

مدلسازی پدیده خودگرمایی و مشخصه غیر خطی سنسور NTC

با استفاده از شبکه‌های عصبی برای اندازه گیری مستقیم دما

جمال قاسمی^{۱*}، محمد مهدی پور^۲

۱- دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه مازندران، بابلسر، ایران.

۲- دانشکده فنی و مهندسی، موسسه غیرانتفاعی آمل، آمل، ایران.

j.ghasemi@umz.ac.ir, mmahdipour7@gmail.com

تاریخ دریافت: ۱۷ مهر ۱۳۹۴، تاریخ بازنگری اول: ۱۰ آذر ۱۳۹۴، تاریخ بازنگری دوم: ۲۰ دی ۱۳۹۴، تاریخ پذیرش: ۲ تیر ۱۳۹۵

* نشانی نویسنده مسئول: جمال قاسمی، بابلسر، خیابان شهید بهشتی، خیابان دانشگاه، پردیس دانشگاه مازندران، دانشکده فنی و مهندسی، کد پستی:

۴۷۴۱۶-۱۳۵۳۴

چکیده- یکی از مهمترین پارامترهای قابل اندازه گیری در سیستم های مهندسی، دما است. برای اندازه گیری دما با توجه به میزان دقت مورد نیاز و شرایط فیزیکی، سنسورهای مختلفی از جمله NTC، RTD، PTC، Thermocouple و ... وجود دارد. یکی از مهمترین این سنسورها NTC است، که علی-رغم داشتن مزایای زیاد، اما به دلیل غیرخطی بودن کمتر از آن استفاده می شود. پدیده خودگرمایی در NTC ها یکی از مهمترین عوامل بازدارنده در استفاده از آن در کاربردهای عملی می شود. در این تحقیق ساختاری جدید مبتنی بر استفاده از شبکه های عصبی برای مدلسازی پدیده های غیرخطی و خودگرمایی در سنسور NTC پیشنهاد شده است. در ساختار پیشنهادی این تحقیق با استفاده از داده های آزمایشگاهی و واقعی، شبکه های عصبی آموزش و آزمایش می شوند. میانگین مربعات خطای ۰/۰۴۸۰ و ۰/۰۳۷۰ به ترتیب برای شبکه های MLP و RBF بیان گر موفقیت روش پیشنهادی در مدلسازی رفتار غیرخطی سنسور NTC است.

واژه های کلیدی: دما، سنسور NTC، پدیده خودگرمایی، مدلسازی، شبکه های عصبی.

Self-heating Phenomenon and Nonlinear Characteristic Modeling of NTC Using Artificial Neural Network for Direct Measurement of Temperature

Jamal Ghasemi^{1*}, Mohammad Mahdipour²

1-Faculty of Engineering and Technology, University of Mazandaran, Babolsar, Iran.

2- Department of Electrical Control, Amol Institute of Higher Education, Amol, Iran

j.ghasemi@umz.ac.ir, mmahdipour7@gmail.com

Abstract- In the engineering systems, one of the most important measurable parameters is temperature. For measurement of temperature as for sensitivity, accuracy and term of physical required, different sensors as RTD, NTC, PTC, Thermo-couple are exist. One of the most important sensors is NTC that despite the many benefits, less than it used to be. Nonlinearity characteristic and self-heating phenomenon in the NTC are the biggest deterrents in practical applications. In this study, a new structure based on application of artificial neural network (ANN) has been suggested for modeling of the nonlinear and the self-heating phenomenons of NTC. Simulation results based on read generated laboratory data are presented to demonstrate the performance of the proposed structure. Mean square error of 0.0480 and 0.0370 are achieved based on MLP and RBF neural network, respectively.

Keywords- Temperature, NTC sensor, Self-heating, Artificial Neural Network.

۱- مقدمه

با توجه به روابط فوق مشخص است که با توجه به وجود عوامل درجه دوم و یا نمایی هر یک از سنسورها دارای عملکرد غیرخطی با مقادیر متفاوت هستند [۲-۴]. هر یک از سنسورهای فوق الذکر دارای مزایا و معایبی هستند که منجر به کارکرد های ویژه ای شده است. در بین این سنسورها، ترمیستور (NTC) بدلیل خصوصیات جالبی که دارد بسیار مورد توجه مهندسين قرار گرفته است. مزایای مهم سنسور NTC عبارت است از:

- ۱- حساسیت بالا، حدود ۳ تا ۵ درصد که خیلی بیشتر از سنسورهای دیگر است.
- ۲- کوچکی اندازه آن باعث شده تا به تغییرات دمایی خیلی سریع پاسخ دهد.
- ۳- استحکام مکانیکی NTC باعث شده تا نسبت به سایر سنسورها شوک های مکانیکی، حرارتی و لرزش را بهتر تحمل کند.
- ۴- مقاومت اهمی زیاد NTC باعث شده تا در اتصال به کابل های بلند، نسبت به سایر سنسورها، عملکرد بهتری داشته باشد.
- ۵- قیمت بسیار ارزان تری نسبت به سایر سنسورها دارد.
- ۶- قابلیت تعویض بهتری نسبت به سایر سنسورها دارند، چون که با تلرانس های خیلی نزدیک به هم ساخته می شوند [۳-۴]. با توجه به خصوصیات مذکور، به نظر می رسد که NTC باید سهم بالایی از کاربردهای اندازه گیری دما را به خود اختصاص دهد، اما به دلیل دو مشکل اساسی آن یعنی، پدیده خود گرمایی قطعه و عملکرد غیر خطی شدیدی که دارد، استفاده از آن همواره به مدارت خطی ساز پیچیده و گران قیمتی نیاز دارد که کاربرد آن را محدود و بسیار اندک نموده است.

در مسائل مهندسی، شبکه عصبی مصنوعی (ANN) با الهام از نورون های عصبی مغز انسان ها، برای مدلسازی پدیده های مختلف از روی نمونه های موجود بکار گرفته می شوند. یکی از مهمترین کاربردهای ANN برای تقریب توابع غیر خطی است. شبکه های عصبی چند لایه به عنوان تقریب زننده های عمومی قابل استفاده اند، چندین قضیه ریاضی وجود دارد که می توان به وسیله آنها ادعای فوق را تضمین کرد، که مهمترین آنها قضیه های کولموگروف، اسپرچر و قضیه هج-نیلسون است [۵]. تاکنون محققین زیادی با پیاده سازی شبکه های عصبی در کامپیوترها، بسیاری از مسایل دنیای واقعی را حل نموده اند [۶-۹]. در این بین پژوهشگران زیادی سعی در پیاده سازی سخت افزاری شبکه های عصبی در انواع تراشه های الکترونیکی مانند FPGA،

در همه علوم، اندازه گیری پارامترهای مختلف فیزیکی از جمله بخش های مهم سیستم است. اکثر سیستم های اندازه گیری دارای قسمت های مشابه ای هستند و اختلاف اساسی آنها در نوع سنسور به کار رفته و مدارات مربوط به راه اندازی سنسور، خطی سازی سنسور و ... است. به طور کلی سنسورها را می توان به دو گروه متفاوت تقسیم کرد:

- ۱- سنسورهای خطی، که دارای خروجی متناسب با مقدار کمیت اندازه گیری شونده هستند.
- ۲- سنسورهای غیرخطی، که خروجی آنها به صورت غیر خطی، تابع مقدار کمیت اندازه گیری شونده، است. غیرخطی بودن سنسورها، یکی از مشکلات اساسی تحلیل سیستم ها است. در یک نگاه کلان می توان گفت که عموم سیستم های طبیعی غیرخطی هستند. به دلیل رفتارهای غیرخطی، برخورد با این سیستم ها همواره دشوار است. معمولاً در مهندسی، در صورت امکان، سعی می شود با خطی سازی حول نقطه کار و به قیمت از دست دادن میزانی از دقت، رفتار سیستم ها، مدلسازی خطی شده تا تحلیل آنها با سهولت بیشتر و با هزینه کمتری انجام گیرد. برای مثال در مباحث کنترلی، با انجام خطی سازی در اکثر مواقع، یک کنترلر PID ساده کفایت می کند [۱]. البته موفقیت این رهیافت کاملاً بستگی به روش خطی سازی و میزان خطای ناشی از آن دارد. در صورتی که روش های خطی، خطای زیادی را ایجاد کند، تحلیل های غیرخطی با استفاده از مدل های غیرخطی می تواند چاره کار باشد.

یکی از مهمترین پارامترهای فیزیکی در سیستم های مهندسی، دما است که با توجه به اهمیت و دقت مورد نیاز از روش های مختلفی برای سنجش و اندازه گیری آن استفاده می شود. این روش های مختلف با توجه به وضعیت فیزیکی سیستم، دقت مورد نیاز و ... می توانند در انتخاب نوع المان های اندازه گیری لحاظ گردند. بر این اساس، چند سنسور متداول در اندازه گیری دما از جمله RTD ، PTC ، NTC و $Thermocouple$ به همراه روابط اصلی حرارتی شان جهت مقایسه در روابط ۱ تا ۴ (به ترتیب) آورده شده است.

$$R_T = R_0 + \alpha R_0 (AT + BT^2 + C(T - R_0)T^3) \quad (1)$$

$$R_2 = R_1 e^{\alpha(T_2 - T_1)} \quad (2)$$

$$R_T = R_r e^{\beta \left(\frac{1}{T} - \frac{1}{T_r} \right)} \quad (3)$$

$$E = a + bT + cT^2 \quad (4)$$

به دمایی از بدنه ترمیستور گفته می‌شود که مقاومت نامی دمای صفر آن، در این دما (معمولا ۲۵ درجه سانتیگراد) اندازه‌گیری می‌شود.

۲- مقاومت توان صفر (R_r):

مقدار مقاومت DC یک ترمیستور است که در یک دمای معین و در شرایط توان صفر اندازه‌گیری می‌شود.

۳- ضریب مقاومت:

برابر با نسبت مقدار مقاومت توان صفر ترمیستور در $25\text{ }^\circ\text{C}$ به مقدار مقاومت آن در $125\text{ }^\circ\text{C}$ گفته می‌شود.

۴- ضریب حرارتی (α):

برابر نسبت تغییرات مقاومت به تغییرات درجه حرارت ترمیستور است و از رابطه زیر بدست می‌آید:

$$\alpha = \frac{1}{R_r} \frac{dR_r}{dT} \quad (5)$$

در رابطه ۵، R_T مقاومت NTC در دمای محیط T است و R_r مقاومت NTC در دمای مرجع T_r است.

همان‌طوری که از رابطه فوق مشاهده می‌شود، مقدار α در ترمیستورها به شدت به حرارت وابسته بوده، لذا در محاسبات ترمیستورها برخلاف سایر مقاومت‌ها، به جای α از ثابت ترمیستور یا β استفاده می‌شود.

۵- ثابت ترمیستور (β):

β به جنس ماده سازنده ترمیستور و شیب منحنی R / T آن بستگی دارد و از رابطه زیر بدست می‌آید:

$$\beta = -\alpha T^2 \quad (6)$$

۶- ضریب تلفاتی ($th\sigma$):

این فاکتور رابطه تغییرات توان تلفاتی NTC به تغییرات درجه حرارت بدنه آن را نشان می‌دهد. واحد آن $\text{mW} / \text{K}^\circ$ بوده و از رابطه زیر بدست می‌آید:

$$\sigma_{th} = \frac{V \cdot I}{T - T_a} = \frac{P}{T - T_a} \quad (7)$$

در رابطه فوق T_a دمای محیط و $T = 85\text{ }^\circ\text{C}$ است. همچنین $P = V \cdot I$ توان تلفاتی ترمیستور است.

در روش‌های مرسوم معمولا برای تولید داده، پدیده خود گرمایی لحاظ نشده و از تقریب‌های خاصی استفاده می‌شود. چند روش متعارف در ادامه شرح داده می‌شود.

۱- استفاده از معادله تغییرات مقاومت NTC نسبت به دما:

با استفاده از معادله شماره ۳ می‌توان مقدار مقاومت NTC یعنی (R_T) را در دمای T درجه کلون بدست آورد. در این روش بایستی مقدار β ثابت ترمیستور و R_r مقاومت ترمیستور در دمای مرجع T_r را از روی جداول مشخصه کارخانه سازنده مشخص نمود و سپس،

میکروکنترلرها و تراشه‌های DSP نموده اند [۶-۹]. در برخی از منابع از شبکه‌های عصبی برای کمک به سیستم اندازه‌گیری و اصلاح مشکلات خطی سازی استفاده شده است [۱۰-۱۱]. هدف این مقاله، مدل‌سازی رفتار غیرخطی NTC به همراه پدیده خودگرمایی، با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی، برای اندازه‌گیری مستقیم دما، بدون استفاده از اجزای اضافی مانند مدارات مختلف خطی ساز است. علاوه بر آن در این مقاله روشی برای کنترل پدیده خود گرمایی و استفاده از آن برای افزایش حساسیت سیستم ارائه می‌شود. ساختار این مقاله در ادامه به این صورت است که در بخش دوم، ابتدا خصوصیات سنسور NTC، روش‌های مختلف استخراج اطلاعات و پدیده خود گرمایی مورد بررسی قرار می‌گیرد. سپس شبکه‌های عصبی مورد استفاده در این تحقیق معرفی می‌گردد. بخش سوم شامل معرفی روش پیشنهادی و تولید داده‌های آزمایشگاهی است. در نهایت مقاله با ارائه نتایج و نتیجه‌گیری در بخش‌های چهار و پنج به اتمام می‌رسد.

۲- ادبیات موضوع

با توجه به اینکه در این تحقیق، سنسور غیرخطی NTC به همراه پدیده خودگرمایی، با استفاده از شبکه عصبی مدل‌سازی شده است، لذا در این بخش ابتدا NTC مورد بررسی قرار گرفته و سپس شبکه‌های عصبی معرفی می‌شود.

۲-۱- ترمیستور (NTC)

مقاومت اهمی ترمیستور (NTC) با افزایش دما بصورت لگاریتمی کاهش می‌یابد، که این پدیده به نوبه خود باعث ایجاد حساسیت بالا نسبت به دما و در نتیجه ایجاد کاربردهای فراوان برای NTC شده است. این کاربردها به سه گروه عمده تقسیم می‌شوند:

۱- کاربردهای مبتنی بر منحنی تغییرات مقاومت ترمیستور به تغییرات دما (R / T): مثل کنترل حرارت کوره، تجهیزات توزیع خیلی داغ، اندازه‌گیری دما و ...

۲- کاربردهای مبتنی بر تغییرات ولتاژ به تغییرات جریان (I/V): مثل کنترل اتوماتیک سطح، اندازه‌گیری توان در حوزه امواج رادیویی (RF)، جبران حرارتی ترانزیستورها و ...

۳- کاربردهای مبتنی بر منحنی تغییرات جریان به زمان (I / T): مثل وسایل تاخیر زمانی، توالی در سویچینگ، حذف ضربه‌های ناگهانی ولتاژ و جریان و ...

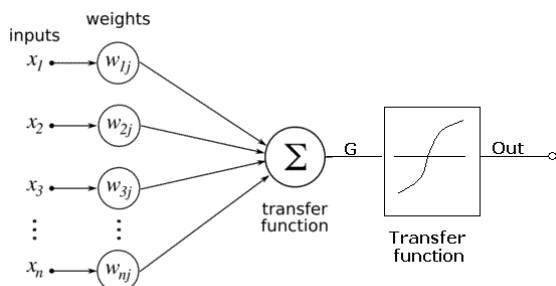
NTC دارای مشخصه‌های و پارامترهای مهمی است که در ادامه بطور مختصر شرح داده می‌شود.

۱- دمای مرجع (T_r):

مشخصه آنها و در نتیجه کاهش دقت در استفاده از منحنی های فوق می شود.

۲-۲- شبکه عصبی مصنوعی (ANN)

شبکه های عصبی مصنوعی در واقع مدل هایی از ساختار عصبی مغز انسان است. عنصر اصلی هردوی آنها سلول های عصبی یعنی نورون ها (Neuron) هستند. در یک نگاه ساده، مدل یک نورون باید شامل ورودی هایی شبیه سیناپس ها باشد. این ورودی ها در وزن هایی ضرب می شوند تا قدرت سیگنال را تعیین کنند و نهایتاً یک عملگر ریاضی با انجام عملیاتی روی ورودی های وزن دار، تصمیم می گیرد که نورون فعال شود یا خیر؟ و در نهایت متناسب با آن میزان خروجی را مشخص می کند. بدین ترتیب ساده ترین مدل یک نورون به صورت زیر خواهد بود:



شکل ۲: مدل یک نورون

به طور کلی یک شبکه عصبی می تواند پارامترهای خود را به گونه ای تغییر دهد که بهترین شبیه سازی را انجام دهد، به این فرایند یادگیری می گویند. از نظر تئوری، اگر شبکه های عصبی مصنوعی با تعداد مناسب و کافی از داده ها آموزش ببینند، قادر به تقریب هر تابع پیچیده ای خواهد شد.

شبکه های عصبی بر اساس ساختارشان به دو دسته شبکه های رو به جلو و شبکه های فیدبکی تقسیم بندی می شوند. در بین شبکه های رو به جلو، شبکه های عصبی پرسپترون چند لایه (MLP) و شبکه های عصبی تابع شعاعی (RBF) از پرکاربردترین شبکه ها هستند که در این تحقیق نیز مورد استفاده قرار گرفته اند.

۲-۲-۱ پرسپترون چند لایه (MLP)

نوعی شبکه عصبی پیشرو بوده، که از روش جداسازی با بیش از یک خط (استفاده از چندین نورون) استفاده می کند. معمولاً در فرایند یادگیری MLP از قانون یادگیری پس انتشار خطا که مبتنی بر قانون یادگیری اصلاح خطا (حرکت در جهت خلاف گرادیان تابع خطا) است، استفاده می شود. در قانون پس انتشار خطا از دو گام اصلی و به روش تکراری برای تنظیم اوزان شبکه استفاده می شود:

به ازای دماهای مختلف با استفاده از رابطه فوق، مقاومت NTC را بدست آورد.

۲- استفاده از بسط معادله مقاومت حرارتی NTC:

در کاربردهای مهندسی با بسط رابطه اصلی NTC فرم جدید زیر را بدست می آورند:

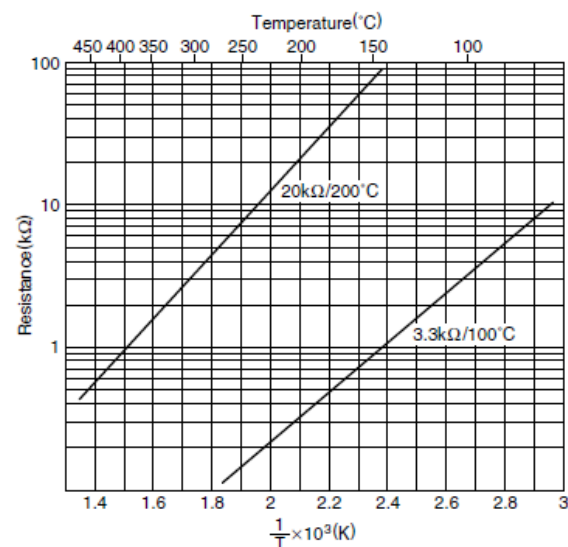
$$\ln R_T = B_0 + \frac{B_1}{T} + \frac{B_2}{T^2} + \frac{B_3}{T^3} \quad (8)$$

چون جمله توان سوم آن بسیار ناچیز است می توان از آن صرف نظر نمود. بدین ترتیب با داشتن B_0, B_1, B_2 می توان معادله فوق را تکمیل نموده و سپس از طریق نقطه یابی منحنی R/T ترمیستور را ترسیم نمود.

برای محاسبه سه پارامتر فوق، یا از طریق بدست آوردن مقدار دقیق مقاومت NTC در سه دمای مختلف در آزمایشگاه و یا استفاده از اطلاعات موجود در برگه مشخصات NTC اقدام می شود. با جایگذاری این داده ها در معادله فوق، یک دستگاه سه معادله سه مجهولی تشکیل شده و با حل آن می توان ضرایب را بدست آورد. سپس با رسم منحنی و یا بطور مستقیم از طریق رابطه فوق می توان اطلاعات مورد نظر را بدست آورد. هر چند که این روش قابلیت کاربردی بیشتری دارد ولی به علت حذف عوامل با درجه بالاتر از دقت کمتری برخوردار است [۳-۴].

۳- استفاده از جداول و منحنی های NTC:

در این روش بدون استفاده از محاسبات و فقط با استفاده از جداول و منحنی هایی که توسط کارخانه سازنده NTC در اختیار کاربران قرار می گیرد، می توان نقاط آزمایشی مورد نظر را بدست آورد. یک نمونه از این منحنی ها در شکل زیر آورده شده است.



شکل ۱: منحنی تغییرات مقاومت NTC نسبت به حرارت

[۱۲]

معمولاً استهلاک سنسورها بر اثر گذشت زمان موجب تغییر در

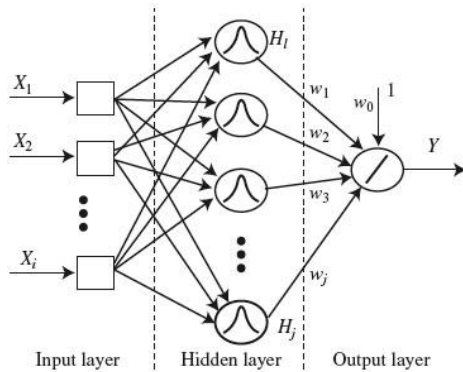
لایه میانی از نوع گوسی و در لایه خروجی خطی است.

۳- بررسی مشکلات NTC و روش پیشنهادی:

در این بخش قبل از بیان ایده و روش پیشنهادی، مشکلات NTC مورد بررسی قرار می‌گیرد. در NTC دو مشکل اساسی غیر خطی بودن و پدیده خودگرمایی از کاربردهای گسترده آن علی‌رغم مزایای بالایی که دارد، جلوگیری می‌کند.

۳-۱- شبکه عصبی مصنوعی (ANN)

همانطوریکه در بخش های قبلی شرح داده شده است، طبق رابطه شماره ۳، مقاومت NTC با افزایش دما به صورت نمایی کاهش می‌یابد که نشان دهنده عملکرد غیرخطی شدید آن است. اصلاح این عملکرد غیرخطی نیازمند کاربرد مدارات مختلف سخت افزاری و نرم افزاری است که جدا از افزایش هزینه و حجم مدار، به خاطر استفاده از تقریب های مختلف و حذف اثر خودگرمایی، از دقت و حساسیت اندازه گیری کاسته می‌شود.



شکل ۴: مدل شبکه عصبی RBF

۳-۲- پدیده خود گرمایی در NTC

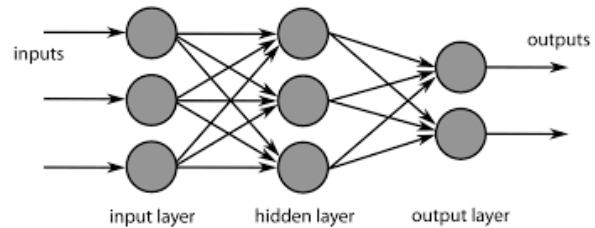
هر قطعه الکتریکی با عبور جریان از آن به خاطر ایجاد تلفات گرم می‌شود، که به آن پدیده خودگرمایی می‌گویند. این پدیده در NTC به خاطر کاهش مقاومت آن به دنبال افزایش دما، موجب افزایش جریان عبوری از ترمیستور و افزایش مجدد تلفات و در نتیجه افزایش مجدد حرارت می‌گردد. یعنی به صورت یک فیدبک مثبت حرارت بدنه NTC مستقل از دمای محیط شروع به افزایش نموده و باعث ایجاد خطا و کاهش دقت در اندازه گیری و حتی سوختن آن می‌شود.

۳-۳- خطای مربوط به فرض حالت توان صفر در NTC

تبدیل تغییرات مقاومت به ولتاژ و اعمال آن به سیستم‌های مختلف، نیازمند عبور جریان از NTC است که پی آمد آن پدیده

۱- مسیر پیش رو: با ارائه بردار ورودی به شبکه به صورت روبه جلو، با توجه به وزن‌های موجود و توابع فعال ساز، خروجی سیستم در هر لایه بدست می‌آید.

۲- مسیر برگشت: (پس انتشار خطا) در این مرحله ابتدا خطا در لایه آخر محاسبه شده و به صورت برگشتی مرحله به مرحله خطای هر لایه محاسبه و اوزان جدید بر مبنای آن بدست می‌آیند. شکل زیر یک شبکه پرسپترون سه لایه را نشان می‌دهد.



شکل ۳: شبکه پرسپترون سه لایه

با توجه به شکل، خروجی نورون i ام در لایه آخر را می‌توان به صورت زیر نوشت:

$$O_i = f \left(\sum_m \left(\sum_l X_l W_{lm}^h \right) W_{mi}^o \right) \quad (9)$$

O و h به ترتیب نشان دهنده لایه پنهان و لایه خروجی هستند و وزن W لایه ها را نشان می‌دهد f نیز بیانگر تابع فعال ساز نورون-های شبکه است. معمولی ترین تابع فعال ساز، تابع غیرخطی سیگموئید است که به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$sgm(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad (10)$$

۲-۲-۲- شبکه عصبی تابع شعاعی (RBF)

ایده شبکه‌های عصبی RBF استفاده از مجموع وزن دار توابع هسته‌ای (کرل) برای مدلسازی داده ها است. خروجی یک RBF را می‌توان به صورت رابطه زیر نمایش داد:

$$y = W^T \cdot \phi(x) \Rightarrow y = \sum_{i=1}^m \omega_i \phi_i(x) \quad (11)$$

در شبکه RBF برای مدلسازی اطلاعات ورودی، بصورت توابع شعاعی طوری تعریف می‌شوند که خروجی آنها به فاصله x از یک مرکز μ_0 قرار گیرد:

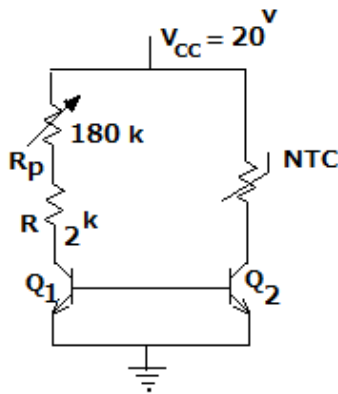
$$\phi(x) = f(r) = f(\|x - \mu_0\|) \quad (12)$$

با جایگذاری رابطه ۱۲ در رابطه ۱۱، به رابطه اصلی شبکه RBF بصورت زیر می‌توان رسید.

$$y = \sum_{i=1}^m \omega_i \phi_i(\|x - \mu_0\|) \quad (13)$$

شمای کلی یک شبکه RBF در شکل ۴ نمایش داده شده است. همانطور که در شکل ۴ نیز نشان داده شده است، شبکه عصبی RBF از نوع پیشرو با یک لایه میانی است که تابع محرک آن در

همانطوری که در ساختار پیشنهادی نشان داده شده است، روش پیشنهادی سه بخش متمایز شامل سنسور NTC، منبع جریان و شبکه عصبی دارد. منبع جریان بکارگرفته شده در ساختار پیشنهادی یک منبع جریان آیینه ای بوده که مدار معادل آن در شکل زیر آورده شده است:



شکل ۶: مدار منبع جریان قابل تنظیم

روابط منبع جریان بکار گرفته شده عبارت است از:

$$\beta > 100 \Rightarrow I_{ref} = I_{C1} = I_{C2} \quad (16)$$

$$V_{CC} = 20V, V_{BE} = 0.6V \quad (17)$$

$$I_{ref} = \frac{V_{CC} - V_{BE}}{R} \Rightarrow R = \frac{V_{CC} - V_{BE}}{I_{ref}} \quad (18)$$

$$R_{min} = \frac{20 - 0.6}{10^{ma}} = 1.94k\Omega \quad (19)$$

$$R_{max} = \frac{20 - 0.6}{0.1^{ma}} = 194k\Omega \quad (20)$$

برای کنترل پدیده خود گرمایی در محدوده ۰/۱ تا ۱۰ میلی آمپر برای یک NTC با مقاومت ۱ کیلو اهم، مطابق روابط فوق، حداقل و حداکثر مقاومت R به ترتیب ۱/۹۴ و ۱۹۴ کیلو اهم، بدست می-آید که با استاندارد کردن، از یک مقاومت ۲ کیلو و یک پتانسیومتر ۱۸۰ کیلو اهمی استفاده شده است. از همین منبع جریان برای استخراج داده ها نیز استفاده شده است. از جمله نکات عملی در زمان آزمایش این است که به منظور کاهش تاثیر دما بر عملکرد منبع جریان، باید فاصله مناسب منبع جریان نسبت به NTC رعایت گردد. اساسی ترین بخش ساختار پیشنهادی، شبکه عصبی مصنوعی است که وظیفه مدل سازی کل سیستم را برعهده دارد. شبکه عصبی مصنوعی برای عملکرد مناسب به آموزش مناسب نیاز دارد که این نیز به نوبه خود، علاوه بر تنظیم مناسب پارامترهای

خود گرمایی است، با این حال، معمولا کارخانه های سازنده مشخصات و روابط NTC را در حالت توان صفر، یعنی در شرایطی که جریان عبوری از NTC آنقدر کم است که منجر به تولید پدیده خود گرمایی نمی شود، ارائه می کنند. هرچند که این فرض برای RTDها به خاطر حساسیت بسیار پایین شان با وجود تشدید پدیده خود گرمایی، و کاهش مقاومت آن بر اثر افزایش حرارت، با تقریب مناسبی، قابل قبول است ولی در NTCها به خاطر حساسیت چندین برابری که دارند، دیگر نمی تواند تقریب مناسبی باشد. هرچند که شرایط توان صفر، اساسا منطقی به نظر نمی رسد، چون توان مصرفی هرچند کوچک هم که باشد هرگز صفر نمی-شود.

۳-۴- پدیده خود گرمایی و افزایش حساسیت سیستم

علاوه بر موارد فوق، عملا با کاهش بیش از اندازه جریان، حساسیت سیستم به شدت افت می کند. به طور کلی، عبور جریان i از ترمیستور NTC به ازای تغییرات ΔR بر اثر تغییرات حرارت ΔT تغییرات ولتاژ $\Delta V = \Delta R \cdot i$ و تلفات $P = R \cdot i^2$ را ایجاد می کند. بدین ترتیب مقدار حساسیت را می توان به صورت زیر نشان داد:

$$S = \frac{\Delta V}{\Delta T} = \frac{\Delta R \cdot i}{\Delta T} \quad (14)$$

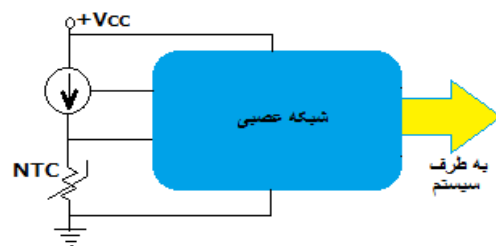
حال اگر بتوان جریان i را n برابر نمود، حساسیت نیز n برابر می-شود:

$$S_n = \frac{\Delta R \cdot n \cdot i}{\Delta T} = n \cdot S \quad (15)$$

اما مقدار تلفات n^2 برابر شده و پدیده خود گرمایی نیز تقریبا به همین نسبت افزایش می یابد و دیگر شرایط توان صفر را نخواهیم داشت. با توجه به مشکلاتی که از NTC گفته شده است، اهمیت و لزوم مدلسازی پدیده خود گرمایی NTC در این تحقیق به جهت افزایش دقت و حساسیت سیستم مشخص می شود.

۳-۵- ساختار پیشنهادی

روش پیشنهادی این مقاله استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی برای مدلسازی سنسور NTC است. بلوک دیاگرام ایده پیشنهادی در ذیل آورده شده است:



شکل ۵: ساختار کلی با شبکه عصبی

تعیین تعداد نورون های میانی، شبیه سازی های مختلفی انجام شده است که نتایج آن در جدول ۱ آورده شده است. در این جدول میانگین مربعات خطا (MSE) با تغییر تعداد نورون های لایه میانی و به ازای ۱۰ بار تکرار آورده شده است.

جدول ۱: نتایج شبیه سازی به ازای تغییر تعداد نورون های لایه میانی

تعداد نورون های لایه میانی	MSE پاسخ به ازای ۱۰ بار تکرار
۳	۰/۰۷۶۲
۴	۰/۰۶۶۳
۵	۰/۰۴۸۰
۶	۰/۰۸۳۸
۸	۰/۰۷۸۸
۱۰	۰/۱۰۵۶
۱۵	۰/۱۱۲۴

همانطور که در جدول نیز نشان داده شده است، شبکه با ۵ نورون با میانگین مربعات خطا ۰/۰۴۸۰ توانست دما را پیش بینی کند که دستاورد ارزنده ای به حساب می آید. همچنین افزایش بیش از حد نورون های میانی در شبکه، باعث یادگیری بیش از حد و از دست رفتن قدرت تعمیم شبکه و در نتیجه، خطای بیشتر شده است.

۴-۲- نتایج شبیه سازی با شبکه RBF

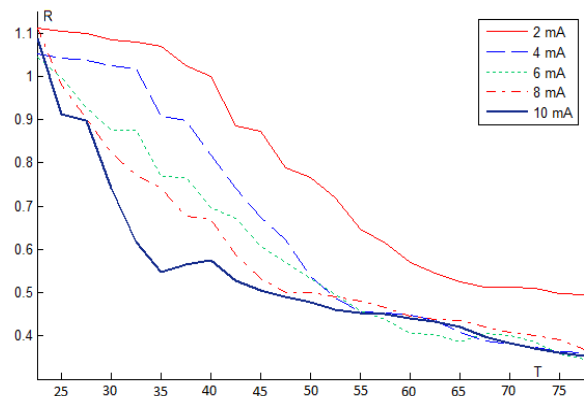
در ادامه شبیه سازی ها، از شبکه RBF نیز برای مدل سازی رفتار غیرخطی NTC استفاده شده است. شبکه RBF دارای پارامترهای مهمی است که از آن جمله می توان به نوع توابع شعاعی و پارامترهای آن (شامل تعداد، محل مرکز و پراکندگی) و همچنین اوزان لایه ها اشاره نمود. در این تحقیق از توابع شعاعی گوسین استفاده شده است. برای تعیین تابع گوسین به عنوان تابع شعاعی، دو پارامتر، تعداد توابع و پراکندگی توابع باید تعیین گردد. این بار نیز سعی شده است تا با شبیه سازی های مختلف بهترین تعداد و بهترین پراکندگی مشخص گردد. در شبیه سازی صورت گرفته در این بخش، تعداد نورون ها از ۳ تا ۱۰ تغییر داده شد. همچنین پراکندگی توابع شعاعی نیز در بازه [۰,۰۵ ۲] و تغییر داده شد. نتایج این شبیه سازی در جدول ۲ و شکل ۸ نشان داده شده است. با بررسی جدول ۲ و مطالعه شکل ۸ مشخص می شود که بهترین پاسخ شبکه RBF با میانگین خطای ۰/۰۳۷۰ به ازای تعداد ۵ تابع گوسی با پراکندگی ۰/۲۵ حاصل می شود.

در آخرین شبیه سازی با فرض تایید ۵ تابع گوسی به عنوان تعداد توابع شعاعی بهینه و پراکندگی ۰/۲۵ برای آنها، این بار با تغییر پراکندگی در اطراف ۰/۲۵ و با هدف یافتن پاسخ بهتر، در نهایت،

شبکه به داده های مناسب آموزشی بستگی دارد.

۴- نتایج شبیه سازی با داده های آزمایشگاهی

با استفاده از امکانات آزمایشگاهی در ۱۸۴ نقطه مختلف به ازای جریان های بایاس مختلف (پدیده خودگرمایی) و دماهای متفاوت، جریان و ولتاژ دو سر NTC اندازه گیری و ذخیره گردید. برای درک بیشتر پدیده خودگرمایی منحنی تغییرات مقاومت NTC نسبت به تغییرات جریان، حاصل از داده های آزمایشگاهی در شکل زیر نمایش داده شده است.



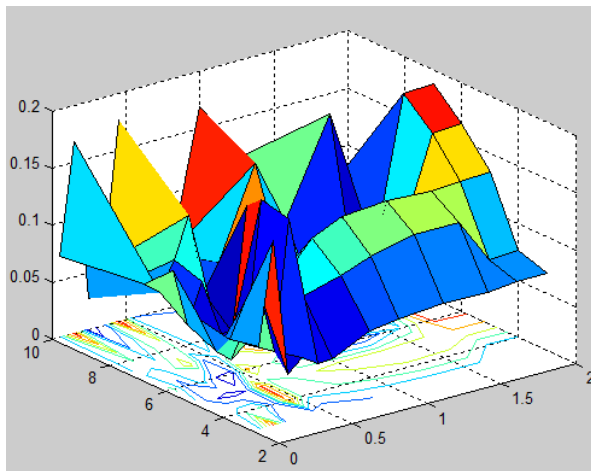
شکل ۷: تاثیر پدیده خودگرمایی در NTC

با بررسی منحنی فوق می توان مشاهده نمود که، با تغییر جریان عبوری از NTC تغییرات نسبتا زیاد و غیر خطی در مقاومت NTC ایجاد می شود. این مساله تاثیر پدیده خودگرمایی NTC را نشان می دهد. برای مدلسازی NTC با شبکه های عصبی از ۱۲۰ نقطه از داده های آزمایشگاهی تولید شده (شامل دو ورودی جریان و ولتاژ NTC و یک خروجی دما) برای آموزش شبکه و از ۶۴ نقطه از داده های باقی مانده برای آزمایش عملکرد شبکه عصبی استفاده شده است. در ادامه نتایج حاصل از شبیه سازی با پرسپترون چند لایه (MLP) و شبکه های مبتنی بر توابع شعاعی (RBF) بررسی می شود.

۴-۱- نتایج شبیه سازی با شبکه MLP

در شبکه MLP، پارامترهای قابل تنظیم، شامل موارد مربوط به ساختار شبکه از جمله تعداد لایه ها، نوع و تعداد نورون های لایه های مختلف و همچنین اوزان لایه ها است. در این بخش از شبیه سازی ها، از یک شبکه عصبی MLP سه لایه ای شامل یک لایه ورودی با دو نورون، یک لایه میانی و یک لایه نهایی با یک نورون استفاده شده است. نورون های ورودی ولتاژ و جریان NTC را گرفته و نورون نهایی، دمای مورد نظر را نشان می دهد. برای

میانگین مربعات خطا سنسور NTC برابر با ۰/۰۳۷۰ به ازای پراکندگی ۰/۲۵۶ حاصل شد. با مقایسه نتایج بین دو شبکه MLP و RBF، مشخص می شود که شبکه RBF در مدلسازی پدیده های غیرخطی در داده های واقعی (آزمایشگاهی) نسبت به شبکه MLP موفق تر عمل نموده است.



شکل ۸: نمودار عملکرد شبکه RBF به ازای تغییرات پراکندگی و تعداد نورون

جدول ۲: نتایج شبیه سازی به ازای تغییر تعداد و پراکندگی توابع شعاعی در شبکه عصبی RBF

تعداد پراکندگی	۳	۴	۵	۶	۷	۱۰
۰/۰۵	۰/۰۸۹۶	۰/۰۸۳۳	۰/۰۸۲۱	۰/۰۱۲۹۴	۰/۰۱۰۱۶	۰/۰۸۸۹
۰/۱۵	۰/۲۰۱۳	۰/۱۱۸۹	۰/۰۵۱۶	۰/۰۶۶۲	۰/۰۸۸۰	۰/۲۰۹۴
۰/۲۵	۰/۰۵۱۲	۰/۱۲۵۵	۰/۰۳۷۰	۰/۱۰۹۵	۰/۱۱۸۷	۰/۲۶۹۶
۰/۳۵	۰/۰۶۴۶	۰/۰۵۶۸	۰/۰۵۰۳	۰/۰۴۸۸	۰/۱۶۳۷	۰/۰۶۵۳
۰/۴۵	۰/۰۵۴۲	۰/۱۹۸۱	۰/۲۰۵۰	۰/۰۴۵۶	۰/۰۷۴۷	۰/۴۵۵۸
۰/۵۵	۰/۰۵۴۲	۰/۱۰۸۵	۰/۳۳۸۴	۰/۱۷۷۹	۰/۳۳۸۴	۰/۳۱۱۱
۰/۸۰	۰/۰۷۴۴۰	۰/۱۲۰۴	۰/۱۴۷۱	۰/۰۹۷۴	۰/۲۰۰۰	۰/۶۰۱۱
۱/۰۰	۰/۷۷۹۰	۰/۱۳۳۹	۰/۱۵۳۲	۰/۰۶۳۸	۰/۱۲۸۸	۰/۲۱۰۴
۱/۳۰	۰/۰۸۲۰	۰/۱۴۳۴	۰/۱۶۵۷	۰/۰۴۸۵	۰/۲۳۲۴	۰/۶۱۶۱
۱/۶۰	۰/۰۸۹۶	۰/۱۴۳۴	۰/۱۶۳۲	۰/۱۰۴۳	۰/۵۴۲۴	۰/۳۸۰۴
۱/۸۰	۰/۰۸۴۸	۰/۰۹۴۰	۰/۱۶۵۰	۰/۲۰۳۴	۰/۲۳۲۴	۰/۵۳۱۱
۲/۰۰	۰/۰۸۵۳	۰/۰۹۴۹	۰/۱۶۶۳	۰/۲۰۶۰	۰/۲۳۴۳	۰/۲۹۸۳۰

مراجع

- [1] N. J. cotton and B. M. Wilamowski, "Compensation of Sensors Nonlinearity with Neural Networks", 24th IEEE International Conference on Advanced Information Networking and Applications Auburn, Perth, Australia, 2008.
- [2] www.specsensors.com (spectrum sensors & controls).
- [3] P. R. N. Childs and B. Heinemann, "Practical Temperature Measurement" Oxford, 2001.
- [4] W. Conshohocken, "Temperature Measurement" Annual Book of ASTM Standards, Volume 14.03 of the American Society for Testing and Materials, 2003
- [5] S. Haykin, Neural Networks: A Comprehensive Foundation, 2nd Edition, Prentice-Hall, 1999.
- [6] B. K. Bose, "neural network in power Electronics and Motor Drives- An introduction and Perspective," IEEE Transaction on Industrial Electronis vol. 54, No. 1, pp. 14:33, 2007.
- [7] J. F. Martins , P. J. Santos, A. J. Pires, L. E. B. da Silva and R. V. Mendes, "Entropy-Based Choise of Neural Network Drive Model", IEEE Transaction on Industrial Electronis, vol. 54, No. 1, pp. 110:116, 2007
- [8] H. Zhuang, K. Low and W Yau, "A Pulsed Neural Network with on Chip Learning and its Practical Applications", IEEE Transaction on Industrial Electronis, vol. 54, No. 1, pp. 34:42, 2007
- [9] B. Singh, V. Verma and J. Solanki, "Neural Network-Based Selective Compensation of Current Quality problem in Distribution System", IEEE Transaction on Industrial Electronis, vol. 54, No. 1, pp. 53:60, 2007
- [10] J. C. Parta, G. Chakraborty and P. K. Meher, "Neural Network-based Robust Linearization and Compensation Technique for Sensor under Nonlinear Environmental Influences" IEEE Transaction on Circuits and Systems –I, vol. 55, No. 5, pp. 1316-1327, 2008
- [11] S. A. Khan, D. T. Shahani and A. K. Agarwala "Comments the "Sensor Calibration and Compensation using Artificial Neural Network", ISA Transaction, vol. 42, No. 3, pp. 337:352, 2003
- [12] product.tdk.com/en/catalog/datasheets/eb221_ntc_sum.pdf

۵- نتیجه گیری

در این تحقیق نشان داده شده است که استفاده از سنسور NTC با وجود داشتن ویژگی های خوب، به دلیل رفتارهای غیرخطی آن در عمل محدود است. مشکلاتی مانند پدیده خودگرمایی و فرضیات ساده شونده از دقت عملکرد سیستم هایی که از NTC برای اندازه گیری دما استفاده می کنند، می کاهد. روش پیشنهادی این تحقیق نشان داده است که شبکه های عصبی مصنوعی، به ویژه RBF می تواند با دقت بالایی رفتار غیرخطی NTC را به همراه پدیده خودگرمایی مدلسازی کند. از آنجایی که ساختار پیشنهادی اجازه افزایش دمای NTC را به مقدار مطلوب، بدون نگرانی از تاثیر نامطلوب پدیده خودگرمایی می دهد، لذا روش پیشنهادی حساسیت سیستم را هم تا حد قابل قبولی افزایش می دهد. این دستاورد که با داده های آزمایشگاهی و واقعی مورد ارزیابی قرار گرفت، نشان می دهد که می توان با استفاده از ساختار پیشنهادی این تحقیق، از سنسور NTC در کاربردهای بسیار زیادی که پیش از این ممکن به نظر نمی رسید، استفاده نمود.