

مدل‌سازی سامانه کنترل ارتفاع با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی

علیرضا تهور^{۱*} - شاهین حیدری^۲ - پویا زرین چنگ^۳

تاریخ دریافت: ۱۳۹۴/۰۲/۱۹

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۴/۰۷/۱۹

چکیده

سامانه‌های ابزار دقیق و خودکار در ماشین‌آلات کشاورزی، میدانی و عمرانی به شکل فزاینده موجب افزایش بهره‌وری، دقت و توسعه کاربردی گردیده است. دستگاه کنترل ارتفاع جهت اندازه‌گیری ارتفاع نمونه‌های مختلف، از بخش‌های مکانیکی شامل مجموعه محرکه تسمه نقاله، بدنه اصلی، موتور الکتریکی، مبدل و بخش الکترونیکی شامل حسگر فراصوت فرستنده و گیرنده امواج، مجموعه الکترونیکی، مجموعه کنترل و میکروکنترلر ای‌تی‌مگا ۳۲ ساخته شده است. در ابتدا عملکرد دستگاه به کمک شبکه عصبی مصنوعی مورد بررسی قرار گرفته و سپس آزمایش‌هایی جهت جمع‌آوری و معتبرسازی داده‌ها انجام گردیده است. در این مطالعه مشاهده گردید که استفاده از شبکه عصبی مصنوعی چند لایه همراه با الگوریتم یادگیری لونیبرگ-مارکواردت دارای بهترین معیار برای برآورد و همگرایی نتایج داده‌های آزمایشگاهی می‌باشد و جایگزینی ماتریس واحد با ماتریس هسیان در معادله بهینه‌سازی شده قانون لونیبرگ-مارکواردت تأثیر به‌سزایی در همگرایی و کاهش زمان محاسبات دارد. همچنین مطالعه حاضر جهت توسعه فرآیندهای کشاورزی، مهندسی و افزایش تأثیر دستگاه‌های تولید شده مورد نیاز در آموزش واحدهای اندازه‌گیری هوشمند بسیار مفید بوده و مسائل تخمین تابع در الگوریتم لونیبرگ-مارکواردت کارایی، سرعت، دقت و همگرایی بالایی را از خود نشان داده و خطای کمینه $10^{-4} \times 7/77$ را دارا می‌باشد.

واژه‌های کلیدی: ابزار دقیق، حسگر آلتراسونیک، شبکه‌های عصبی مصنوعی، کنترل ارتفاع

مقدمه

فراصوتی (Figueroa and Mahajan, 1994) که در ارتباط با عناصر کنترلی ماشین‌های هوشمند می‌باشند، صورت می‌پذیرد (Elsadiq and Mohammad, 1996). دارولد و همکاران از روش ترکیب امواج فراصوت و پالس نوری برای تعیین موقعیت سه‌بعدی اشیاء در یک فضا استفاده نموده و اثبات نمودند که این روش در اغلب موارد از دقت بالایی برخوردار است. بنابراین کاربرد حسگر فراصوت در مواردی که نیاز به دقت‌های بالا برای اندازه‌گیری فاصله می‌باشد را پیشنهاد نموده‌اند (Darold et al., 2005). از سیگنال‌های رمزدار برای جلوگیری از تداخل امواج در ربات‌های متحرک استفاده گردیده و تداخل امواج یک مشکل معمول در مجموعه‌ای از حسگرهای فراصوت است (Shraga and Johann, 2001). ستینکانت به طراحی ماشین‌های خاک‌بردار مجهز به سیستم‌های کنترل اتوماتیک الکترونیکی پراختیه و سنسورهای اندازه‌گیری تولیدکننده سیگنالی را طراحی نمود تا سیستم حرکت و عملگر هیدرولیک ماشین‌های خاک‌بردار را کنترل نماید (Cetinkunt, 2006). نمونه دیگری از این مطالعات نیز توسط دراگوی و همکاران انجام گردیده که به کمک روش‌های آزمایشگاهی به کنترل سرعت توربین‌ها توسط یک گاورنر هیدرولیکی و یک سیستم خود نگه‌دار الکترونیکی پراختیه شده است (Dragoi et al., 2010). مطالعاتی نیز در رابطه با

امروزه در کاربردهای کشاورزی و صنعتی، کاهش هزینه، افزایش بهره‌وری و کیفیت محصولات تولیدی باعث گردیده تا زمینه استفاده از تجهیزات کنترلی و مکترونیکی به نحو گسترده‌ای افزایش یابد. همچنین با توجه به گسترش روزافزون صنایع کشور از جمله ماشین‌آلات کشاورزی، راه‌سازی، خودروسازی، نفت، گاز و پتروشیمی نیاز به تجهیزات کنترلی و مکترونیکی بیش از پیش احساس می‌گردد. دستگاه کنترل ارتفاع جهت بهینه‌سازی در تولید، سرعت عمل، دقت و سود اقتصادی کاربرد داشته و نتایج خوبی در کاهش هزینه، مواد اولیه، نیروی انسانی و از سوی دیگر افزایش کیفیت و بهره‌وری از خود نشان داده است. به‌طور معمول کنترل ارتفاع در دستگاه‌ها به کمک لیزر (Wobschall et al., 2005) و مبدل‌های

۱- دانشیار، گروه مهندسی مکانیک، دانشکده مهندسی، واحد شیراز، دانشگاه آزاد اسلامی، شیراز، ایران
(*) نویسنده مسئول: (Email: tahavvor@iaushiraz.ac.ir)
۲- دانشجوی دکتری مهندسی مکانیک، دانشگاه هرمزگان، بندرعباس، گروه مهندسی مکانیک، بندرعباس، ایران
۳- کارشناس ارشد، گروه مهندسی مکانیک، دانشکده مهندسی، واحد شیراز، دانشگاه آزاد اسلامی، شیراز، ایران

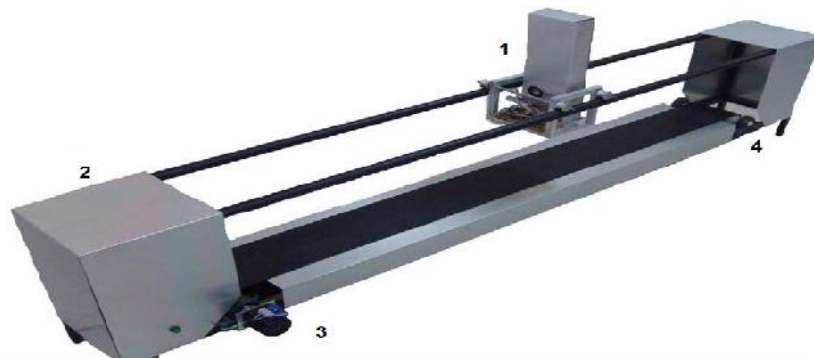
عملیات ساخت در مطالعه حاضر به طور کل شامل سه قسمت کاملاً مجزا می باشد. بخش نخست به طراحی، ساخت و آزمایش قطعات مکانیکی دستگاه می پردازد. در بخش طراحی با استفاده از طراحی به کمک کامپیوتر مدل اولیه دستگاه طراحی شده و مورد بررسی قرار گرفته است. بخش دوم به طراحی مدار الکترونیکی، انتخاب قطعات مورد نیاز و پس از آن ساخت مجموعه الکترونیکی پرداخته و بخش سوم در رابطه با شبکه عصبی مصنوعی است که مدل سازی رفتار سیستم را با توجه به داده های ورودی و داده های خروجی مورد بررسی قرار می دهد. در شکل ۱ تصویر دستگاه مشاهده می گردد که شامل، ۱- مجموعه کنترل، ۲- بدنه و پوشش فلزی، ۳- موتور الکتریکی و ۴- تسمه و یاتاقان می باشد.

سیستم های کنترل الکترو هیدرولیک برای طراحی ماشین های لودر توسط ستینکانت ارائه شده است (Cetinkunt *et al.*, 2001). همچنین زب نیز به طور گسترده به بررسی سیستم های کنترل موقعیت خود نگه دار الکترو هیدرولیک پرداخته است (Zeb, 2004).

هدف از این پژوهش آموزش یک شبکه عصبی مصنوعی جهت فراگیری رفتار بین ۶ متغیر ورودی شامل سرعت پروپ، سرعت تسمه نقاله، سرعت نمونه برداری، زمان نمونه گیری، سرعت امواج و اندازه گیری با کولیس به عنوان بردار ورودی و حرکت عملگر در شرایط مختلف به عنوان بردار خروجی می باشد.

مواد و روش ها

فرآیند ساخت اجزاء مکانیکی دستگاه



شکل ۱- دستگاه اندازه گیری ارتفاع ۱- مجموعه کنترل، ۲- بدنه و پوشش فلزی، ۳- موتور الکتریکی، ۴- تسمه و یاتاقان

Fig.1. Height measuring machine, 1-Control unit, 2-Metalic cover, 3-Electric motor, 4- Conveyor and bearing

مصنوعی در قالب شبیه سازی موجب کاهش خطا و بهینه سازی دقت عملکرد دستگاه می گردد. دستگاه ساخته شده در مطالعه حاضر جهت کنترل ارتفاع به کمک حسگر فراصوت بوده که توانایی اندازه گیری از یک سطح مبنا را دارا می باشد. هدف نهایی از ساخت این دستگاه کنترل تجهیزات شهرسازی و کشاورزی می باشد. برای مثال در عملیات سنگ فرش جاده ها از سنسورهای ارتفاع سنج ماشینی و فراصوتی برای کنترل ارتفاع و همچنین از دریافت کننده های لیزر جهت کنترل شیب استفاده می گردد. همچنین این دستگاه می تواند در انواع ماشین آلات کشاورزی از جمله تراکتور، گریدر و اسکرپور و با هدف تسطیح مورد استفاده قرار گیرد. رفتار دستگاه حاضر به کمک شبکه عصبی مصنوعی چند لایه ای که آموزش آن به کمک قانون لونیگ-مارکوادت^۱ انجام شده است (Levenberg, 1994; Marquardt, 1963). جهت اندازه گیری و کنترل ارتفاع نمونه هایی با متغیرهایی مانند سرعت پروپ، سرعت کانوایر، سرعت نمونه برداری،

حسگر فراصوت

حسگرهای فراصوت به طور معمول برای گستره وسیعی از کاربردها مانند اندازه گیری فاصله، دی سنجی (Hojjat *et al.*, 2013) و یا حضور غیرتماسی مورد استفاده قرار می گیرد (Shirley, 1989). حسگرهای فراصوت یک موج کوچک با یک صدای فراصوت را به سمت هدف منتشر می نماید (Massa, 1992). هدف مورد نظر صدا را به سمت حسگر منعکس کرده و سیستم زمان بازگشت بازتاب را به حسگر محاسبه نموده و فاصله تا هدف را با استفاده از سرعت صوت در آن محیط محاسبه می نماید (Massa, 1987).

شبکه عصبی مصنوعی

شبکه عصبی مصنوعی در بسیاری از زمینه ها از جمله ساخت و بهینه سازی کاربرد داشته و استفاده از آن ها به واسطه توانایی شبیه سازی مسائل پیچیده و غیر خطی متداول می باشد (Patterson, 2005). همچنین بررسی رفتار سیستم به کمک شبکه های عصبی

1- Levenberg-Marquardt

اندازه‌گیری ۱۷۰۰ میلی‌متر به‌صورت آنالوگ بوده و با اتصال به اجزای متحرک دستگاه، نظیر محور موتور، جعبه دنده و نوار نقاله حرکت مکانیکی دستگاه را به سیگنال الکتریکی جهت اندازه‌گیری دقیق طول، سرعت و موقعیت زاویه تبدیل می‌نماید.

از میکروکنترلر ای‌تی‌مگا ۳۲ با ۴۰ پایه دارای چهار درگاه ۸ بیتی به‌عنوان ورودی جهت تبدیل ولتاژ آنالوگ به کد دیجیتال در قالب واحد پردازش اطلاعات استفاده شده است. همچنین از نمایشگر گرافیکی اطلاعات ۱۲۸×۶۴ پیکسل جهت نمایش داده‌ها استفاده گردیده است.

لازم به ذکر است که جزئیات طراحی و مونتاژ قطعات مکانیکی دستگاه در مرجع (Khadem et al., 2010) به تفصیل بیان شده است.

شرح عملکرد دستگاه کنترل ارتفاع

تعیین مقدار ارتفاع جسم با توجه به تغییرات سرعت عملگر، سرعت تغییر ارتفاع و سرعت انتشار امواج از قابلیت‌های این دستگاه می‌باشد. تسمه نقاله با سرعت قابل تنظیم توسط یک سامانه دور متغیر به حرکت درآمده و قطعات با ارتفاع‌های مختلف روی تسمه نقاله حرکت کرده و توسط حسگر فراصوت با قابلیت تنظیم فرکانس امواج بررسی شده و ارتفاع آن‌ها اندازه‌گیری می‌شود. همچنین موقعیت عملگر نیز توسط خط‌کش راهنمای مقاومتی محاسبه می‌شود. این دو مقدار در واحد پردازش اطلاعات با یکدیگر مقایسه شده و میزان حرکت عملگر مشخص می‌گردد. بدین ترتیب میزان و جهت حرکت عملگر به صورت پالس‌های موتور پله‌ای^۱ تعیین و اعمال می‌شود. هر ۲۰۰ میلی ثانیه ارتفاع جسم و موقعیت عملگر در حافظه سیستم ذخیره و توسط نمایشگر نشان داده می‌شود. در شکل ۲ یک بلوک دیاگرام حلقه بسته از نحوه عملکرد دستگاه کنترل ارتفاع نشان داده شده می‌باشد.

تئوری تحقیق

مدل‌سازی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

در مطالعه حاضر به منظور آموزش یک شبکه عصبی مصنوعی از ۴۷۱۱ نمونه داده آزمایشگاهی که هر کدام شامل ۶ ورودی و ۱ خروجی می‌باشد (۸ آزمایش با ۲۵۲ داده و ۱۱ آزمایش با ۲۴۵ داده)، استفاده شده است. ۶ متغیر ورودی شامل سرعت پروپ، سرعت تسمه نقاله، سرعت نمونه‌برداری، زمان نمونه‌گیری، سرعت امواج و اندازه‌گیری عوارض سطح (که با بلوک‌های مکعب مستطیل شکل مدل شده است) با کولیس به‌عنوان بردار ورودی می‌باشد. بردار

زمان نمونه‌گیری، سرعت امواج و اندازه‌گیری با کولیس بردار ورودی مورد بررسی قرار گرفته است. بردار خروجی، حرکت عملگر را در شرایط مختلف پردازش می‌کند. شبکه‌های عصبی مصنوعی رفتار داده‌های آزمایشگاهی را فراگرفته و با توجه به مقادیر ورودی‌های جدید خروجی‌های مورد نظر را تولید می‌نماید (Wilamowski et al., 2001).

مونتاژ قطعات مکانیکی

برای جلوگیری از ارتعاشات و خمیدگی قطعات بدنه اصلی از قوطی‌های فولادی با جنس فولاد ST50 مطابق با استاندارد DIN59411 استفاده شده است. همچنین در قسمت بالای شاسی دو لوله با قطر ۲۰ میلی‌متر با جنس فولاد ST35 مطابق با استاندارد DIN2448 با روکش گالوانیزه به‌کار رفته و با اتصال دائمی جوش به یکدیگر متصل شده است. در قسمت تحتانی شاسی نیز از ۴ عدد پیچ تنظیم جهت ایجاد تعادل در شاسی و اطمینان از تراز بودن دستگاه نسبت به محور افقی استفاده گردیده است. همچنین در انتهای پیچ‌ها، پایه‌های لاستیکی جهت افزایش اصطکاک، سطح مقطع و کاهش ارتعاشات مضر تعبیه شده است. پس از مونتاژ قطعات به یکدیگر و با هدف محافظت از تسمه و قطعات لاستیکی و در عین حال حفظ زیبایی از ۵ قطعه ورق آلومینیوم با ضخامت ۱/۵ میلی‌متر با جنس آلومینیوم AL99.8 و مطابق با استاندارد DIN1751 استفاده شده است. ورق‌های آلومینیومی توسط پرچ به مجموعه متصل شده‌اند.

در مکانیزم تسمه نقاله از یک لاستیک با عرض ۱۵۰ میلی‌متر و طول ۳۳۵۰ میلی‌متر جهت حمل نمونه‌های اندازه‌گیری استفاده شده است. در دو طرف تسمه نقاله نیز از دو غلتک با جنس‌های آلومینیوم با استاندارد DIN1751 و تفلون به‌کار رفته و برای ایجاد اصطکاک بر روی غلتک آلومینیومی آج‌هایی ایجاد شده است. برای به حرکت درآوردن غلتک‌ها نیز از یاتاقان‌های غلطشی مطابق استاندارد DIN625T1 استفاده شده است.

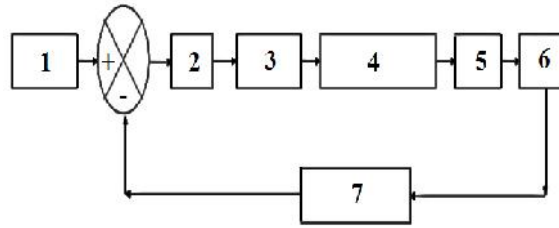
تسمه نقاله این قابلیت را دارد که با سرعت متغیر حرکت کرده و برای به حرکت درآوردن این مکانیزم از یک موتور ساخت ایتالیا مربوط به شرکت مابوچی^۲ مدل RF-130CH-07570 با جریان متناوب، با اختلاف پتانسیل ۲۲۰ ولت، توان ۲۰ وات و ۱۵ دور بر دقیقه استفاده گردیده که دارای مصرف برق کم، توان و کنترل بالا می‌باشد. موتور فوق نیازمند یک مبدل برای کاهش دور می‌باشد. موتور دارای دور چپ‌گرد و راست‌گرد بوده که با یک جعبه دنده کوپل گردیده است. همچنین جعبه‌دنده از نوع حلزونی یک‌راهه با نسبت ۱ به ۱۰۰ می‌باشد. در این مکانیزم حرکت عملگر به‌وسیله موتور پله‌ای و اندازه‌گیری ارتفاع به‌وسیله سنسور فراصوت صورت می‌پذیرد. اندازه‌گیری حرکت عملگر به‌وسیله خط‌کش راهنمای مقاومتی با مقاومت ۱۰ کیلو اهم و با درجه حفاظت IP40-53 با محدوده

1- Stepper motor

2- Mabuchi Electric Motors Co.

عصبی مصنوعی مدل سازی می شود.

خروجی نیز حرکت عملگر در شرایط مختلف را پردازش می کند. به عبارت دیگر حرکت به بالا و پایین عملگر توسط خروجی شبکه



شکل ۲- بلوک دیاگرام حلقه بسته دستگاه آزمایش کنترل ارتفاع ۱- ارتفاع (ورودی)، ۲- حسگر، ۳- میکروکنترلر، ۴- موتور پله ای، ۵- جعبه دنده، ۶- عملگر (خروجی)، ۷- انکدر خطی

Fig.2. Closed-loop block diagram of height-measuring machine 1-Height (input), 2-Sensor, 3-Micro-controller, 4-Step motor, 5-Gearbox, 6-Actuator (target), 7-Linear encoder

ترکیبی از بیشترین کاهش هزینه روش گاوس-نیوتن است که یک تابع چند متغیره را به عنوان جمع توابع غیر خطی با مقادیر حقیقی تعیین می کند (Levenberg, 1994; Marquardt, 1963). این الگوریتم به یک روش استاندارد برای حل مسائل غیر خطی تبدیل و در طیف وسیعی به کار گرفته شده است. برای قانون لونیبرگ-مارکواردت توان عملکرد بهینه شده به کمک رابطه (۱) تعریف می گردد.

$$F(\omega) = \sum_{p=1}^P [\sum_{k=1}^K (d_{kp} - o_{kp})^2] \quad (1)$$

که $\omega = [\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_N]^T$ شامل وزن های شبکه، مقدار d_{kp} مقدار مطلوب خروجی مرتبه k و الگوی مرتبه p مقدار واقعی خروجی مرتبه K و الگوی مرتبه P است. N تعداد وزن ها، P تعداد الگوها و K تعداد خروجی های شبکه می باشد (Wilmowski et al., 2001). هنگامی که تابع کارایی به صورت مجموع مربعات باشد، ماتریس هسیان^۳ به کمک رابطه (۲) قابل تخمین است.

$$H = J^T J \quad (2)$$

همچنین شیب نیز به کمک رابطه (۳) محاسبه می گردد.

$$g = J_e^T \quad (3)$$

J ماتریس ژاکوبیان^۴ می باشد که شامل مشتقات اول از خطاهای شبکه نسبت به وزن ها و بایاس ها بوده و بردار خروجی خطای شبکه است. ماتریس ژاکوبیان از طریق تکنیک استاندارد پس انتشار قابل محاسبه است و پیچیدگی محاسبات آن نسبت به محاسبه ماتریس هسیان بسیار کمتر است. الگوریتم قانون لونیبرگ-مارکواردت از تقریب رابطه (۴) برای محاسبه ماتریس هسیان استفاده می نماید.

$$X_{k+1} = X_k - [J^T J + \mu I]^{-1} J^T e \quad (4)$$

زمانی که مقدار μ صفر باشد این تابع تبدیل به یک روش نیوتن

همچنین با توجه به ماهیت غیرخطی داده ها از یک شبکه عصبی پرسپترون چندلایه استفاده شده است. شبکه عصبی مصنوعی رفتار داده های آزمایشگاهی را فراگرفته و با توجه به مقادیر ورودی های جدید، خروجی مورد نظر را که ارتفاع قطعات می باشد، تولید می نماید. ساختار این شبکه عصبی دارای ۵ لایه می باشد. لایه اول دارای ۱۰ گره، لایه های ۲ و ۳ و ۴ هر کدام دارای ۲۰ گره و لایه آخر دارای ۲ گره می باشد. نقش لایه ها در فراگیری رفتار غیرخطی و پیچیده بین ورودی ها و خروجی ها می باشد. با توجه به رفتار غیر خطی مابین داده های ورودی و خروجی و همچنین مثبت بودن مقادیر خروجی جهت تمام لایه ها از توابع تبدیل سیگموئید منطقی^۱ استفاده می نمایند. در این شبکه از روش آموزش پس انتشار^۲ بر مبنای قانون لونیبرگ-مارکواردت استفاده شده است. دلیل استفاده از این روش ترکیب مناسب دقت و سرعت در همگرایی با استفاده از تلفیق روش های مبتنی بر نزول گرادیان و روش های نیوتنی می باشد (Marquardt, 1963). نحوه انتخاب تعداد لایه ها و گره ها به این صورت می باشد که ابتدا از تعداد لایه های کم شروع شده و سپس تعداد لایه ها افزایش می یابد تا دقت مطلوب حاصل گردد. همچنین در رابطه با تعداد گره ها نیز این امر برقرار می باشد. لازم به ذکر است با توجه به این که الگوریتم آموزش شبکه یک الگوریتم تکرار می باشد، تلورانس خطا جهت توقف تکرارها^۶ ۱۰^{-۶} انتخاب شده است. این معیار بیانگر میانگین مربعات خطا مربوط به تفاضل خروجی های شبکه در دو تکرار متوالی می باشد.

قانون لونیبرگ-مارکواردت

قانون لونیبرگ-مارکواردت یک تکنیک تکرار شونده به عنوان

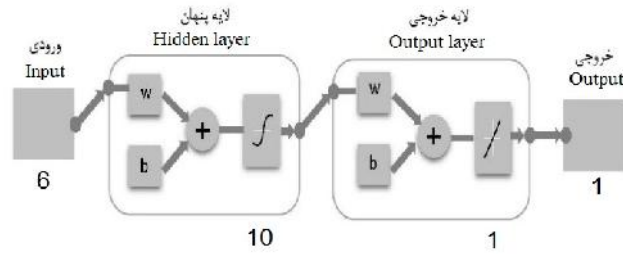
3- Hessian
4- Jacobian

1- Logistic sigmoid
2- Back-propagation

محاسبه می‌گردد.

$$X_{k+1} = X_k - u_k y_k \quad (5)$$

X_k بردار وزن و بایاس در گام فعلی بوده و y_k مشتق تابع عملکرد در گام فعلی و u_k نرخ آموزش می‌باشد. همچنین شکل ۳ شبکه عصبی چند لایه مورد نظر به همراه لایه‌های پنهان و خروجی نشان می‌دهد.



شکل ۳- شبکه عصبی چند لایه

Fig.3. Multi-layer neural network

خطا و ضریب همبستگی استفاده شده می‌باشد. منظور از جذر میانگین مربعات خطا (McNamee and Pan, 2013) در یک شبکه عصبی مصنوعی، جذر میانگین مربع خطاهای ایجاد شده بین خروجی‌های حقیقی و لایه دلخواه خروجی است. این معیار توسط رابطه (۹) محاسبه می‌گردد (Bird, 2003).

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (o_i - y_i)^2}{N}} \quad (9)$$

همچنین معیار ضریب همبستگی توسط رابطه (۱۰) محاسبه می‌گردد.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum(Q_{EXP} - Q_{ANN})^2}{\sum(Q_{EXP} - Q_{M,EXP})^2} \quad (10)$$

که در آن Q_{EXP} نتایج داده‌های آزمایشگاهی، Q_{ANN} نتایج شبکه عصبی، $Q_{M,EXP}$ میانگین نتایج داده‌های آزمایشگاهی می‌باشد.

نتایج و بحث

نتایج داده‌های آزمایشگاهی برای ۱۹ مرحله آزمایش در فرآیندهای مختلف انجام گردیده است. خلاصه‌ای از پارامترهای بردارهای ورودی و خروجی در جدول ۱ آورده شده است. پارامترهای بردار خروجی حاصل از نتایج آزمایشگاهی (میزان بالا و پایین شدن عملگر) برای آزمایش‌های ۱ الی ۶ به ترتیب ۰، ۱، ۰، ۲، ۰ و ۱ میلی‌متر بر ثانیه می‌باشد.

برای تقریب ماتریس هسیان می‌شود، زمانی که μ یک عدد بزرگ باشد به روش شیب با گام کوچک تبدیل می‌گردد. μ پس از هر گام موفق کاهش می‌یابد و فقط زمانی افزایش می‌یابد که تابع کارایی افزایش یابد. به‌طور معمول تابع عملکرد، میانگین مربعات اختلاف بین خروجی شبکه و خروجی مطلوب است که در روش پس انتشار خطا ساده‌ترین پیاده‌سازی در آموزش وزن‌ها و بایاس شبکه در جهت کم شدن میزان خطا یا تابع عملکرد را دارا می‌باشد و توسط رابطه ۵

الگوریتم پس انتشار خطا جهت آموزش شبکه بدین ترتیب است که همه وزن‌ها با یک مقدار تصادفی کوچک عددی دهی شده و تا رسیدن به شرط پایانی مراحل زیر تکرار می‌گردد. یک X متعلق به داده‌های محاسبه شده در نظر گرفته شود. داده X در شبکه انتشار داده شود.

پس از به دست آمدن خروجی، خطای خروجی محاسبه می‌گردد. مطابق روابط میزان خطای خروجی به سمت عقب در شبکه انتشار داده شود. برای هر واحد خروجی جمله خطا به کمک رابطه (۶) محاسبه می‌گردد.

$$\delta_k = O_k (1 - O_k)(t_k - O_k) \quad (6)$$

برای هر واحد مخفی جمله خطا به کمک رابطه (۷) محاسبه می‌شود.

$$\delta_h = O_h (1 - O_h) \sum_k W_{kh} \delta_k \quad (7)$$

مقدار هر وزن در رابطه (۸) تغییر می‌نماید. که در آن $\Delta W_{ji} = \eta \delta_j X_{ji}$ و η نرخ یادگیری می‌باشد.

$$W_{ji} = W_{ji} + \Delta W_{ji} \quad (8)$$

از شروط مختلفی برای خاتمه الگوریتم استفاده می‌گردد. در مطالعه حاضر از شرط توقف خطای کمترین مقدار تعیین شده استفاده شده است.

روش‌های اعتبار سنجی

در کار حاضر جهت سنجش اعتبار از معیارهای میانگین مربعات

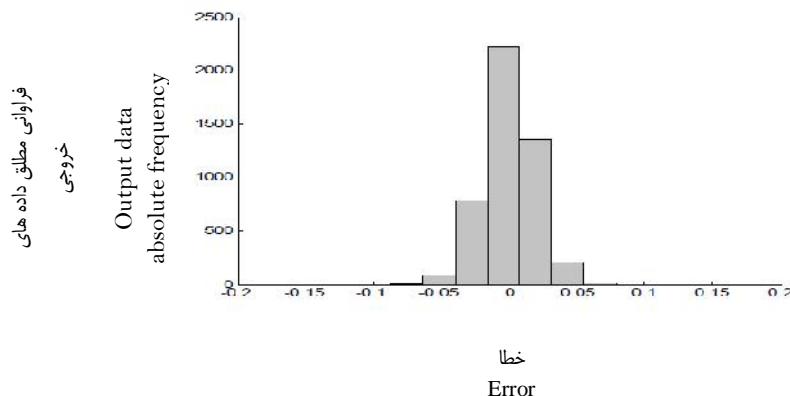
جدول ۱- پارامترهای بردار ورودی حاصل از نتایج آزمایشگاهی

Table 1- Input vector factors obtained from experimental measurements

شماره آزمایش	سرعت پروب Probe speed (mm s ⁻¹)	سرعت تسمه نقاله Conveyor speed (mm s ⁻¹)	زمان نمونه برداری Sampling time (ms)	زمان نمونه گیری Sampling time (ms)	سرعت امواج Wave speed (mm s ⁻¹)	اندازه گیری با کولیس Measurements (mm)
1	45	50	35	560	3	38
2	45	50	50	210	20	38
3	33	60	100	750	38	40
4	33	60	100	7850	40	38
5	33	40	50	1800	40	38
6	33	40	50	2000	100	98
7	16	60	75	6600	100	98
8	16	60	75	6850	100	98
9	16	40	50	9600	40	38
10	16	40	50	9800	38	100
11	45	50	35	770	30	35
12	45	50	35	1610	40	38
13	22.5	50	35	3290	40	35
14	22.5	50	35	4060	100	98
15	22.5	50	35	5670	100	98
16	33	60	75	6550	100	98
17	33	60	75	7300	100	98
18	33	60	75	6900	40	98
19	16	60	100	2400	40	38
20	16	60	100	2700	40	38

که خطای مدل در خروجی شبکه عصبی مصنوعی و خروجی آزمایشگاهی برابر صفر است. در بازه ۱۴۰۰ داده نتایج شبکه عصبی مصنوعی و آزمایش دارای خطایی در حدود ۱ درصد می باشد و در بازه ۸۰۰ داده نتایج شبکه عصبی مصنوعی و آزمایش دارای خطایی در حدود ۳ درصد می باشد. بنابراین می توان مشاهده نمود که تعداد بسیاری از نمونه ها پس از مدل سازی دارای خطای کمتر از ۱ درصد بوده است و استفاده از شبکه عصبی مصنوعی کاملاً صحیح و مناسب می باشد.

برای اطمینان بیشتر از کیفیت آموزش شبکه عصبی مصنوعی، شبکه پس از پایان آموزش مورد بررسی قرار می گیرد. بدین ترتیب که حدود ۳۳۰۰ داده به صورت تصادفی از میان ۴۷۱۱ داده اصلی جهت آموزش شبکه عصبی مصنوعی انتخاب گردیده و پس از آموزش شبکه با مابقی داده ها مورد آزمایش و ارزیابی قرار می گیرد. در شکل ۴ فراوانی مطلق داده های خروجی شبکه نمایش داده شده است که در بازه ۲۴۰۰ داده، خروجی شبکه عصبی مصنوعی و خروجی آزمایشگاهی بر یکدیگر منطبق بوده و این امر نشان دهنده آن است

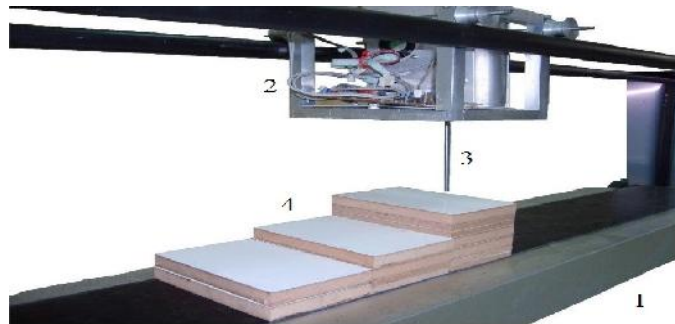


شکل ۴- فراوانی مطلق داده های خروجی شبکه عصبی مصنوعی
Fig. 4. Absolute frequency of output data from neural network

جهت معتبرسازی مدل شبکه عصبی مورد استفاده در مطالعه حاضر ۷ آزمایش در مدت ۱۲۰۰۰ واحد زمان به کمک قطعاتی با اشکال و ارتفاع‌های مختلف انجام گردیده است. با قرار دادن این قطعات بر روی یکدیگر اشکال متنوع با ارتفاع‌های مختلف به وجود آمده و سپس دستگاه به کمک پروب و کانوایر خود به محاسبه ارتفاع این قطعات می‌پردازد. نمونه‌ای از این اندازه‌گیری در شکل ۵ آورده شده است.

در مطالعه حاضر به منظور حصول اطمینان از صحت نتایج حاصل از اندازه‌گیری ارتفاع قطعات توسط دستگاه به کمک سه روش مقایسه نتایج داده‌های آزمایشگاهی با خروجی‌های شبکه عصبی مصنوعی، جذر میانگین مربعات خطا و ضریب همبستگی جمع مربعات خطا به معتبرسازی نتایج پرداخته شده است.

معتبرسازی به کمک مقایسه نتایج داده‌های آزمایشگاهی و خروجی‌های شبکه عصبی مصنوعی

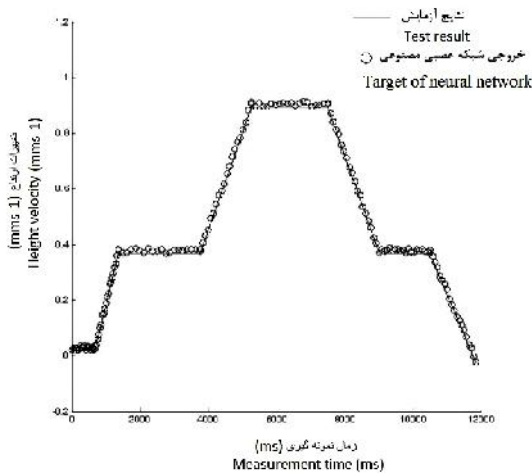


شکل ۵- دستگاه در حین تعیین ارتفاع نمونه‌ها ۱- نوار نقاله ۲- واحد کنترل ۳- عملگر واحد کنترل ۴- بلوک سنج

Fig. 5. Apparatus under use 1-Conveyor, 2-Control unit, 3-Actuator, 4- Gauge block

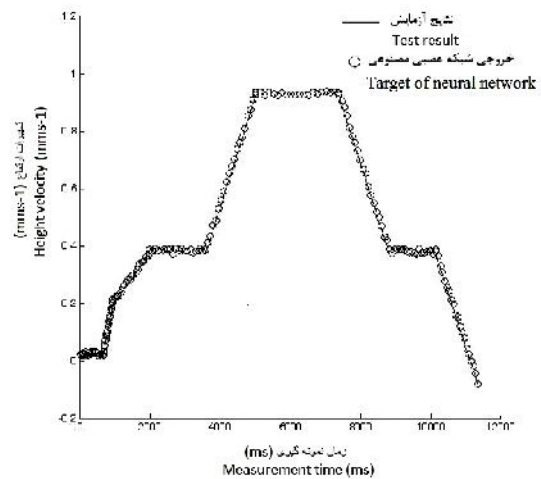
۱۲ نمایش داده شده است.

این داده‌های آزمایشگاهی با نتایج خروجی حاصل از شبکه عصبی مصنوعی مدل مقایسه گردیده و نتایج این مقایسه در شکل‌های ۶ الی



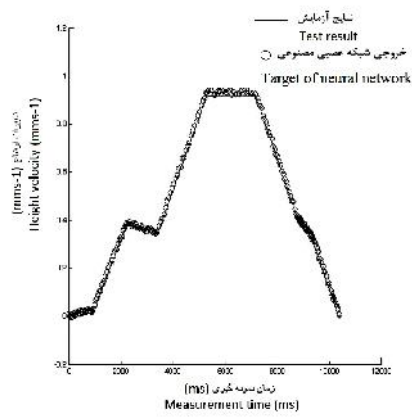
شکل ۷- نتایج مربوط به آزمایش ۲

Fig.7. Results of test 2

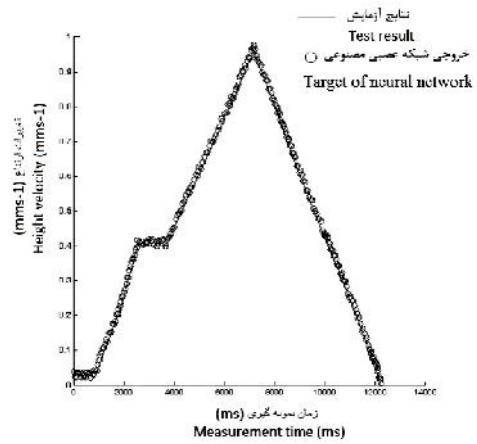


شکل ۶- نتایج مربوط به آزمایش ۱

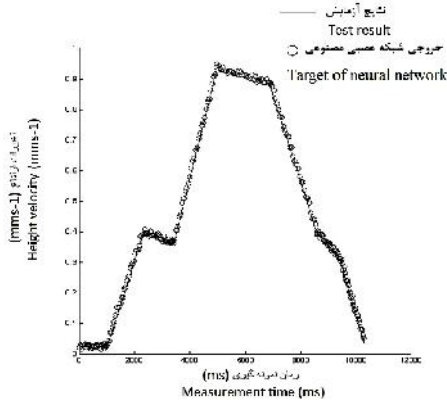
Fig.6. Results of test 1



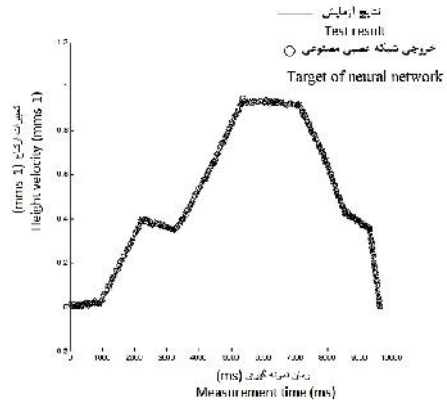
شکل ۹- نتایج مربوط به آزمایش ۴
Fig.9. Results of test 4



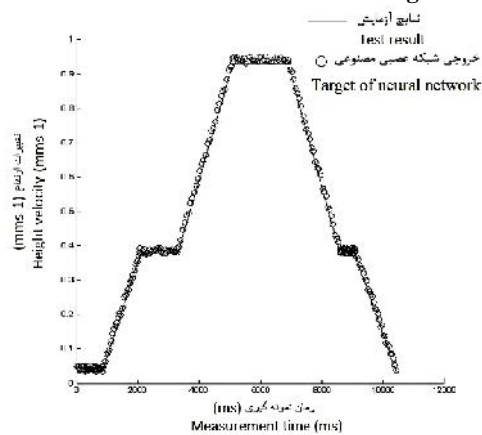
شکل ۸- نتایج مربوط به آزمایش ۳
Fig.8. Results of test 3



شکل ۱۱- نتایج مربوط به آزمایش ۶
Fig.11. Results of test 6



شکل ۱۰- نتایج مربوط به آزمایش ۵
Fig.10. Results of test 5



شکل ۱۲- نتایج مربوط به آزمایش ۷
Fig.12. Results of test 7

نتیجه‌گیری

در مطالعه حاضر به کمک ساخت نمونه‌هایی مبتنی بر داده‌های اندازه‌گیری آزمایشگاهی، امکان مدل‌سازی به کمک شبکه عصبی مصنوعی بررسی گردیده است.

نتایج خروجی شبکه عصبی مصنوعی و نتایج آزمایشگاهی کنترل ارتفاع برای ۱۹ آزمایش که شامل ۴۷۱۱ داده آزمایشگاهی است، در موارد متعددی مقایسه گردیده و مطابقت بسیار خوبی مشاهده شده است. از آنجا که تعداد لایه‌ها در این شبکه تنها ۵ لایه می‌باشد، استفاده از شبکه عصبی مصنوعی قابل قبول بوده و پیاده‌سازی آن به سادگی امکان‌پذیر می‌باشد. لذا از شبکه عصبی مصنوعی می‌توان برای تعیین و کنترل ارتفاع قطعات در حالت آزمایشگاهی با هزینه و زمان محاسباتی بسیار کم استفاده نمود. همچنین الگوریتم پس انتشار خطا به کمک قانون یادگیری لوبنبرگ-مارکواردت به دلیل روش آموزش آسان، همگرایی سریع و دقیق انتخاب بسیار مناسبی برای آموزش شبکه‌های عصبی مصنوعی جهت مطالعات مشابه می‌باشد.

جایگزینی ماتریس واحد با ماتریس هسیان نیز در معادله بهینه‌سازی شده قانون لوبنبرگ-مارکواردت تأثیر به‌سزایی در همگرایی و کاهش زمان محاسبه دارد. آمار مقایسه‌ای میان مدل‌های مختلف اندازه‌گیری آزمایشگاهی از طریق مقایسه پارامترهای ضریب همبستگی، مجذور متوسط مربعات خطا، اعتبارسنجی و آزمایش ارائه شده است. مطالعه حاضر جهت توسعه فرآیندهای مهندسی و افزایش تأثیر دستگاه‌های تولید شده مورد نیاز در آموزش واحدهای اندازه‌گیری هوشمند انجام گردیده است.

با توجه به شکل‌های ۶ الی ۱۲ مشاهده می‌گردد که نتایج شبکه عصبی مصنوعی از تطابق بسیار خوبی با داده‌های حاصل از اندازه‌گیری‌های آزمایشگاهی برخوردار می‌باشد.

معتبرسازی به کمک جذر میانگین مربعات خطا

در جدول ۲ میزان میانگین مربعات خطا نمایش داده شده است. میزان میانگین مربعات خطا حاکی از آن است که نتایج از همگرایی بسیار خوبی برخوردار می‌باشد.

جدول ۲- میانگین مربعات خطا

Table 2- Mean square error

میانگین مربعات خطا	تعداد نمونه‌ها
7.77×10^{-4}	آموزش 3297
7.78×10^{-4}	اعتبارسنجی 707
7.77×10^{-4}	تست 707

معتبرسازی به کمک معیار ضریب همبستگی جمع مربعات خطا

محاسبه معیار ضریب همبستگی میزان ۰/۹۹۶۵ را نشان می‌دهد که می‌توان نتیجه گرفت که مدل‌سازی در شبکه عصبی به خوبی عمل کرده و در نهایت خطای اندازه‌گیری بسیار کوچک می‌باشد.

References

- Bird, J. 2003. Mean and root mean square values, Fourth Edition, USA: Elsevier Limited: 457-460.
- Cetinkunt, S. 2006. Mechatronic with Experiments, USA: John Wiley & sons Inc.: 358-372.
- Cetinkunt, S., U. Pinosopon, C. Chen, A. Egelja, and S. Anwar. 2001. Positive flow control of closed center electro hydraulic implement by wire systems for mob equipment applications. *Mechatronics* 14: 403-420.
- Darold, W., Z. Ming, and S. Vasaraghavan. 2005. An ultrasonic/optical pulse sensor for precise distance measurements. *Sensors for industry conference Houston, Texas, USA*.
- Dragoi, C., N. Vasiliu, and C. Calinoiu. 2010. Experimental identification of the electrohydraulic servo systems used in speed governors for hydraulic turbines. *A Doua Conferinta* 1: 661-672.
- Elsadiq, A. A. B., and A. A. B. Mohammad. 1996. Evaluating the accuracy of laser for engineering surveying. *Journal of Kingsoud University Engineering Sciences* 8: 121-131.
- Figueroa, F., and A. Mahajan. 1994. A robust navigation system for autonomous vehicle using ultrasonic. *Control Engineering Practice* 2 (1): 49-59.
- Hojjat, Y., A. R. Ghane, and Sh. Mirzamohamadi. 2013. Design and fabrication of a transit time ultrasonic flow meter. *Modares Mechanical Engineering* 13 (5): 153-156. (In Farsi).
- Khadem, S. M. R., S. M. Khadem, A. Afsari, H. Dokoohaki. 2010. Development of a Machine-Road

- Simulator for Performance Investigation of Height Measuring Sensors in Earth Moving Machinery, Proceeding of first international conference on sensor device technologies and applications, Venice, Italy 10-15.
10. Levenberg, K. 1994. A method for the solution of certain nonlinear problems in least square. Quarterly of applied mathematics 2 (2): 164-168.
 11. Marquardt, D. W. 1963. An algorithm for least-squares estimation of nonlinear parameters. SIAM journal of applied mathematics 11: 431-441.
 12. Massa, D. P. 1987. An Automatic Ultrasonic Bowling Scoring system. Sensors 4 (10).
 13. Massa, F. 1992. Ultrasonic in industry, Fiftieth Anniversary issue Proc IRE, Ireland.
 14. McNamee, J. M., and V. Y. Pan. 2013. Root-Squaring Method, Studies in Computational Mathematics 16: 139-214.
 15. Patterson, D. W. 2005. Artificial Neural Networks Theory and Applications. Prentice-Hall International, UK, London.
 16. Shirley, P. A. 1989. An introduction to Ultrasonic Sensing. Sensors 6 (11).
 17. Shraga, S., and B. Johann. 2001. Using coded signals to benefit from ultrasonic sensor crosstalk in mobile robot obstacle avoidance. IEEE international conference on robotics and automation, Seoul, Korea.
 18. Wilamowski, B., M. Iplikci, S. Kaynak, and O. Efe. 2001. An algorithm for fast convergence in training neural networks, proceedings of international joint conference on neural networks, Washington DC, USA.
 19. Wobschall, D., M. Zeng, and B. S. Vasaraghavan. 2005. An ultrasonic/optical sensors for precise distance measurements, in The SI con/05-Sensors for industry conference, USA, Texas, Huston.
 20. Zeb, J. 2004. Mathematical modeling of a position control electro hydraulic servo-system. In second international conference of bhurban, Pakistan, bhurban.

Modeling of the height control system using artificial neural networks

A. R. Tahavvor^{1*} - Sh. Heidari² - P. Zarrinchang¹

Received: 09-05-2015

Accepted: 11-10-2015

Introduction

Automation of agricultural and machinery construction has generally been enhanced by intelligent control systems due to utility and efficiency rising, ease of use, profitability and upgrading according to market demand. A broad variety of industrial merchandise are now supplied with computerized control systems of earth moving processes to be performed by construction and agriculture field vehicle such as grader, backhoe, tractor and scraper machines. A height control machine which is used in measuring base thickness is consisted of two mechanical and electronic parts. The mechanical part is consisted of conveyor belt, main body, electrical engine and invertors while the electronic part is consisted of ultrasonic, wave transmitter and receiver sensor, electronic board, control set, and microcontroller. The main job of these controlling devices consists of the topographic surveying, cutting and filling of elevated and spotted low area, and these actions fundamentally dependent on the machine's ability in elevation and thickness measurement and control. In this study, machine was first tested and then some experiments were conducted for data collection. Study of system modeling in artificial neural networks (ANN) was done for measuring, controlling the height for bases by input variable input vectors such as sampling time, probe speed, conveyer speed, sound wave speed and speed sensor are finally the maximum and minimum probe output vector on various conditions. The result reveals the capability of this procedure for experimental recognition of sensors' behavior and improvement of field machine control systems. Inspection, calibration and response, diagnosis of the elevation control system in combination with machine function can also be evaluated by some extra development of this system.

Materials and Methods

Designing and manufacture of the planned apparatus classified in three dissimilar, mechanical and electronic module, courses of action. The mechanical parts were computer-generated by engineering software in assembled, exploded and standard two-dimensional drawing required for the manufacturing process. Carrier and framework of control unit and actuator mainly designed to have the capability to support and hold the hardware and sensor assembly in an easy mountable fashion. This arrangement performed feasibility of the movement and allocating of control unit along the travel length of belt above the conveyor unit.

In this work a multilayer perceptron network with different training algorithm was used and it is found that the backpropagation algorithm with Levenberge-Marquardt learning rule was the best choice for this analysis because of the accurate and faster training procedure. The Levenberg-Marquardt algorithm was an iterative technique that locates the minimum of a multivariate function that was expressed as the sum of squares of nonlinear real-valued functions. It has become a standard technique for non-linear least-squares problems, widely adopted in a broad spectrum of disciplines. LM can be thought of as a combination of steepest descent and the Gauss-Newton method. When the current solution was far from the correct one, the algorithm behaves like a steepest descent method: slow, but guaranteed to converge. When the current solution is close to the correct solution, it becomes a Gauss-Newton method. The Levenberg algorithm is:

1. Do an update as directed by the rule above.
2. Evaluate the error at the new parameter vector.
3. If the error has increased as a result the update, then retract the step (i.e. reset the weights to their previous values) and increase l by a factor of 10 or some such significant factor, then goes to (1) and try an update again.
4. If the error has decreased as a result of the update, then accept the step (i.e. keep the weights at their new values) and decrease l by a factor of 10 or so.

Results and Discussion

The study of multi artificial neural network learning algorithm by using base Levenberg-Marquardt was the best choice to estimate function experimental data convergence. Artificial neural networks databases were

1- Department of Mechanical Engineering, Faculty of Engineering, Shiraz Branch, Islamic Azad University, Shiraz, Iran

2- Department of Mechanical Engineering, Hormozgan University, Bandar Abbas, Iran

(*- Corresponding Author Email: tahavvor@iaushiraz.ac.ir)

generated by experimental measurement data condition scales.

It has been observed that the artificial neural networks could be used in height control. The function estimation problem with parameters in Levenberg–Marquardt algorithm showed a high performance and has a high speed, the error in the most cases were decrease and show a high convergence. Sum square error between ANN predictions and experimental measurements was less than 0.001 and correlation coefficient is above 0.99.

Conclusions

ANN method was capable to predict and capture the behavior of experimental measurements.

ANN method can easily be used to determine new results with considerably less computational cost and time. Results show that the back-propagation method with Levenberg-Marquardt learning rule was suitable for training the networks.

The Sum square error between ANN predictions and experimental measurements was less than 0.001 and the correlation coefficient is above 0.99.

Replacement of the identity matrix with the diagonal of the Hessian in Levenberge-Marquardt update equation has great advantages in convergence and computation time.

Keywords: Artificial neural network, Instrumentation, Simulation of height, Ultrasonic sensor