



دانشگاه صنعتی امیرکبیر
(پلی تکنیک تهران)

سال چهل و پنج، شماره ۲، زمستان ۱۳۹۲، صفحه ۸۷ تا ۱۰۴
Vol. 45, No. 2, winter 2013, pp. 87-104



نشریه علمی - پژوهشی امیرکبیر (مهندسی مکانیک)
Amirkabir Journal of Science & Research (Mechanical Engineering)
(AJSR - ME)

بررسی، آزمایش و بهبود عملکرد عملگر میکرونی در سنگ زنی دقیق بکمک شبکه عصبی

محمد فضلی^۱، سید مهدی رضاعی^{۲*}، محمد زارعی نژاد^۳

۱- کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی مکانیک، دانشگاه صنعتی امیرکبیر

۲- استاد، دانشکده مهندسی مکانیک، دانشگاه صنعتی امیرکبیر

۳- استادیار، پژوهشکده فناوریهای نو، دانشگاه صنعتی امیرکبیر

(دریافت ۱۳۸۹/۱۲/۱۷، پذیرش ۱۳۹۲/۱۰/۲۳)

چکیده

فرایند سنگ زنی دقیق قطعات با هندسه ی متغیر و یا قطعات فرم دار ظریف، نیازمند موقعیت دهی دقیق و سریع میز قطعه کار در حین فرایند ماشینکاری است. در بحث درسینگ چرخ سنگ های فوق ساینده نیز به موقعیت دهی میکرونی الماس روی چرخ سنگ نیاز است. عملگرهای پیزوالکتریک یکی از رایج ترین انواع عملگرها برای سیستم های موقعیت دهی میکرونی هستند. کنترل دقیق این عملگرها در شرایط مختلف محیطی و عملیاتی بدون مدل سازی هیستریزس امکان پذیر نخواهد بود. در تحقیقاتی که تاکنون از شبکه عصبی بدین منظور استفاده نموده اند، اثر نیروی وارد بر عملگر روی هیستریزس مورد توجه واقع نشده است که این امر می تواند، خطای مدل سازی را افزایش دهد. در این مقاله از شبکه عصبی برای مدل سازی معکوس هیستریزس عملگرهای پیزوالکتریک استفاده شد و اثرات نیروی دینامیک وارد بر آنها مورد توجه قرار گرفت. از این طرح بعنوان کنترلر در یک مسیر جلوسو در کنار عملگر استفاده شد تا رابطه ی ورودی و خروجی خطی شود. در ادامه با استفاده از کنترلرهای حلقه بسته پی آی دی و انتخاب ضرایب مناسب برای آنها، بیشترین خطای کمتر از ۲ درصد بدست آمد.

کلمات کلیدی

پیزوالکتریک، شبکه عصبی، هیستریزس، جبران ساز.

* نویسنده مسئول وعهده دار مکاتبات Email: smrezaei@aut.ac.ir

۱- مقدمه

در سال‌های اخیر، توسعه صنایعی چون مکترونیک و ارتباطات از راه دور سبب رشد سریع استفاده از مواد تردی مانند سیلیکون، کارباید سینتر شده، سرامیک‌ها و شیشه‌های اپتیکی و همچنین نیاز به ساخت قطعات با صافی سطح بسیار بالا و کیفیت سطح آینه‌ای از این مواد ترد شده است.

برای رسیدن به دقت بالا و کیفیت سطح آینه‌ای، باید از عملیات‌های سنگ‌زنی دقیق با چرخ‌سنگ‌های فوق‌ساینده و همچنین میزهای موقعیت‌دهی میکرونی قطعه کار (مثل عملگرهای پیزوالکتریک) استفاده شود؛ چراکه در این موارد باید عمق سنگ‌زنی در حد میکرون باشد.

نیروی سنگ‌زنی اعمالی روی دانه‌های ساینده، سبب ایجاد ناحیه‌ی تنش می‌شود. اگر اندازه این ناحیه از حدی بیشتر شود، گسترش ترک‌ها اتفاق خواهد افتاد که به آن ناحیه‌ی تنش بحرانی گفته می‌شود. حالت تغییر شکل در قطعه کار حین فرایند سنگ‌زنی، به اندازه ناحیه تنش (متناسب با نیروی سنگ‌زنی و عمق سنگ‌زنی) و ابعاد عیوب کریستالی ماده قطعه کار بستگی دارد.

اگر ناحیه تنش در نتیجه عمق سنگ‌زنی بسیار کم، از متوسط اندازه‌ی عیوب کوچکتر باشد، جدایش مواد از قطعه کار بصورت تغییر شکل پلاستیک از راه جابجایی نابجایی‌ها اتفاق خواهد افتاد و اگر از متوسط اندازه‌ی عیوب بزرگتر باشد، جدایش مواد از راه شکست ناشی از گسترش ترک‌ها اتفاق خواهد افتاد که نامطلوب بوده و سبب از دست رفتن دقت و کیفیت سطح مطلوب می‌شود. در نتیجه می‌توان با عمق کم سنگ‌زنی (کمتر از عمق بحرانی) که سبب ناحیه‌ی تنش کوچکتر از اندازه‌ی متوسط عیوب کریستالی قطعه کار می‌شود، مواد را بصورت تغییر شکل پلاستیک جدا نمود. مواد سخت‌تر، عمق بحرانی کمتر و مواد با چقرمگی بیشتر عمق بحرانی بیشتر دارند.

از این رو تنظیم عمق سنگ‌زنی در حد میکرون، بخصوص در مواد ترد بسیار مهم و اثرگذار است. به همین دلیل به میزهای موقعیت‌دهی میکرونی نیاز است. عملگرهای پیزوالکتریک یکی از رایج‌ترین انواع عملگرها برای سیستم‌های موقعیت‌دهی میکرونی هستند.

علاوه بر نیاز به موقعیت‌دهی میکرونی در سنگ‌زنی دقیق، بحث درسینگ نیز مطرح است. چرخ سنگ از تعداد زیادی ذرات ساینده که توسط یک چسب و نگهدارنده روی سطح سنگ، نگه داشته شده‌اند تشکیل شده است. عمل براده برداری در حقیقت

توسط همین دانه‌ها یا ذرات ساینده انجام می‌شود و در حقیقت هر یک بصورت یک لبه‌ی برش عمل می‌نمایند. مشابه همه‌ی روش‌های براده‌برداری، در اینجا نیز لبه‌های برشی بتدریج دچار سایش شده و کند می‌شوند. به همین دلیل برای بازیابی خاصیت ساینده‌ی چرخ سنگ باید عملی بنام درسینگ انجام شود. در عملیات درسینگ، ذرات ساینده تیز و جدید در سطح سنگ ظاهر می‌شود. این کار از راه شکستن دانه‌های کند شده و یا جدا نمودن آنها و ظاهر شدن ذرات جدید از راه زدودن چسب نگهدارنده اتفاق می‌افتد.

برای چرخ سنگ‌های فوق‌ساینده، مانند چرخ سنگ‌های از جنس الماس و سی بی ان، بدلیل سختی فوق‌العاده‌ی ذرات ساینده و مقاومت بالای زمینه فلزی سنگ و جلوگیری از صدمه دیدن ابزار درسینگ، باید درسینگ از نوع ظریف یا نرم انجام شود. به همین دلیل به تنظیم دقیق عمق برش و موقعیت‌دهی میکرونی الماس یا همان ابزار درسینگ، روی چرخ سنگ نیاز است.

به همین دلیل باید از عملگرهای میکرونی مانند عملگرهای پیزوالکتریک بعنوان موقعیت‌دهنده ابزار درسینگ استفاده شود.

عملگرهای پیزوالکتریک در سیستم‌های موقعیت‌دهی میکرونی و مونتاژهای بسیار دقیق بطور گسترده استفاده می‌شوند. به هر حال یکی از اشکالات این عملگرها وجود پدیده‌ی هیستریزیس در آنها است. هیستریزیس در حقیقت یک نگاشت چند مقداره از ورودی به خروجی است و به همین دلیل در بحث کنترل این عملگرها چالش مهمی ایجاد می‌نماید. در صورتیکه موضوع هیستریزیس در بحث طراحی کنترل دخالت داده نشود، این موضوع در بیشتر اوقات عملکرد سیستم را بشدت محدود نموده و مشکلاتی از قبیل ایجاد نوسان، خروج از محدوده‌ی مطلوب دقت و غیره ایجاد نموده و حتی می‌تواند سبب ناپایداری سیستم شود. از این رو، لازم است مدلی یافت شود که بتواند رفتار هیستریزیس را نشان دهد و طبق آن کنترلی طراحی شود تا اثرات مخرب هیستریزیس را حذف نماید. این مدل باید اثرات عوامل محیطی مانند نیرو و همچنین عواملی مانند تغییرات فرکانس ورودی بر خروجی را بدرستی شناسایی نماید. برای مواجهه با هیستریزیس، شیوه‌های مختلفی وجود دارد و انواع مختلف کنترلهای قابل استفاده است؛ در این میان استفاده از طرح معکوس هیستریزیس در یک مسیر جلوسو در کنار عملگر هیستریزیس‌دار برای جبران اثرات هیستریزیس، بیش از سایر روش‌ها مورد توجه محققین بوده است. در این مقاله نیز از این روش استفاده خواهد شد. در هر حال در ابتدا باید رفتار

هیستریزی عملگر طراحی شود. در دهه‌های اخیر مدل‌های ریاضی مختلفی برای طراحی هیستریزی ارائه شده‌اند. در استفاده از این روش‌ها موانعی وجود دارد. دقت ناکافی مدل‌های ریاضی استفاده شده در مدل‌سازی وضعیت‌های غیرخطی هیستریزی، برای استفاده در برخی کاربردهای دقیق و همچنین پیچیدگی زیاد برخی از مدل‌ها، بطوریکه مدل معکوس آنها قابل دستیابی نیست، سبب گرایش محققان به روش‌های مدل‌سازی جایگزین، مانند روش‌های برپایه شبکه عصبی شده است؛ با استفاده از این روش می‌توان به دقت تقریب بالایی دست یافت. چراکه شبکه‌های عصبی قادر به تقریب هر تابع پیوسته‌ی غیرخطی با دقت دلخواه هستند، البته به شرطی که تعداد متغیرهای شبکه کافی باشد.

با توجه به موارد یاد شده، در این مقاله، برای عملگر پیزوالکتریک که دارای سیستم دینامیک غیرخطی از نوع هیستریزی است، یک جبران‌ساز هیستریزی بر پایه‌ی شبکه عصبی ارائه شده است. بدین منظور، نوع خاصی از شبکه‌های عصبی جلوسو با نام شبکه‌های عصبی جلوسوی زمانی، به همراه الگوریتم تعلیم پس انتشار خطای اصلاح شده برای ساختار این شبکه، استفاده شده است. در تحقیقاتی که تاکنون از شبکه عصبی بدین منظور استفاده نموده‌اند، اثر نیروی وارد بر عملگر روی هیستریزی مورد توجه واقع نشده است که این امر می‌تواند، خطای مدلسازی را بسیار افزایش دهد. بخصوص زمانی که از عملگر پیزوالکتریک در ماشین‌کاری و سنگ‌زنی دقیق که عملگر تحت بارهای دینامیک است استفاده می‌شود، نادیده گرفتن این عامل بسیار مشکل‌ساز خواهد شد.

به‌همین دلیل در این مقاله از شبکه عصبی برای مدلسازی معکوس هیستریزی برای عملگرهای پیزوالکتریک استفاده خواهد شد و بطور جدی به اثرات نیروی دینامیک وارد بر عملگر روی هیستریزی اهمیت داده می‌شود.

پس از حذف بخش اصلی اثرات هیستریزی توسط مدل شبکه عصبی جبران‌ساز هیستریزی، برای بهبود نتایج از کنترل‌های پس‌خورده با ضرایب مناسب استفاده شده است.

در پایان نیز نتایج آزمایش‌های عملی استفاده از این سیستم در مسیریابی امواج سینوسی ساده و همچنین امواج پیچیده با دامنه و فرکانس چندگانه برای اطمینان از عملکرد آن ارائه شده است.

۲- مروری بر مطالعات انجام شده

در دهه‌های اخیر طرح‌های مختلفی برای طراحی هیستریزی

ارائه شده‌اند مانند پریساچ (۱۹۹۱ و ۱۹۹۷) [۲]، کی‌پی‌هیسترون (۱۹۸۹) [۳]، پی‌آی (۲۰۰۳) [۴] و بوک-ون (۱۹۸۶) [۵]. در بین این طرح‌ها، طرح پریساچ، بدلیل اینکه ویژگی‌های پدیده‌ی هیستریزی را بصورت قابل فهم و با عبارات ریاضی ساده در بردارد، بیش از همه مورد توجه بوده است و برای طراحی هیستریزی در موادی مانند سرامیک‌های پیزو و آلیاژهای حافظه‌دار استفاده شده است. با این وجود مشکل این روش این است که برای تنظیم عوامل بصورت برخط جهت تطابق با شرایط محیطی و عملیاتی مناسب نیست. علاوه بر این مشکل دیگر این طرح آنست که تعیین مقادیر تابع توزیع آن مشکل است.

اخیراً شبکه‌های عصبی مصنوعی برای طراحی هیستریزی استفاده شده‌اند.

برای مثال عدلی و عبدالحفیظ (۱۹۹۸)، یک طرح با کمک شبکه عصبی ارائه نموده‌اند [۶]. در طرح آنها روش پریساچ مورد استفاده قرار گرفته است. در روش پریساچ یکسری عامل وجود دارد که مقدار آنها به ازای هر ورودی پس از ضرب شدن در یک تابع وزنی با هم جمع شده و خروجی را تولید می‌نمایند. در این مدل از شبکه عصبی برای تعیین تابع وزنی یاد شده استفاده شده است.

سرپیگو و ویسون (۱۹۹۸)، یک مدل هیستریزی بر پایه شبکه عصبی جلوسو ارائه نموده‌اند [۷]. این مدل از ترکیب دو بلوک تشکیل شده که بلوک اول حافظه‌دار بوده و از یکسری اپراتور محرک تشکیل شده و بلوک دوم یک تابع بدون حافظه است که با شبکه‌ای جلوسو تقریب زده می‌شود؛ طرح‌های یاد شده در طراحی هیستریزی کارآمد هستند ولی مشکلات همچنان وجود دارند و پیاده‌سازی این مدل‌ها برای استفاده در کنترلرها بسیار پیچیده است.

توسط لی و تان (۲۰۰۴)، مدل دیگری بر پایه‌ی شبکه عصبی ارائه شده است [۸]. در این مورد، یک عملگر هیستریزی که بوسیله مدل پریساچ تحریک می‌شود، برای تجزیه نمودن نگاشت چند مقدهاره از ورودی به خروجی و تبدیل آن به یک نگاشت یک به یک که قابل یادگیری توسط شبکه باشد استفاده شده است. مشکل مهم این روش نیز پیچیدگی بکارگیری اپراتور هیستریزی یاد شده برای نواحی مرزی نگاشت ورودی به خروجی است که برای کاربردهای مهندسی مناسب نیست.

از فضای ورودی به خروجی که توسط شبکه قابل یادگیری باشد استفاده نموده‌اند [۲۳]. از آنجا که ایجاد طرح معکوس هیستریزیس از روی طرح هیستریزیس بطور مستقیم کاری مشکل و در بعضی مواقع غیرممکن است، از این رو نویسندگان، یک عملگر جدید برای ایجاد مدلی که رفتار معکوس هیستریزیس را طراحی نماید ارائه نموده‌اند.

با وجود نتایج مناسب جبران‌سازی هیستریزیس توسط این روش، همچنان برای استفاده از آن در کاربردهای عملی موانعی وجود دارد. از آنجا که هدف نهایی در این تحقیق استفاده از طراحی معکوس هیستریزیس برای جبران‌سازی هیستریزیس در عملگرهای پیزو الکتریک است، نادیده گرفتن اثر نیروی وارد بر عملگر روی هیستریزیس می‌تواند خطا را بشدت افزایش دهد. زیرا در کاربردهای عملی، عملگر تحت اثر بارهای دینامیک است.

دنگ و تان (۲۰۰۸)، از یک شبکه عصبی بازگشتی قطری با عملگر پس زنی اصلاح شده، بعنوان تابع فعال‌ساز نوروهای لایه‌ی پنهان، برای مدل‌سازی عملگرهای پیزو و هیستریزیس وابسته به نرخ ورودی استفاده نموده‌اند [۲۴]. برتری این روش، استفاده از تابع فعال‌ساز غیر هموار بعنوان تابع فعال‌ساز نوروهای شبکه است. بدلیل شباهت ساختاری این تابع با حلقه‌های هیستریزیس بدلیل غیر هموار بودن، مدل‌سازی با دقت بالایی انجام می‌پذیرد. اما همانطور که گفته شد، برای بدست آوردن گرادیان خطا در مسیر اصلاح وزن‌های شبکه، در نقاط غیر هموار، از یک روش عددی پیچیده استفاده شده است که حجم محاسبات را بسیار افزایش داده و زمانبر می‌سازد. حجم محاسبات زیاد و زمانبر برای کنترل‌های بلادرنگ ایجاد مشکل می‌نماید.

در این روش فقط اثر نرخ ورودی بر هیستریزیس مورد توجه واقع شده است و بدلیل پیچیدگی و حجم بالای محاسبات قادر به دخالت دادن اثر نیرو بر هیستریزیس نیست. پس این روش در حالت نبود نیرو بر روی عملگر با دقت بالایی عمل می‌نماید. ولی در صورتیکه از این روش در کاربردهای واقعی که نیروهای دینامیک بر عملگر وارد می‌شود استفاده شود، دقت نهایی نامناسب خواهد بود. این مقاله با کاهش پیچیدگی طراحی، امکان بررسی اثرات نیروی وارد بر عملگر روی هیستریزیس را فراهم می‌آورد و همچنین بدلیل کاهش حجم محاسبات، برای کنترل‌های بلادرنگ مناسب‌تر است. البته واضح است که خطای طراحی در مقایسه با روش پیچیده‌ی گفته شده بیشتر است. اما در مقابل، تغییرات نیروی وارد بر عملگر در نظر گرفته شده است و در نتیجه در کاربردهای عملی با بارهای دینامیک، در مجموع

برای کنترل سیستم‌های دارای هیستریزیس، معمول‌ترین روش ایجاد یک مدل معکوس هیستریزیس است.

تائو و کوکوتویچ (۱۹۹۵)، یک طرح هیستریزیس پارامتری شده‌ی ساده را ارائه و همین‌طور طرح معکوس هیستریزیس منطبق با آن را نیز شناسایی نموده‌اند [۹]. مشکل این روش آنست که بدلیل ناتوانی طرح هیستریزیس پارامتری در توضیح دقیق هیستریزیس واقعی، مدل معکوس منطبق با آن نیز خطای بالایی را در کنترل ایجاد خواهد نمود.

مواردی که تاکنون بررسی شدند بطور کلی به مبحث مدل‌سازی هیستریزیس پرداخته‌اند. مدل‌سازی هیستریزیس در عملگرهای پیزو الکتریک بطور خاص نیز مورد توجه بوده است.

همانطور که گفته شد، به‌طور معمول هیستریزیس یک رابطه‌ی ناهموار و غیرخطی، وابسته به نرخ تغییرات ورودی و چند مقداره از ورودی به خروجی است. در برخی از روش‌های مدل‌سازی هیستریزیس عملگر پیزو الکتریک، به موضوع وابستگی خروجی به نرخ ورودی توجه نشده است [۱۰ تا ۱۴].

اخیراً روش‌هایی برای مدل‌سازی هیستریزیس با در نظر گرفتن نرخ ورودی ارائه شده است [۱۵ تا ۱۷ و ۱۸ تا ۲۲].

الجنیده و همکاران (۲۰۰۷)، طرح کلی پرنده‌تل-اشلینسکی را برای تشریح خاصیت وابستگی به نرخ هیستریزیس عملگر پیزو، توسعه داده‌اند [۱۸].

انگ و همکاران (۲۰۰۷)، بصورت تجربی رابطه‌ای خطی بین شیب منحنی هیستریزیس و نرخ تغییرات ورودی تعریف نموده و بر این اساس یک مدل اصلاح شده‌ی پرنده‌تل-اشلینسکی، که خاصیت وابستگی به نرخ ورودی را نیز مورد توجه قرار می‌دهد ارائه نموده‌اند [۱۹]. در هر حال این طرح، مشتق‌ناپذیر بودن هیستریزیس در کرانه‌ها را نادیده می‌گیرد.

مراد و هو (۲۰۰۲)، یک طرح پریساج دینامیک معرفی نموده‌اند که از اندازه‌گیری معکوس منحنی‌های مرتبه اول و میانگین تغییرات نرخ ورودی استفاده نموده که این روش برای تعیین توابع وزنی عملگرهای روش پریساج مناسب نیست [۲۰]. علاوه بر آن اثر تغییرات نیرو نیز مورد توجه قرار نگرفته است.

دانگ و تان (۲۰۰۵)، ترکیبی از طرح پریساج اصلاح شده و یک شبکه عصبی بازگشتی قطری برای مدل‌سازی عملگرهای پیزو استفاده نموده‌اند تا اثر نرخ ورودی روی هیستریزیس نیز اعمال شود [۲۱]. ولی مشکل نیرو همچنان پابرجاست.

ژائو و تان (۲۰۰۸)، از یک عملگر هیستریزیک جدید برای توسعه فضای ورودی و تبدیل نگاشت چند مقداره به نگاشت یک به یک

نتایج قابل قبولی از می‌دهد.

در موارد گفته‌شده، بیشتر طراحی هیستریزیس در عملگرهای پیزوالکتریک مورد توجه بوده است که در برخی از آنها وابستگی به نرخ ورودی چشم‌پوشی شده و در موارد دیگر در نظر گرفته شده است. آنچه که در بحث کنترل این عملگرها بیشتر مورد توجه است، یافتن مدل معکوس هیستریزیس است تا با کمک آن اثرات هیستریزیس جبران‌سازی شود. حال آنکه در بیشتر موارد یاد شده مدل معکوس هیستریزیس ارائه نشده است.

مهم‌تر از آن، عامل اثرگذار نیروی وارد بر عملگر است که رابطه‌ی ورودی و خروجی را تحت تاثیر قرار می‌دهد ولی کمتر مورد توجه قرار گرفته است. با توجه به اینکه در کاربردهای مهندسی عملگرهای پیزوالکتریک، عملگر، تحت بارهای دینامیکی قرار دارد و همچنین برای رسیدن به سرعت‌های دلخواه، تغییرات فرکانس ورودی اجتناب‌ناپذیر است، در این مقاله به طراحی هیستریزیس و معکوس آن در این عملگرها، با توجه به اثرات بار و فرکانس ورودی روی آنها پرداخته شده است؛ تا مدل ارائه شده بتواند تغییرات دینامیکی نیروی وارد بر عملگر (که از طرف محیط وارد می‌شود) و همچنین ورودی‌های با فرکانس متغیر را تحمل نموده و بطور قابل قبول به جبران‌سازی هیستریزیس بپردازد.

نکته‌ی قابل توجه دیگر نحوه‌ی تعلیم شبکه‌ها در این تحقیقات است.

در برخی از شبکه‌ها، تعلیم بصورت برخط انجام می‌شود و مرحله‌ی جمع‌آوری داده‌ها حذف شده است که این روش مزایا و معایبی دارد.

مزیت آن اینست که نیازی به انجام مراحل جمع‌آوری و تعلیم جداگانه وجود ندارد و همچنین دامنه تغییرات ولتاژ و فرکانس نامحدود است.

اما عیب بزرگ آن است که با کوچکترین تغییر در شرایط محیطی و یا عملیاتی، خروجی شبکه تا مدتی، نامناسب خواهد بود و این امر در کاربردهای مهندسی می‌تواند بسیار خطرناک باشد. از این رو نمی‌توان از این روش در کاربرد های مهندسی استفاده نمود.

- در برخی دیگر، ابتدا شبکه با داده‌های از پیش جمع‌آوری شده تعلیم می‌بیند و سپس بصورت برخط برای جبران‌سازی استفاده می‌شود. با وجود هزینه بر بودن مرحله‌ی تعلیم، این روش برای کاربردهای مهندسی مناسب‌تر است. چراکه قادر به پاسخ بلادرنگ به هر گونه تغییر در محدوده‌ی تعلیم بوده و می‌تواند

تغییرات محیطی و عملیاتی را فوراً جبران‌سازی نماید.

به همین دلیل در این مقاله از این روش استفاده شده است. زیرا در بسیاری از کاربردهای عملی نیروهای وارد بر عملگر مرتباً تغییر می‌کنند و همچنین تغییرات فرکانس ورودی برای تغییر سرعت عملیات، وجود خواهد داشت و در صورتیکه شبکه‌ی جبران‌ساز نتواند این تغییرات را بطور بلادرنگ، تحمل نماید، ممکن است به قطعه کار در نتیجه‌ی موقعیت‌دهی ناصحیح، صدمه وارد شده و دقت مطلوب حاصل نشود.

۳- شبکه عصبی

شبکه‌های عصبی کاربردهای مختلفی دارند. برای مثال در تولید سخن [۲۵]، تعیین عوامل اثرگذار در کاربردهای صنعتی مانند جوشکاری و ورقکاری [۲۶]، تشخیص بیماری در پزشکی [۲۷] و غیره کاربرد دارند. در مرجع [۲۸] نشان داده شده است که شبکه‌های عصبی جلوسوی متشکل از لایه‌ی ورودی، یک لایه پنهان با تعداد کافی نورون و لایه‌ی خروجی، می‌توانند هر تابع پیوسته‌ای را با دقت بالا مدل نمایند. از اینرو این ساختار شبکه برای این مقاله مناسب به نظر می‌رسد. مقدار خروجی نورون پنهان J ام از رابطه‌ی (۱) بدست می‌آید:

$$V_j = f(U_j) \quad (1)$$

$$U_j = W_{j0} + \sum_{i=1}^N W_{ji} \times X_i \quad (2)$$

که f عبارتست از تابع فعال‌سازی نورون مربوطه، N تعداد گره‌های لایه‌ی ورودی و W وزن اتصالات نورون‌ها است. مقدار خروجی نورون K ام نیز از رابطه‌ی (۳) محاسبه می‌شود:

$$y_k = f\left\{W_{k0} + \sum_{j=1}^J W_{kj} f\left(w_{j0} + \sum_{i=1}^N W_{ji} X_i\right)\right\} \quad (3)$$

در عبارات بالا J ، تعداد نورون‌های پنهان و N تعداد نورون‌های ورودی است. برای استفاده از شبکه‌های عصبی در ابتدا باید شبکه، بوسیله‌ی تعدادی از الگوهای تعلیم آموزش داده شود. این الگوها در حقیقت تعدادی ورودی و خروجی هستند که رابطه‌ی دلخواه بین ورودی و خروجی را به شبکه معرفی می‌نمایند. حین عمل تعلیم متغیرهای شبکه (وزنها)، طی یک الگوریتم تکرار شونده و در جهت کاهش خطای بین خروجی مطلوب و خروجی شبکه در ازای یک ورودی خاص، تغییر می‌یابند و در پایان بهترین مقدار خود را می‌یابند. پس از عمل تعلیم، شبکه در حقیقت رابطه‌ی میان ورودی و خروجی که توسط الگوهای تعلیم

عصبی، نمی‌توان بطور مستقیم از مدل هیستریزیس، مدل معکوس آن را یافت به همین دلیل، برای یافتن مدل معکوس، به تعریف شبکه‌ای جدید و جمع‌آوری دوباره‌ی داده‌ها و تعلیم مجدد آنها نیاز است. بعبارت دیگر شبکه‌ی مدلساز معکوس هیستریزیس از شبکه‌ی مدلساز هیستریزیس کاملاً مستقل است. در نتیجه مراحل زیر باید طی شوند.

۴-۱-۱ طراحی بردارهای ورودی و خروجی

در بیشتر مطالعات انجام شده بر روی مدلسازی هیستریزیس عملگرها و معکوس آنها، وجود نیرو و تغییرات آن نادیده گرفته شده است. در صورتیکه استفاده از این عملگرها در هر کاربرد عملی با اعمال نیروهای دینامیک بر روی آنها همراه خواهد بود. برای مثال اگر در سنگ‌زنی دقیق از این عملگرها استفاده شود، اعمال بار روی عملگر اجتناب‌ناپذیر خواهد بود. از آنجا که یکی از عوامل موثر بر روی خروجی عملگر نیروی وارد بر آن است، نادیده گرفتن این عامل می‌تواند دقت مدلسازی هیستریزیس و طرح معکوس آنرا کاهش داده و خطای پسماند عمل جبران‌سازی را افزایش دهد.

از اینرو در اینجا، مدل‌سازی معکوس هیستریزیس با حضور نیرو را بررسی خواهیم نمود و در پایان جبران‌سازی هیستریزیس با کمک مدل معکوس در شرایط حضور نیروی دینامیک بررسی خواهد شد.

برای تعیین عناصر بردارهای ورودی و خروجی مدل معکوس، بهتر است در ابتدا عناصر بردارهای ورودی و خروجی مدل هیستریزیس بررسی شوند. برای تعیین صحیح عناصر بردار ورودی مدل هیستریزیس، باید عوامل موثر روی مکان عملگر شناسایی شوند. برخی از عواملی که خروجی عملگر را تحت تاثیر قرار می‌دهند عبارتند از:

- ولتاژ در پله‌ی زمانی اخیر

- نرخ تغییر ولتاژ و یا بعبارت دیگر مسیر تغییرات ولتاژ

- نیروی وارد بر عملگر

و غیره

بر این اساس عناصر بردار ورودی را طوری انتخاب می‌نماییم که نمایان‌گر این متغیرها باشند.

$v(k)$: ولتاژ در پله‌ی زمانی اخیر

$v(k-1)$: ولتاژ در پله‌ی زمانی پیشین برای معرفی نرخ

به آن معرفی شده بود را یاد گرفته و به ازای هر ورودی دلخواه، خروجی مربوطه را عمومی سازی می‌کند. یکی از معروف‌ترین الگوریتم‌های یادگیری شبکه، الگوریتم پس انتشار خطاست که در این مقاله نیز از آن استفاده شده است [۲۹].

۴-۲ مدل معکوس هیستریزیس

۴-۱- استفاده از شبکه عصبی برای مدل‌سازی معکوس هیستریزیس در یک عملگر پیزوالکتریک با حضور نیرو

در روش‌های سنتی برای کاهش اثرات هیستریزیس، ایده‌ی مبنا فرموله نمودن طرح ریاضی و سپس یافتن معکوس آن بمنظور جبران اثرات هیستریزیسی است [۳۰-۳۴].

از اینرو در دهه‌های گذشته انواع زیادی از مدل‌های ریاضی هیستریزیس برای طراحی کنترل ایجاد شده و ایجاد یک مدل عمومی با قابلیت نمایش دقیق پدیده‌های هیستریزیسی مختلف یکی از موضوعات مورد علاقه در این زمینه در سال‌های اخیر بوده است.

همواره در مواجهه با برخی سامانه‌های هیستریزیسی با استفاده از روش‌های سنتی، مشکلاتی رخ می‌دهد. برخی از این مشکلات عبارتند از:

- عدم دستیابی به مدل‌های ریاضی برای غیرخطی بودن هیستریزیسی.

- عدم دقت کافی مدل‌های ریاضی استفاده شده در مدل‌سازی غیرخطی بودن هیستریزیسی برای استفاده در برخی کاربردهای دقیق.

- پیچیدگی زیاد برخی از مدل‌ها بطوریکه مدل معکوس آنها قابل دستیابی نیست.

بر این اساس آنچه در بحث کنترل سیستم‌های دارای هیستریزیس برای جبران هیستریزیس و کاهش اثرات مخرب آن اهمیت دارد یافتن مدل معکوس هیستریزیس است.

اگر مدلسازی هیستریزیس بصورت ریاضی انجام شده باشد، مدل معکوس با استفاده از روابط ریاضی و از روی مدل هیستریزیس بدست می‌آید که بدلیل پیچیدگی زیاد برخی از مدل‌های ریاضی شبیه‌ساز هیستریزیس، معکوس‌گیری یا غیر ممکن بوده و یا بسیار پیچیده خواهد بود.

همان‌طور که می‌دانیم در مدل‌سازی با روش‌هایی مانند شبکه

تغییرات ولتاژ ورودی به شبکه

۴-۱-۲- طراحی ساختمان شبکه

تعداد نورون‌های لایه‌ی ورودی عبارتست از تعداد متغیرهای تابع یا ورودی‌های سیستم، و تعداد نورون‌های لایه‌ی خروجی، خروجی تابع و یا خروجی سامانه است. از این‌رو در اینجا سه نورون ورودی و یک نورون خروجی داریم.

حال باید تعداد لایه‌های پنهان شبکه را مشخص نماییم. محققان ثابت نموده‌اند که شبکه‌های عصبی جلوسو تنها با یک لایه‌ی پنهان قادر به تقریب هر تابع پیوسته غیر خطی با دقت دلخواه هستند؛ البته به شرطی که تعداد متغیرهای شبکه کافی باشد و یا بعبارت دیگر تعداد نورون‌های لایه‌ی پنهان به‌درستی انتخاب شده باشند [۳۵ و ۳۶].

در نتیجه برای شبکه‌ی مورد نظر تنها یک لایه‌ی پنهان کافی است. اما موضوع مهم در اینجا تعداد نورون‌های لایه‌ی پنهان می‌باشد.

تعداد نورون‌های پنهان در عملکرد شبکه بسیار تاثیرگذار است [۳۷]. چنانچه تعداد نورون‌های پنهان کافی نباشند، تعداد متغیرهای شبکه کافی نخواهند بود و شبکه قادر نخواهد بود که فضای ورودی را بدرستی طبقه‌بندی نماید. پس قادر به یادگیری نمونه‌های تعلیم نخواهد بود و خطای شبکه در مورد نمونه‌های تعلیم نیز زیاد خواهد شد [۳۸].

حال اگر تعداد نورون‌های پنهان بیش‌تر از حد بهینه تعریف شوند، تعداد متغیرهای شبکه از تعداد معادلات بیشتر شده و سبب می‌شود خروجی شبکه نامطمئن شده و شبکه انعطاف‌پذیری خود را از دست دهد. منظور از انعطاف‌پذیری همان خاصیت تعمیم‌دهی شبکه است که پیش از این بیان شد. از این رو تعیین تعداد بهینه‌ی نورون‌های پنهان بسیار مهم است [۳۹].

در این موارد شبکه ممکن است الگوهای تعلیم را با دقت بالا فرا بگیرد، اما در مورد الگوهای تعلیم داده نشده، خروجی شبکه خطای بالایی خواهد داشت.

$F(k)$: نیروی وارد بر عملگر در پله‌ی زمانی اخیر
عناصر بردار خروجی عبارتست از مکان کنونی. به‌طوری‌که:

$x(k)$: مکان در پله‌ی زمانی اخیر

در مدل معکوس همه موارد مشابه مدل مستقیم است. فقط قرار است در این مدل ورودی مکان و نیرو باشد و خروجی ولتاژ؛ و چون مدل مستقیم به نرخ تغییر ولتاژ وابسته است، مدل معکوس نیز به نرخ تغییر مکان وابسته خواهد بود.

علت این که نیرو هم در مدل مستقیم و هم در مدل معکوس به‌عنوان ورودی استفاده می‌شود آن‌است که معکوس‌سازی مدل مستقیم نسبت به ورودی ولتاژ انجام شده. زیرا ورودی قابل کنترل برای عملگر ولتاژ است و تغییرات نیرو توسط عوامل محیطی انجام می‌شود نه کنترلر.

بر این اساس پارامترهای زیر بر خروجی مدل معکوس تاثیرگذار هستند:

- مکان در پله‌ی زمانی اخیر.
- نرخ تغییر مکان و یا بعبارت دیگر مسیر تغییرات مکان.
- نیروی وارد بر عملگر.
- و غیره.

بر این اساس عناصر بردار ورودی را بنحوی انتخاب می‌نماییم که نمایان‌گر این متغیرها باشد.

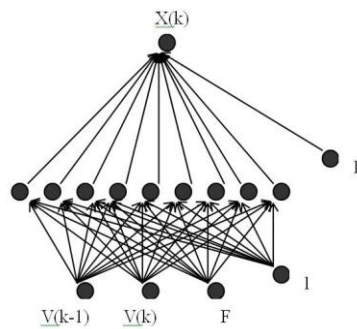
$x(k)$: مکان در پله‌ی زمانی اخیر.

$x(k-1)$: مکان در پله‌ی زمانی پیشین برای معرفی نرخ تغییرات مکان ورودی به شبکه.

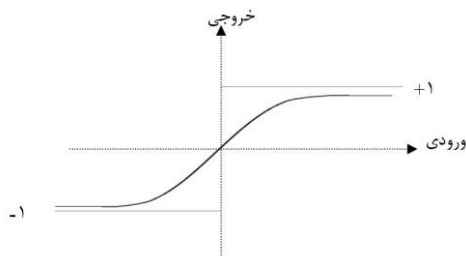
$F(k)$: نیروی وارد بر عملگر در پله‌ی زمانی اخیر.

عناصر بردار خروجی نیز عبارتست از ولتاژ کنونی:

$v(k)$: ولتاژ در پله‌ی زمانی اخیر.



شکل (۳): ساختار شبکه بکار گرفته شده برای مدل سازی معکوس هیستریزیس با حضور نیرو



شکل (۴): تابع فعالسازی استفاده شده

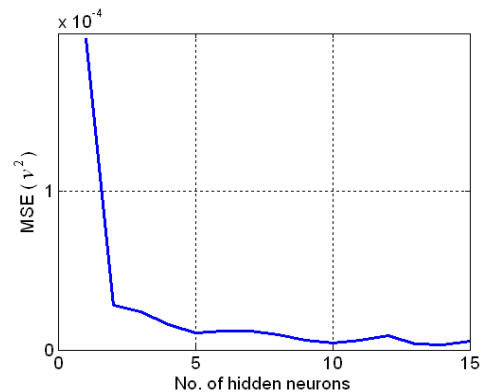
۴-۱-۳- دادگان تعلیم

برای تعلیم رابطه‌ی بین ورودی و خروجی، به مجموعه‌ای از ورودی‌ها و خروجی‌ها که مؤید این رابطه باشند نیاز است. از اینرو باید از راه آزمایش عملی تعداد زیادی داده‌ی تعلیم جمع‌آوری شوند. با استفاده از امکانات آزمایشگاهی معرفی شده در بخش‌های قبل باید داده‌های واقعی برای تعلیم شبکه جمع‌آوری شوند. برای جمع‌آوری داده‌ها، عملگر پیرو الکتریک ولتاژهای سینوسی تحریک و پاسخ آنها که همان جابجایی است ثبت می‌شوند. بدین ترتیب مجموعه‌ای از داده‌ها به دست می‌آید. فرکانس امواج سینوسی ولتاژ که برای تحریک عملگر استفاده شده است، ۱۰ رادیان بر ثانیه است. دامنه‌ی موج‌های مورد استفاده برای تعلیم ۱۵ و ۲۵ ولت است که البته با توجه به اینکه حداقل ولتاژ این موج را روی صفر تنظیم نموده‌ایم، بیش‌ترین مقدار آنها بترتیب ۳۰ و ۵۰ ولت خواهد بود.

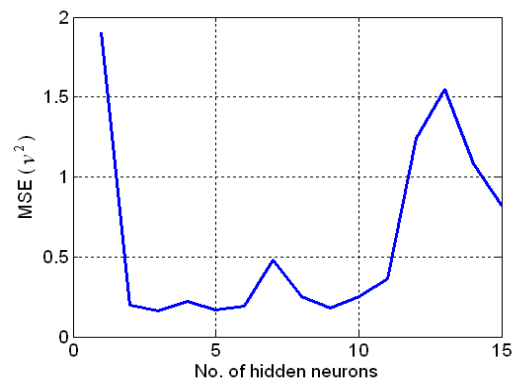
برای اینکه شبکه بتواند در مقابل مقادیر مختلف نیروی وارده بر عملگر پاسخ مناسب دهد، دو سیگنال یاد شده را به عملگرهای تحت بارهای متنوعی از 0kgf تا 0.12kgf اعمال شده و خروجی آن ثبت شد. بدین ترتیب ۲۲ حلقه هیستریزیسی داده

برای تعیین تعداد نورون‌های پنهان مناسب از دو منحنی کمک می‌گیریم؛

از روی منحنی اول (شکل ۱)، حداقل تعداد نورون‌های پنهان (متغیرهای شبکه) برای یادگیری الگوها قابل تشخیص است و از روی منحنی دوم (شکل ۲)، حداکثر تعداد نورون‌های پنهان بطوریکه شبکه دارای انعطاف کافی باشد تشخیص داده می‌شود.



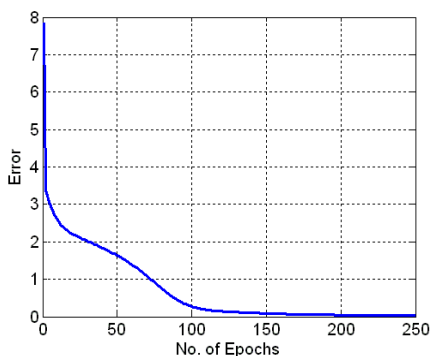
شکل (۱): تغییرات خطای شبکه با تعداد نورون‌های پنهان مختلف برای الگوهای تعلیم داده شده



شکل (۲): تغییرات خطای شبکه با تعداد نورون‌های پنهان مختلف برای الگوهای تعلیم داده نشده

حال با کمک این دو منحنی، تعداد بهینه نورون‌ها برای عملکرد مناسب شبکه در هر دوی آنها انتخاب می‌شود. با استفاده از شکل (۱) و شکل (۲)، تعداد ۱۰ نورون برای لایه‌ی پنهان، مناسب تشخیص داده می‌شود. با مشخص شدن تعداد نورون‌های ورودی، تعداد نورون‌های خروجی و تعداد لایه‌ها و نورون‌های پنهان، می‌توان ساختار شبکه را ترسیم نمود.

در شکل (۳) ساختار شبکه‌ی استفاده شده برای مدل‌سازی هیستریزیس نشان داده شده است. در این شبکه از تابع سیگموئید دو قطبی (شکل ۴) بعنوان تابع فعال‌ساز نورون‌های لایه‌ی پنهان و خروجی استفاده شده است.



شکل (۶): نمودار کاهش خطا حین تعلیم

اکنون داده‌های تعلیم آماده است و باید به کمک آنها، شبکه تعلیم داده شود.

۴-۱-۴- تعلیم شبکه

در شکل (۶) نمودار کاهش خطا حین تعلیم داده‌ها توسط الگوریتم پس انتشار خطا، در ازای تعداد تکرار عملیات تعلیم نمایش داده شده است.

وقتی خطای شبکه تا حد دلخواه کاهش یافت، عملیات تعلیم متوقف می‌شود. در بخش بعد توانایی شبکه تعلیم‌دیده بررسی می‌شود.

۴-۱-۵- آزمایش عملکرد شبکه تعلیم‌دیده

برای بررسی عملکرد شبکه تعلیم‌دیده، دو موضوع باید بررسی شود:

ابتدا اطمینان از یادگرفته شدن داده‌های تعلیم توسط شبکه؛ از این رو ابتدا شبکه با یکسری از داده‌های تعلیم آزمایش می‌شود (شکل ۷).

چنانچه در شکل (۷) مشخص است یادگیری شبکه بخوبی انجام شده است و خروجی شبکه و مقدار واقعی با دقت خوبی بر هم منطبق شده‌اند.

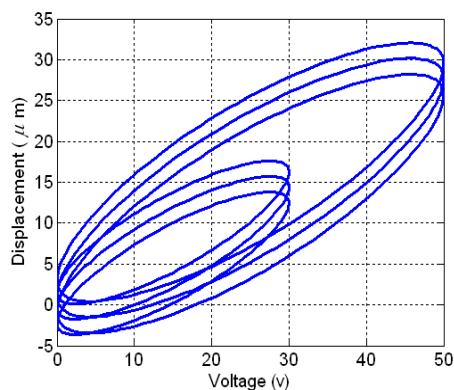
سپس بررسی قابلیت تعمیم شبکه و یا همان انعطاف‌پذیری شبکه؛ بدین منظور شبکه با یکسری از داده‌های تعلیم داده نشده آزمایش می‌شود (شکل ۸).

تعلیم خام آماده شد که بعضی از آنها برای تعلیم و برخی برای آزمایش شبکه استفاده می‌شوند (شکل ۵).

در این قسمت پله‌ی زمانی برابر ۰,۰۰۵ ثانیه تعریف شده است. گفتنی است در هنگام استفاده از شبکه‌ی تعلیم شده، باید مقدار پله‌ی زمانی برابر مقدار آن در هنگام تعلیم شبکه و نمونه‌برداری باشد. در شکل (۵)، چند نمونه از حلقه‌های تعلیم بدست آمده نشان داده شده است.

داده‌های جمع‌آوری شده، دادگان خام هستند و برای اینکه به دادگان تعلیم تبدیل شوند نیاز به گذراندن مراحل فرآوری دارند. - چینش داده‌ها بفرم بردارهای ورودی و خروجی یعنی بفرم زیر:

$$[x(k-1), x(k), F(k)] \rightarrow [v(k)] \quad (۴)$$



شکل (۵): چند نمونه از حلقه‌های تعلیم

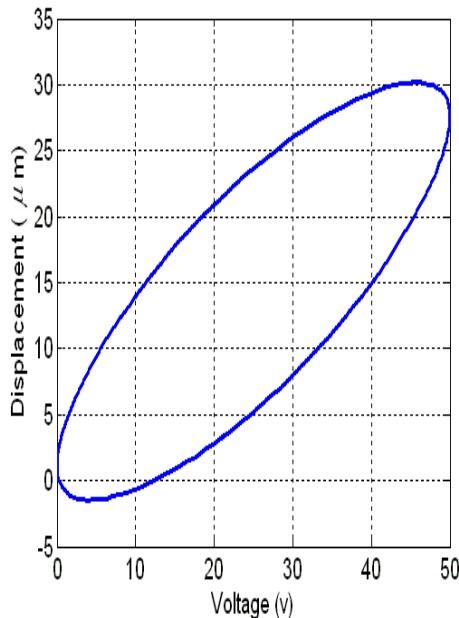
- هنجارسازی داده‌ها :

بهترین نتیجه زمانی حاصل شد که داده‌های مربوط به ولتاژ هنجارسازی شوند و داده‌های مربوط به مکان و نیرو، بدون هنجارسازی باقی بمانند. پس از انجام این هنجارسازی، خروجی دادگان تعلیم در محدوده‌ی ۱,۵- تا ۱,۵+ جای می‌گیرند. از آنجا که خروجی تابع سیگموئید بین ۱- تا ۱+ است، باید خروجی دادگان تعلیم در ۰,۱ ضرب شود.

همچنین استفاده از سایر ضرایب زیر برای ورودی‌ها سبب بهبود یادگیری می‌شود که بطور تجربی تعیین شده است. پس دادگان تعلیم به شکل کلی زیر خواهد شد:

$$[10 \times x(k-1), 10 \times x(k), 0.1 \times F(k)] \rightarrow [0.1 \times v(k)] \quad (۵)$$

توسط عوامل محیطی تعیین می‌شود، در شکل فقط ورودی قابل



شکل (۱۰): رابطه ورودی و خروجی سامانه پیش از استفاده از جبران‌ساز

کنترل توسط طراح آورده شده است.

پس از قرار دادن جبران‌ساز در کنار عملگر دارای هیستریزیس، رابطه‌ی ورودی و خروجی کل سامانه بصورت زیر است:

$$X(t) = X_d(t) + error(t) \quad (6)$$

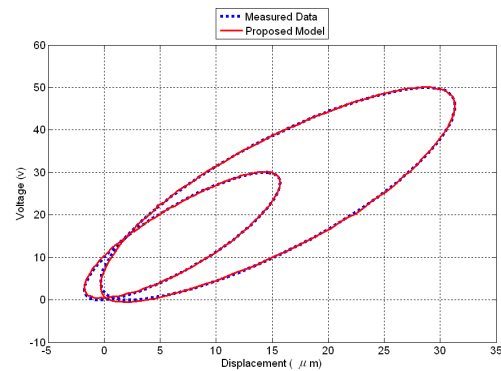
این خطای پسماند که ناشی از نارسایی‌های مدل‌سازی هیستریزیس و همچنین معکوس‌سازی مدل است را می‌توان با استفاده از کنترل حلقه بسته PID و یا PI و یافتن ضرایب مناسب برای آنها به حداقل رساند. بدین ترتیب رابطه‌ی بسیار ساده‌ای بین ورودی و خروجی حاصل شد. قابلیت مدل جبران‌ساز را می‌توان در عملیات رد یابی سامانه، بررسی نمود که در ادامه آمده است.

۵-۱- آزمایش عملی کنترل حلقه باز عملگر پیرو الکتریک تحت نیروی دینامیک

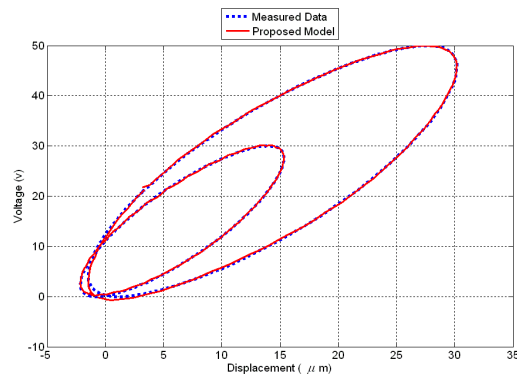
برای اطمینان از عملکرد صحیح مدل، باید سامانه جبران‌ساز بطور عملی آزمایش شود.

برای انجام آزمایش عملی در ابتدا یک موج سینوسی ساده با

از شکل (۸) می‌توان انعطاف پذیری شبکه را مناسب توصیف



شکل (۷): آزمایش شبکه با یکسری از دادگان تعلیم داده شده



شکل (۸): آزمایش شبکه با یکسری از دادگان تعلیم داده نشده

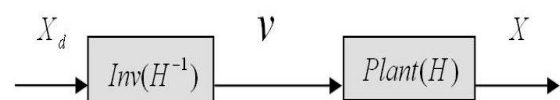
نمود.

در ادامه استفاده از مدل معکوس بدست آمده برای جبران‌سازی اثرات هیستریزیس را بررسی خواهیم نمود.

۵- جبران هیستریزیس

پس از رسیدن به مدل معکوس هیستریزیس، این امکان ایجاد می‌شود تا با قرار دادن این مدل در کنار عملگر دارای هیستریزیس، عمل جبران‌سازی انجام شده و از تبعات وجود هیستریزیس اجتناب شود. ساختار این سیستم در شکل (۹) آمده است.

البته در این شکل، هم در مورد مدل هیستریزیس و هم در مورد



شکل (۹): ساختار سامانه جبران هیستریزیس بکمک مدل معکوس

مدل معکوس، ورودی نیرو نیز وجود دارد اما بدلیل اینکه نیرو

فرکانس و دامنه ثابت را وارد سامانه می‌نماییم. گفتنی است عملگر، تحت بار دینامیک قرار دارد.

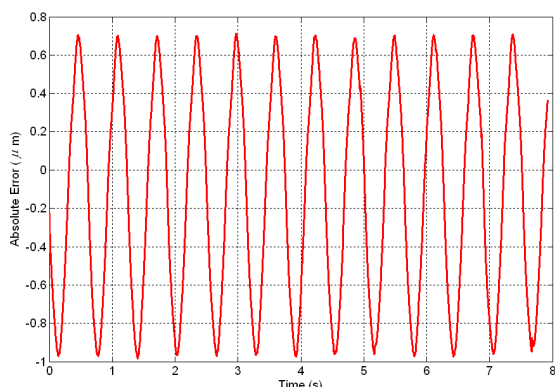
در شکل‌های (۱۰) و (۱۱) ورودی و خروجی سامانه قبل از استفاده از جبران‌ساز و پس از آن نشان داده شده است.

با مقایسه‌ی این دو شکل دیده می‌شود که اثرات هیستریزیسی تا حد زیادی توسط سامانه، جبران‌سازی شده‌است. میزان اثرات هیستریزیسی باقیمانده نیز با استفاده از کنترل حلقه بسته تا حد زیادی بر طرف خواهد شد.

خطای ردیابی این سیگنال در شکل (۱۳) نشان داده شده است. با پیچیده شدن شرایط و وارد شدن نیرو بر عملگر، خطای پسماند افزایش می‌یابد. در ادامه برای بهبود نتایج و کاهش خطای پسماند از کنترل حلقه بسته استفاده خواهیم نمود.

۵-۲- آزمایش عملی کنترل حلقه بسته

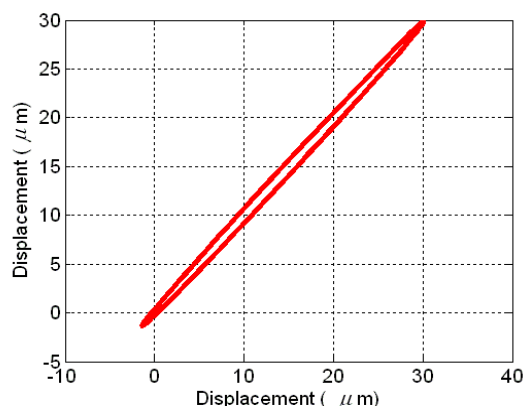
در قسمت قبل کنترل عملگر فقط با استفاده از مدل معکوس هیستریزیس انجام شد. با استفاده از کنترلرهای حلقه بسته مانند PID ، PI و P و یافتن ضرایب مناسب برای آنها می‌توان



شکل (۱۳): خطای ردیابی سیگنال سینوسی با دامنه و

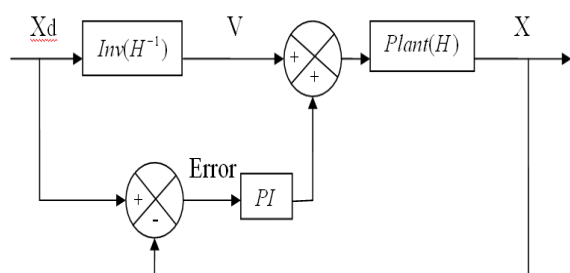
فرکانس ثابت و عملگر تحت نیروی متغیر

خطای پسماند را تا حد زیادی کاهش داد. در نتیجه کلی عملیات



شکل (۱۱): رابطه ورودی و خروجی سیستم پس از

استفاده از جبران‌ساز

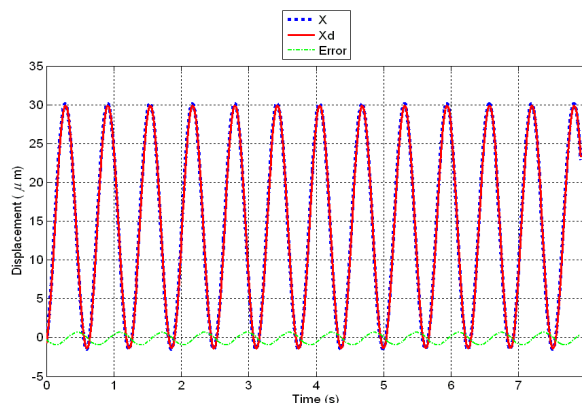


شکل (۱۴): ساختار سامانه جبران هیستریزیس

بکمک مدل معکوس باضافه کنترلر حلقه بسته

بدین شکل خلاصه می‌شود:

در ابتدا با قرار دادن مدل معکوس هیستریزیس در کنار عملگر، ورودی و خروجی سیستم تا حد زیادی به هم نزدیک می‌شوند و سپس خطای پسماند با استفاده از کنترلر حلقه بسته به حداقل ممکن می‌رسد. در شکل (۱۴) ساختار کلی عملیات، نشان داده شده است



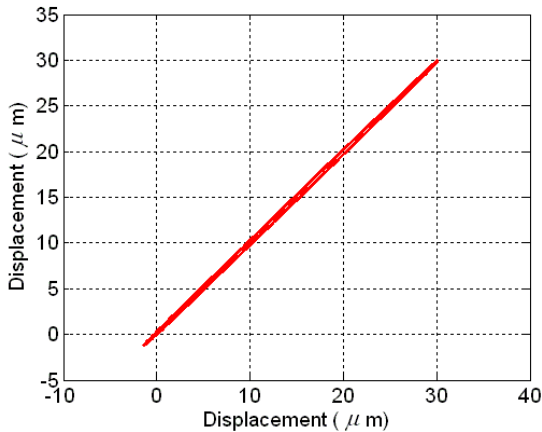
شکل (۱۲): ردیابی سیگنال سینوسی با دامنه و فرکانس ثابت

و عملگر تحت نیروی متغیر

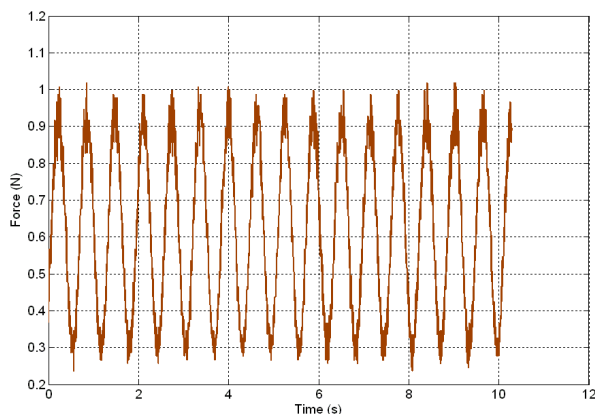
در شکل (۱۲) برهم‌نشینی ورودی و خروجی سامانه یا همان ردیابی سیگنال ورودی توسط خروجی برای این موج سینوسی نشان داده شده است:

سیگنال ورودی در شکل (۱۲) یک سیگنال سینوسی با فرکانس و دامنه ی ثابت است و عملگر تحت بار دینامیک قرار دارد.

در ادامه، قابلیت شبکه در ردیابی سیگنال‌های با دامنه و فرکانس چندگانه و تحت نیروهای دینامیک، با ارائه‌ی یک سیگنال پیچیده به سامانه بررسی می‌شود. ضابطه‌ی این سیگنال بصورت زیر است:



شکل (۱۷): رابطه ورودی و خروجی سامانه پس از استفاده از جبران‌ساز



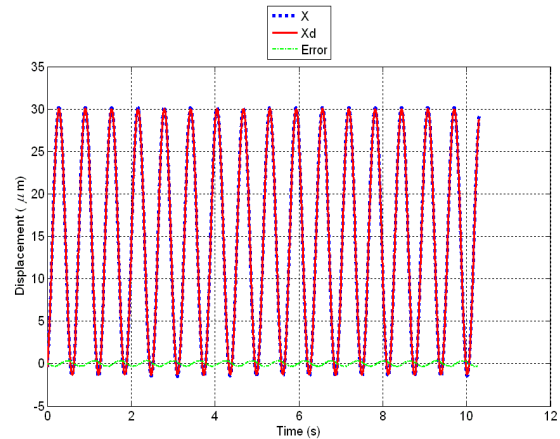
شکل (۱۸): تغییرات نیروی وارد بر عملگر

$$X_d(t) = -5 \times (-36 + 2 \cos(0.2t) + 4 \cos(0.4t) + 10 \cos(0.8t) + 20 \cos(4t)) \times 10^{-3} \quad (7)$$

گفتنی است ابتدا از کنترلر حلقه بسته‌ی PI با ضرایب $K_p=12/00$ و $K_i=1/00$ استفاده شده و در ادامه تلاش‌ها با آزمایش انواع دیگر کنترلرهای حلقه بسته و ضرایب دیگر برای

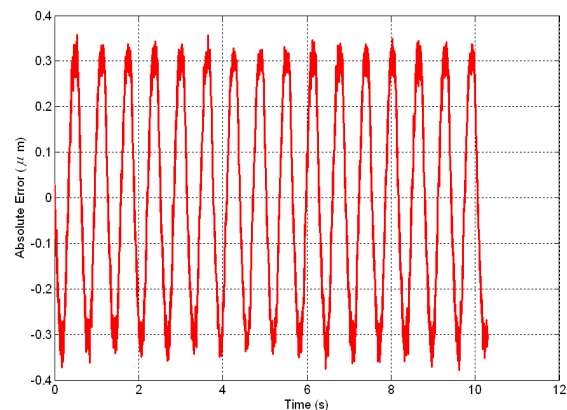
حال همان سیگنال سینوسی قسمت قبل را دوباره در این سامانه بررسی می‌کنیم و از کنترلر PI با ضرایب $K_p=0/8$ و $K_i=1/0$ بهره خواهیم گرفت.

ردیابی سیگنال سینوسی به صورت شکل (۱۵) بهبود می‌یابد.



شکل (۱۵): ردیابی سیگنال سینوسی با دامنه و فرکانس ثابت و عملگر تحت نیروی متغیر

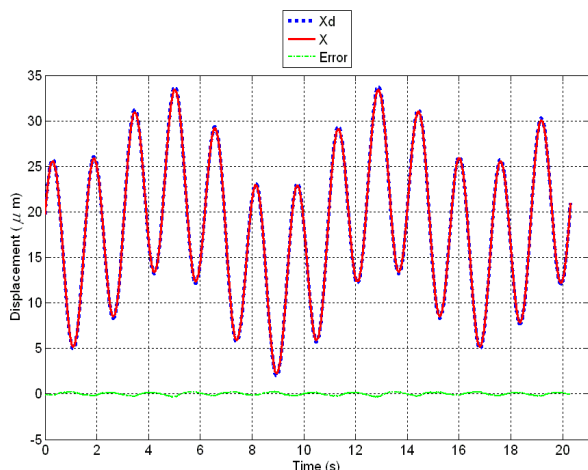
منحنی خطای مطلق نیز در شکل (۱۶) آمده که نسبت به حالت قبل، خطا بهبود یافته است. با بررسی انواع مختلف کنترلرهای حلقه بسته و ضرایب مختلف آنها می‌توان نتایج را بهبود بخشید.



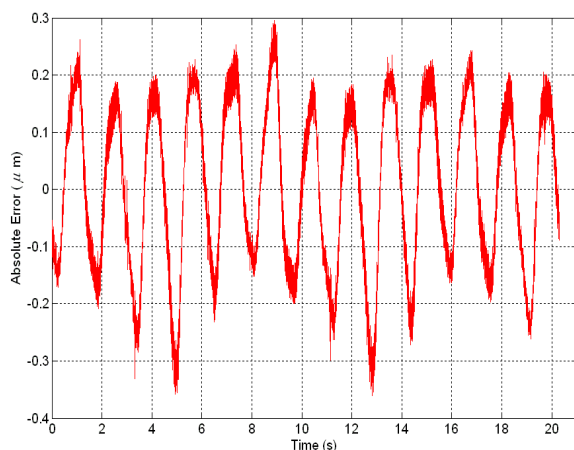
شکل (۱۶): خطای ردیابی سیگنال سینوسی با دامنه و فرکانس ثابت

در شکل (۱۷) رابطه‌ی ورودی و خروجی این سیستم آمده است که بهبود قابل توجهی نسبت به حالت قبل دیده می‌شود. تغییرات نیروی وارد بر عملگر در آزمایش بالا در شکل (۱۸) آمده است.

ضرایب $K_p=12/00$ ، $K_i=1/00$ و $K_d=0/01$ نیز امتحان شد که نتیجه ردیابی در شکل (۲۲) آمده است. سیگنال خطا نیز به صورت شکل (۲۳) است.



شکل (۲۲): ردیابی سیگنال دامنه و فرکانس چندگانه و عملگر تحت نیروی متغیر

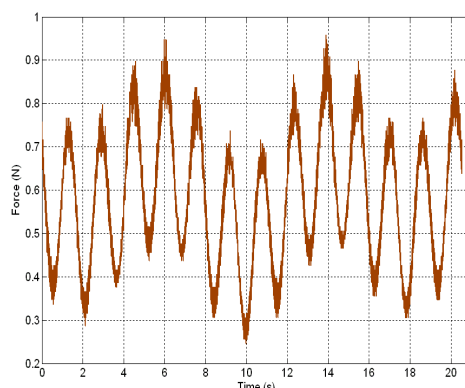


شکل (۲۳): خطای ردیابی سیگنال دامنه و فرکانس چندگانه و عملگر تحت نیروی متغیر

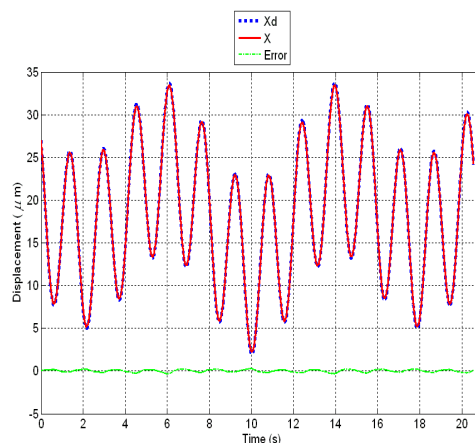
در پایان نیز یک کنترلر PID با ضرایب $K_p=12/00$ ، $K_i=1/00$ و $K_d=0/04$ استفاده شد. نتیجه ردیابی در شکل (۲۴) آمده است. سیگنال خطا نیز به صورت شکل (۲۵) است.

تغییرات نیروی وارد به صورت شکل (۲۶) است. می توان تلاشها را برای یافتن کنترلرهای حلقه بسته با ضرایب دیگر که خطای پسماند را باز هم کاهش دهد، ادامه داد.

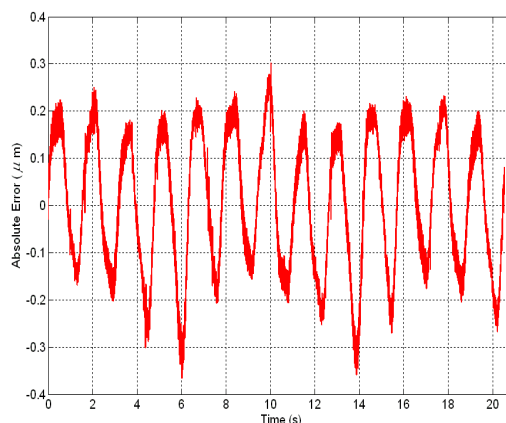
آنها، برای کاهش خطای پسماند ادامه یافته است. تغییرات نیرو، ردیابی سیگنال ورودی توسط خروجی و خطای آن



شکل (۱۹): تغییرات نیروی وارد بر عملگر



شکل (۲۰): ردیابی سیگنال دامنه و فرکانس چندگانه و عملگر تحت نیروی متغیر



شکل (۲۱): خطای ردیابی سیگنال دامنه و فرکانس چندگانه

به صورت زیر است.

برای کاهش خطای پسماند، کنترلر PID با

سریع میز قطعه کار در حین فرایند ماشین کاری است. علاوه بر آن، در بحث درسینگ چرخ سنگ‌های فوق ساینده، مانند چرخ سنگ‌های از جنس الماس و سی بی ان، بدلیل سختی فوق‌العاده‌ی ذرات ساینده و مقاومت بالای زمینه فلزی سنگ و برای جلوگیری از صدمه دیدن ابزار درسینگ، باید درسینگ از نوع ظریف یا نرم انجام شود. به همین دلیل به تنظیم دقیق عمق برش و موقعیت‌دهی میکرونی الماس یا همان ابزار درسینگ، روی چرخ سنگ نیاز است. عملگرهای پیزوالکتریک یکی از رایج‌ترین انواع عملگرها برای سامانه‌های موقعیت‌دهی میکرونی هستند.

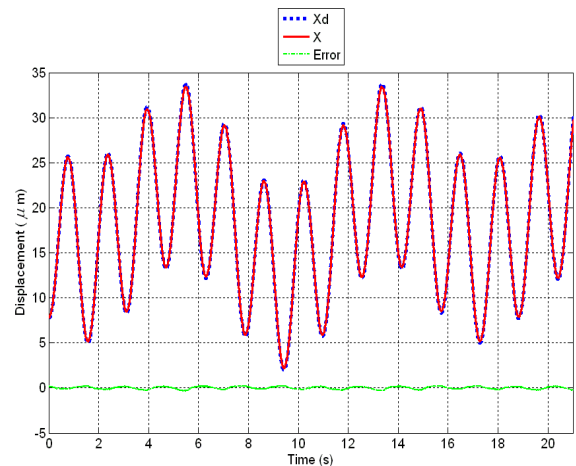
البته برای موقعیت‌دهی دقیق این عملگرها مانعی وجود دارد و آن پدیده‌ی هیستریزس است. محققان راه‌های مختلفی را برای مواجهه با مسائل کنترلی سامانه‌های دارای هیستریزس آزموده‌اند.

برای حذف اثر هیستریزس، بعضی از محققان اقدام به ایجاد مدل معکوس هیستریزس بعنوان جبران‌کننده در یک مسیر جلوسو نموده‌اند.

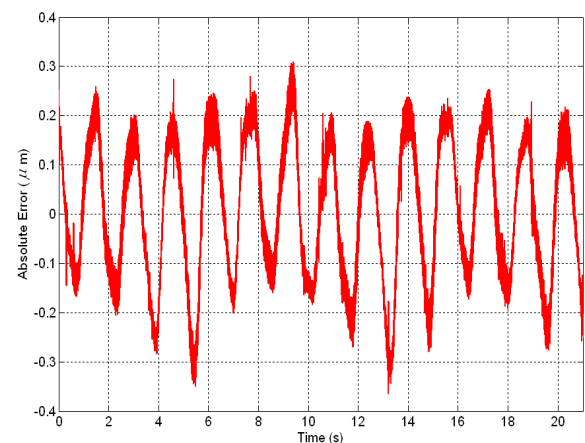
در این مقاله از این روش برای کاهش اثرات مخرب هیستریزس در عملگرهای پیزوالکتریک استفاده شده است. عمل مدل‌سازی هیستریزس بصورت ریاضی بسیار پیچیده است و به همین دلیل است که محققان برای مدل‌سازی، سراغ روش‌های دیگری مانند شبکه عصبی نیز رفته‌اند تا قابلیت‌های این روش را نیز در این زمینه بیازمایند.

در مقایسه با روش‌های رایج، مدل‌سازی هیستریزس بر پایه شبکه عصبی می‌تواند به دقت تقریب خوبی دست یابد. چراکه شبکه عصبی دارای قابلیت تقریب هر سیستم غیر خطی پیوسته با دقت دلخواه است به شرط آنکه تعداد متغیرهای شبکه کافی باشند.

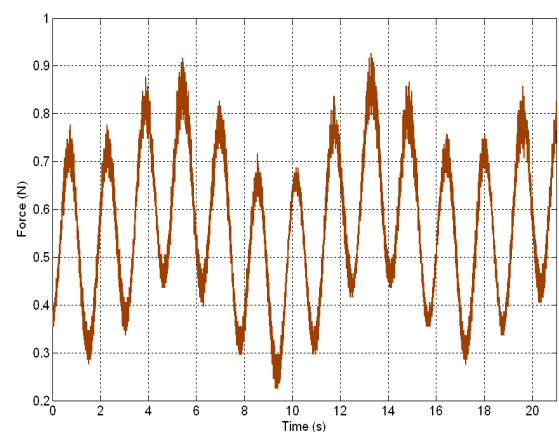
با توجه به اینکه در کاربردهای مهندسی، از جمله سنگ‌زنی که موضوع این پژوهش است، عملگر، تحت بارهای دینامیکی قرار دارد و همچنین برای رسیدن به سرعت‌های دلخواه، تغییرات فرکانس ورودی اجتناب‌ناپذیر است، در این پژوهش به مدل‌سازی معکوس هیستریزس این عملگرها، با توجه به اثرات فرکانس ورودی و بار اعمالی روی آنها پرداخته شده است تا مدل ارائه شده بتواند تغییرات دینامیکی نیروی وارد بر عملگر (که از طرف محیط وارد می‌شود) و همچنین ورودی‌های با فرکانس متغیر را تحمل نموده و بطور قابل قبول به جبران‌سازی هیستریزس بپردازد.



شکل (۲۴): ردیابی سیگنال دامنه و فرکانس چندگانه و عملگر تحت نیروی متغیر



شکل (۲۵): خطای ردیابی سیگنال دامنه و فرکانس چندگانه



شکل (۲۶): تغییرات نیروی وارد بر عملگر

۶- نتیجه‌گیری

فرایند سنگ‌زنی دقیق قطعات با هندسه‌ی متغیر و یا قطعات فرم‌دار ظریف، نیازمند موقعیت‌دهی دقیق (در حد میکرون) و

بودن دامنه‌ی فعالیت شبکه ارائه شده در این مقاله نسبت به نمونه‌های اخیر و همچنین وجود بار دینامیک روی عملگر به خطای حداکثر کمتر از ۲ درصد دست یافته‌ایم که نشان از عملکرد بسیار مناسب مدل ارائه شده دارد.

در دو جدول زیر نتایج حاصل شده در حالات مختلف آمده است

	بدون حضور نیرو روی عملگر	
	کنترل حلقه بسته	کنترل حلقه بسته
$\epsilon_{max} (\mu m)$	۰/۳۶	۰/۳۵
$\epsilon_{rms} (\mu m)$	۰/۱۴۵	۰/۱۲۹
$\epsilon_{mean} (\mu m)$	۰/۰۱۲۲	۰/۰۴

جدول (۱): عملکرد سیستم‌ها در مقابل سیگنال ورودی سینوسی با دامنه و فرکانس ثابت

	بدون حضور نیرو روی عملگر	
	کنترل حلقه باز	کنترل حلقه بسته
$\epsilon_{max} (\mu m)$	۰/۹۸	۰/۳۷
$\epsilon_{rms} (\mu m)$	۰/۵۹	۰/۲۳
$\epsilon_{mean} (\mu m)$	۰/۱۴۶	۰/۰۰۵۴

جدول (۲): عملکرد سیستم‌ها در مقابل سیگنال ورودی پیچیده با دامنه و فرکانس متغیر

در این مقاله، برای عملگر پیژو الکتریک که دارای سیستم دینامیک غیرخطی از نوع هیستریزیسی است، یک جبران‌ساز هیستریزیس از نوع خاصی از شبکه‌های عصبی جلوسو با نام شبکه‌های عصبی جلوسوی زمانی، به همراه الگوریتم تعلیم پس‌انتشار خطای اصلاح شده برای ساختار این شبکه، استفاده شده است.

با توجه به اینکه عوامل اثرگذار بر مکان عملگر، مانند نرخ ورودی و نیروی وارد بر عملگر در مدل‌سازی مورد توجه قرار گرفته است، جبران‌ساز ایجاد شده می‌تواند تغییرات محیطی (تغییرات نیرو) و تغییرات عملیاتی (تغییر فرکانس ورودی) را تحمل نموده و سیگنال کنترلی مناسب برای موقعیت‌دهی عملگر بصورت دلخواه را فراهم آورد.

همانطور که در بخش نتایج دیده می‌شود نتایج آزمایش‌های عملی بسیار رضایت بخش است. بخصوص با کاهش خطای پسماند جبران‌ساز توسط کنترلر حلقه بسته، در مقایسه با روش‌های مشابه به خطای مناسبی دست یافته‌ایم. برای نمونه نتیجه را با یکی از تحقیقات معتبر که از یک عمل‌کننده هیستریزیک جدید برای توسعه فضای ورودی و تبدیل نگاشت چند مقدره به نگاشت یک به یک از فضای ورودی به خروجی که توسط شبکه قابل یادگیری باشد استفاده کرده‌اند مقایسه می‌نماییم [۲۳]. در این روش به خطای جبران‌سازی تا ۳/۷ درصد دست یافته است.

برخلاف نتایج مناسب جبران‌سازی هیستریزیس توسط این روش در حالت‌های بدون وجود بار بر روی عملگر، نادیده گرفتن اثر نیروی وارد بر عملگر روی هیستریزیس می‌تواند خطا را در کاربردهای عملی بشدت افزایش دهد. زیرا در کاربردهای عملی بخصوص در بحث سنگ‌زنی، عملگر تحت اثر بارهای دینامیک است.

در یک نمونه دیگر، از شبکه بطور بلادرنگ (برخط) برای جبران هیستریزیس استفاده شده است. همانطور که بیان شد در این نوع عملیات، در زمان استفاده، برای سیگنال ورودی عمل لم‌گیری را انجام داده و برای همان سیگنال، خروجی مناسب را تولید می‌نماید؛ در حقیقت شبکه برای تحمل هر تغییری به زمان نیاز دارد. با وجود دامنه‌ی تعلیم بسیار محدود و نبود بار متغیر روی عملگر، این شبکه به خطای جبران‌سازی ۱ درصد رسیده است [۳۸].

هرچه دامنه فعالیت شبکه و داده‌های تعلیم آن بیشتر باشد، خطای خروجی افزایش می‌یابد. با این وجود و با توجه به وسیعتر

۷- مراجع

- Actuators, A: Phys. 119 (1) 254–262, 2005.
- X. Zhao, Y. Tan ,“Neural network based identification of Preisach-type hysteresis in piezoelectric actuator using hysteretic operator, Sens”, Actuators, A: Phys. 126 (2) 306–311, 2006.
- L. Ma, Y. Tan, Y. Chu ,“Improved EMH-based NN hysteresis model”, Sens. Actuators A: Phys. 141 6–12, 2008.
- R. Ben Mrad, H. Hu, A model for voltage-to-displacement dynamics in piezoceramic actuators subject to dynamic-voltage excitations, IEEE/ASME Trans. Mechatronics 7(4) 479–489, 2002.
- W. Ang, Pradeep K. Khosla, Cameron N. Riviere ,“Feedforward controller with inverse rate-dependent model for piezoelectric actuators in trajectory-tracking applications”, IEEE/ASME Trans. Mechatronics 12 (2) 134–142, 2007.
- R. Dong, Y. Tan, H. Chen, Y. Xie ,“A neural networks based model for rate-dependent hysteresis for piezoceramic actuators”, Sens. Actuators A: Phys. 143 (2) 370–376, 2008.
- M. Al Janaideh, S. Rakheja, C. Su ,“A generalized Prandtl–Ishlinskii model for characterizing rate dependent hysteresis”, in: 16th IEEE ICCA, Singapore, October 1–3, pp. 343–348, 2007.
- W. Ang, Pradeep K. Khosla, Cameron N. Riviere ,“Feedforward controller with inverse rate-dependent model for piezoelectric actuators in trajectory-tracking applications”, IEEE/ASME Trans. Mechatronics 12 (2) 134–142, 2007.
- Hu, R. Ben Mrad ,“On the classical Preisach model for hysteresis in piezoceramic actuators”, Mechatronics 13 (2) 85–94, 2002.
- X. Dang, Y. Tan, Neural networks dynamic hysteresis model for piezoceramic actuator [۱۲]
- I. D. Mayergoyz, Mathematical Models of Hysteresis. New York: Springer-Verlag, 1991. [۱]
- P. Ge and M. Jouaneh ,“Generalized Preisach model for hysteresis nonlinearity of piezoceramic actuator”, Precision Eng., vol. 20, pp. 99–111, 1997. [۲]
- M. A. Krasnoskl’skii and A. V. Pokrovskii, System with Hysteresis. New York: Springer-Verlag, 1989. [۳]
- W. T. Ang et al. ,“Modeling rate-dependent hysteresis in piezoelectric actuators”, in Proc. IEEE/RSJ Int. Conf. Intell. Robot Syst. Oct., pp. 27–31, 2003. [۴]
- Y. K. Wen ,“Method for random vibration of systems”, J. Eng. Mech., vol. 102, pp. 249–263, 1976. Adly and S. K. Abd-El-Hafiz, “Using neural networks in the identification of Preisach-type hysteresis models,” IEEE Trans. Magn., vol. 34, no. 3, pp. 629–635, May, 1998. [۵]
- Serpico and C. Visone ,“Magnetic hysteresis modeling via feed-forward neural networks”, IEEE Trans. Magn., vol. 34, no. 3, pp. 623–628, May, 1998. [۶]
- L. Chuntao and T. Yonghong ,“A neural networks model for hysteresis nonlinearity”, Sens. Actuators, Phys. A, vol. 112, pp. 49–54, 2004. [۷]
- Tao, G., Kokotovic, P.V. ,“Adaptive Control of Plants with Unknown Hysteresis”, IEEE Transactions on Automatic Control, vol. 40, no. 2, pp. 200-212, 1995. [۸]
- H. Hu, R. Ben Mrad ,“A discrete-time compensation algorithm for hysteresis in piezoceramic actuators”, Mech. Syst. Signal Process. 18 (1) 169–185, 2004. [۹]
- C. Li, Y. Tan ,“A neural networks model for hysteresis nonlinearity”, Sens. Actuators, A: Phys. 112 (1) 49–54, 2004. [۱۰]
- T. Zhao, Y. Tan, X. Zeng ,“Modeling hysteresis using hybrid method of continuous transformation and neural networks”, Sens. [۱۱]

- Smith, Ralph C., Bouton, Chad. ,“Patial and Full Inverse Compensation for Hysteresis in Smart Material Systems”, CRSC Technical Report, North Carolina State University, CRSC-06, 2000. [۲۹]
- Kuhnen, K., Janocha, H. ,“Compensation of the Creep and Hysteresis Effects Pizoelectric Actuators with Inverse System”, available on line at <http://www.lpa.uni-saarland.de/pdf/act98.pdf> [۳۰]
- Natale, C., Velardi, F., Visone, C. ,“Modeling and Compensation of Hysteresis for Magnetostrictive Actuators”, in Proceedings of IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics, pp. 744-749, 2001. [۳۱]
- Tan, Xiaobo., Baras, John S. ,“Modeling and Control of a Magnetostritive Actuator”, Proceedings of the 41st IEEE Conference on Decision and Control , Las Vegas, Nevada Usa. December, 2002. [۳۲]
- Lu, Tianshun, Tan, Yonghong, Su, C.Y. ,“Pole Plaement Control of Discrete Time Systems Preceded with Hysteresis via Dynamic Neural Network Compensator”, proceedings of the 2002 IEEE International Symposium on Intelligent Control, pp. 228-223, 2002. [۳۳]
- Visonea, C., Serpicob, c., Mayergoyzb, J.D., Huangb, M.V., Adly, A.A. ,“Neural-Preisach-type Models and their Application to the Identification of Magnetic Hystresis from Noisy Data”, Physica B275, pp. 223-227, 2000 [۳۴]
- Widrow, B., and Lher, M. A., “30 Years of Adaptive Neural Networks: Perceptron, Madaline and Backpropagation”, Proceedings of the IEEE, 78, pp. 1415-1441, 1990. [۳۵]
- H. Yao, et al. , “Decision of network structure in the prediction of blank shape for square-box part”, Die Mould Technol. 6 26-29, 1999. [۳۶]
- Jun Zhao and Fengquin Wang ,“Parameter identification by neural network for intelligent deep drawing of axisymmetric workpieces”, Journal of Materials Processing Technology 166 (2005) 387-391, August, 2004. [۳۷]
- H. Yao, et al. , “Decision of network structure based on hysteresis operator of .rst-order differential equation, Physica B 365 (1-4) 173-184, 2005. [۲۹]
- X. Dang, Y. Tan ,“An inner product-based dynamic neural network hysteresis model for piezoceramic actuators”, Sens. Actuators A: Phys. 121 535-542, 2005. [۲۱]
- Xinlong Zhao and Yonghong Tan ,“Modeling Hysteresis and Its Inverse Model Using Neural Networks Based on Expanded Input Space Method”, IEEE Transactions On Control Systems Technology, Vol. 16, No. 3, May, 2008. [۲۲]
- Deng, L. , Tan, Y. ,“Diagonal recurrent neural network with modified backlash operators for modeling of rate-dependent hysteresis in J. Sensors and piezoelectric actuators”,. Actuators A 148 (),259-270, 2008. [۲۳]
- Sejnowski, T. J., and Rosenberg, C. R., “Nettalk: A Parallel Network that Learns to Read Aloud”, Technical Report John Hopkins University, JHU/ EECS-86/01, 1986. [۲۴]
- Vitek, J. M. ,“Neural Networks Applied to Welding: Two Examples”, ISIJ Int., 39, pp. 1088-1095, 1999. [۲۵]
- Bounds, D. G., Lloyd, P. J., Matthew, B., and Waddel, G. ,“A Multilayer Perceptron Network for the Diagnosis of Low Back Pain”, Proceedings of 2nd IEEE International Conference on Neural Networks, San Diego, CA, 2, pp. 481-489, 1988. [۲۶]
- Hornik, K., Stinchcombe, M., and White, H., 1989 ,“Multilayer Feedforward Networks are Universal Approximators”, Neural Networks, 2, pp. 359-366.R. Ben Mrad, H. Hu, A model for voltage-to-displacement dynamics in piezoceramic actuators subject to dynamic-voltage excitations, IEEE/ASME Trans. Mechatronics 7(4) 479-489, 2002. [۲۷]
- Rumelhart, D. E., and McClelland, J. L., “Learning Internal Representation by Error Propagation”, Parallel Distributed Processing, MIT Press, Cambridge, MA, 1, Chap. 8, 1986. [۲۸]

- [۴۰] حبیب اللهی نجف آبادی، حسین. "شناسایی مکانیزم عملگرهای پیزوالکتریک در سنگ زنی دقیق"، پایان نامه کارشناسی ارشد مهندسی مکانیک، دانشکده مهندسی مکانیک، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، ۱۳۸۶.
- in the prediction of blank shape for square-box part", Die Mould Technol. 6 26–29, 1999.

[۳۹] Jun Zhao and Fengquin Wang, "Parameter identification by neural network for intelligent deep drawing of axisymmetric workpieces", Journal of Materials Processing Technology 166 (2005) 387–391, August, 2004.

۸- زیر نویس ها

-
- ^۱ Preisach
^۲ KP hysteron
^۳ PI
^۴ Bouc–Wen
^۵ On-Line
^۶ Adly, Abd-El-Hafiz
^۷ Serpico, Visone
^۸ Li, Tan
^۹ Tao, Kokotovic
^{۱۰} Rakheja, Su Al Janaideh
^{۱۱} Khosla, Cameron Ang
^{۱۲} Merad, H.Hu
^{۱۳} Dang, Tan
^{۱۴} DRNN
^{۱۵} Zhao Tan,
^{۱۶} Deng, Tan
^{۱۷} Real-time
^{۱۸} CBN
^{۱۹} TDNN