع. نعمت اللهی، م. ۱۳۸٤. حل سینماتیک معکوس روباتهای دو بازویی توسط شبکه های عصبی. سیزدهمین کنفرانس سالانه مهندسی مکانیک، اصفهان، دانشگاه صنعتی اصفهان.

2. Alavandar, S. & Nigam, M. J. 2008. Inverse Kinematics Solution of 3DOF Planar Robot Using ANFIS. Int. J. of Comput. Commun. Control. Vol. 3, pp. 150-155.
3. Bakshi, B. R. & Stephanopoulos, G. 1993. Wave-Net: A Multiresolution, Hierarchical Neural Network with Localised Learning. J. Aiche., Vol. 39, No. 10, pp. 57–81.
4. Daubechies, I.1992. Ten Lectures on Wavelets, SIAM, Philadelphia, Pennsylvania.
5. Duarte, F. B. M. & Machado, J. A. T. 1998. Kinematic optimization of redundant and hyper-redundant robot trajectories, ICECS'98-5th IEEE Int. Conf. Elect., Circuits. Sys. , Vol. 2, pp. 7-10.
6. Hayawi, M. J. 2011. Analytical Inverse Kinematics Algorithm of a 5-DOF Robot Arm. J. Educ. Coll., vol. 1, No. 4.
7. Jha, P. Biswal, B. B. & Sahu, O. P. 2014. Intelligent Computation of Inverse Kinematics of a 5-dof Manipulator Using MLPNN. Adv. Auton. Robot. Sys. Vol. 8717, pp. 243-250.
8. Köker, R. 2013. A Genetic Algorithm Approach to a Neural-Network-Based Inverse Kinematics Solution of Robotic Manipulators Based on Error Minimization. Elsevier. Science. Inc., Vol. 222, pp. 528-543.
9. Koker, R. Cemil, O. Cakar, T. & Ekiz, H. 2004. A study of neural network based inverse kinematics solution for a three-joint robot. Robot. Auton. Syst., Vol. 49, pp. 227-234.
10. Mallat, S. G. 1989. A Theory for Multiresolution Signal Decomposition: the Wavelet Representation. IEEE T. Pattern. Anal., Vol. 11, No. 7, pp. 674 – 693.
11. Manocha, D. & Canny, J. F. 1994. Efficient Inverse Kinematics for General 6R Manipulators. IEEE Trans. Robot. Automat. vol. 10, pp. 648—657.
12. Tsai, L. W. & Morgan, A. P. 1985. Solving the Kinematics of the Most General Six- and Five Degree-of-Freedom Manipulators by Continuation Methods. ASME J. Mech. Transm. Autom. Des. Vol. 107, pp. 189-200.
13. Ueberle, M. Mock, N. & Buss, M. 2007. Design, control, and evaluation of a hyper-redundant haptic device. Spinger. Tr. Adv. Robotics., Vol. 31, pp. 25-44.

Inverse kinematic solution of 2-DOF robot using wavelet-based neural network

Abstract

Inverse kinematics is needed to Control and configuration determination of robots. In this paper an efficient method is presented for solving the inverse kinematics of a serial manipulators with revolute joints. In the robotic science, there are two types of kinematics. In the forward kinematics, knowing the joint parameters, position and orientation of the end effector robot can be determined using a simple calculations. In the inverse kinematics, the joint parameters must be determined using the position and the orientation of the end effector robot, which is more complex than the forward kinematics. This concept is important in the case of robots, which is contained more degree of freedom (DOF). Since the time parameter plays an important role in the design and control of robots, so the neural networks (NNs) are used to decrease the computation time of the inverse kinematic of robots. In this paper, a new NN based on wavelets is used to achieve the proper accuracy while reducing the computation time. The joints degree and the end effector position are required data for NN training. The NNs is used as a powerful tool to determine the relation between the joints degree and the end effector position. To show the efficiency of the proposed method, inverse kinematics of 2-DOF is carried out. Simulation results show that through the application of this network, the learning time is significantly reduced in comparison to the conventional NNs, such as back propagation type networks.

Keywords: Robotics, Inverse kinematics, Neural networks, Wavelet, 2Dof robot