

ТЕМПЕРАТУРЕН СЕНЗОР БАЗИРАН НА ТЕРМИСТОР С ОТРИЦАТЕЛЕН ТЕМПЕРАТУРЕН КОЕФИЦИЕНТ И ЛИНЕАРИЗАЦИЯ ЧРЕЗ НЕВРОННА МРЕЖА

Венцислав Симонов*, Николай Шопов

¹Университет по хранителни технологии, бул. Марица 26, Пловдив, България

*кореспондиращ автор: v_simonov@uft-plovdiv.bg

TEMPERATURE SENSOR BASED ON A THERMISTOR WITH A NEGATIVE TEMPERATURE COEFFICIENT AND LINEARIZATION VIA NEURAL NETWORK

Ventsislav Simonov*, Nikolay Shopov

¹University of Food Technologies, 26 Maritsa blvd. Plovdiv, Bulgaria

*Corresponding author: v_simonov@uft-plovdiv.bg

Abstract

An experimental setup was implemented in which, using measuring equipment and a controlled heat source, the electrical and temperature characteristics of a commercially available thermistor with a negative temperature coefficient were recorded. The data is used to implement an analog circuit to compensate for the nonlinear characteristic. By selecting the inflection point when tuning a Wheatstone bridge, a root mean square error of 1.7 mV was achieved over the operating temperature range. The characteristics of the implemented analog circuit are compared with a signal linearization method using a feedforward artificial neural network with a back propagation algorithm. This method showed significantly higher linearization performance. A root mean square error value of only 200 μV was achieved at operating range.

Keywords: Artificial Neural Networks, Sensors, Linearization, NTC, Wheatstone bridge

ВЪВЕДЕНИЕ

Употребата на полупроводниковите прибори като сензорни елементи за измерване на температура е широко разпространена. Често те служат като основа за изграждане на по-сложни сензори, при които могат да се използват и други техни характеристики, като ефектът на самозагряването [1]. По своята същност представляват резистивни полупроводникови преобразуватели с голям ТКС в широк температурен диапазон. Обобщено, термисторите се делят на два основни типа – РТС(термистори с положите-

лен температурен коефициент) и NTC (термистори с отрицателен температурен коефициент). И при двата вида зависимостта между съпротивление и температура е нелинейна и се определя като

$$R_T = A \cdot e^{\frac{B_{25}}{T}} \quad (1)$$

Където R_T е съпротивлението на термистора при T (изразена в Келвин [K]), а B_{25} е константа на материала (измерена в Келвин) характеризираща чувствителността на термистора. Обикновено е в границите 2000÷5000K. Константа A за-

висеща от вида термистор, измерена в омове. По същество представлява съпротивление на термистора при $T \rightarrow \infty$;

В техническата документация на термисторите, най-често се посочват следните параметри:

1. R_{25} стойността на съпротивлението при температура 25°C
2. Константа B_{25}
3. Температурен коефициент при референтна температура (25°C , 298.15K)
4. Фактор на разсейвана мощност (означена и като δ)
5. Температурна времеконстанта τ – времето за установяване на температурата на тялото на термистора при промяна от начална температура T_i до достигане на 63% от крайната температура T_f .
 $\Delta T = T_i - T_f$

Термисторите с отрицателен температурен коефициент (NTC) са едни от най-широко разпространение елементи при реализацията на температурни сензори.

ИЗЛОЖЕНИЕ

МЕТОДИ И МАТЕРИАЛИ

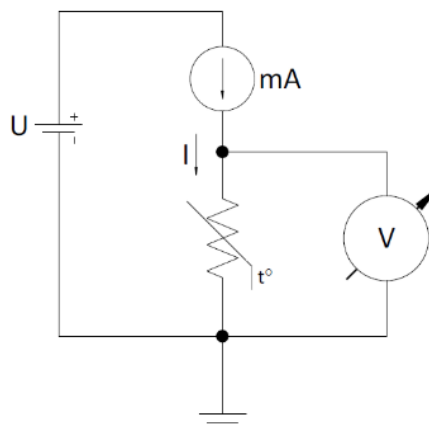
За нуждите на анализа се използва NTCLE100E3103JB0 производство на Vishay. Реализирани са опитни постановки за снемане на електрическите и температурни характеристики на термистора.

Снемане на електрическата характеристика

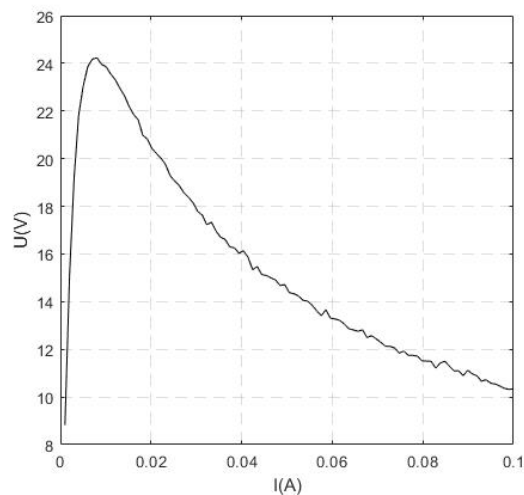
Реализира се опитна постановката показана на фиг. 1. Термисторът е поставен в свободна среда като през него протича ток, определен от регулируем източник на ток. Температурата на заобикалящата среда е 25°C следователно мощността, разсейвана върху термистора се определя като:

$$P_d = R_{25} \cdot I_{cs}^2 \quad (2)$$

Където R_{25} е номиналното съпротивление на термистора, като за NTCLE100E3103JB0 то е $10\text{k}\Omega$. Падът на напрежение се измерва чрез волтметър. Резултатите се нанасят в графика, като по абцисната ос се нанася големината на тока, а върху ординатната ос – падът на напрежение. Графично, резултатът има вида показан на фиг. 2.



Фиг. 1. Опитна постановка за изследване на ефекта на самозагряване



Фиг. 2. Характеристика при самозагряване

Характеристиката е нелинейна. За практическата реализация на сензор на основата на NTC е необходимо да се взема под внимание този ефект и токът през термистора да бъде ограничен до такава степен, че да има минимално влияние на ефекта, от една страна и висока чувствителност от друга.

Снемане на температурната характеристика

Тази характеристика е от особено значение при изграждането на сензор на основата на NTC термистор. Когато са известни коефициентите А, В, С и D, както и R_{25} , за всяка една температура, може да бъде калкулирано резултантното съпротивление, чрез интерполация базирана на разширено уравнение на Стейнхарт-Харт[2]

$$\frac{1}{T} = a_0 + a_1 \cdot \ln r + a_2 \cdot (\ln r)^2 + a_3 \cdot (\ln r)^3 \quad (3)$$

Използвайки коефициентите предоставени от производителя може да се запише:

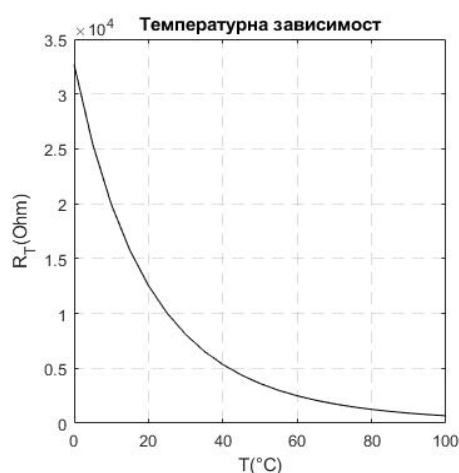
$$T_{(R)} = \left(A_1 + B_1 \ln \frac{R}{R_{ref}} + C_1 \ln^2 \frac{R}{R_{ref}} + D_1 \ln^3 \frac{R}{R_{ref}} \right)^{-1} \quad (4)$$

т.е. зависимостта на съпротивлението от температурата се изразява като:

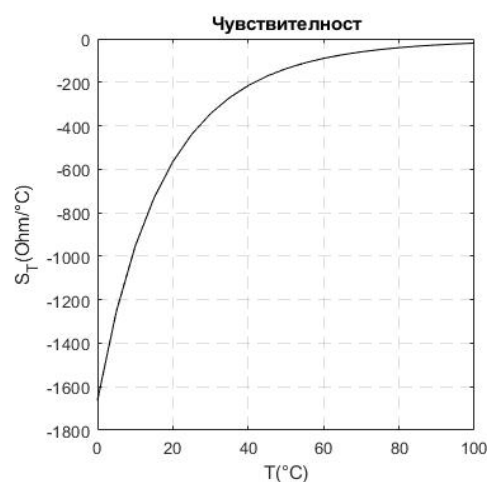
$$R_T = R_{25} \cdot \exp \left(A + \frac{B}{T} + \frac{C}{T^2} + \frac{D}{T^3} \right) \quad (5)$$

За термистор NTCLE100E3103JB0 са дадени коефициентите - $A=-14.6337$; $B=4791.842$; $C=-115334$; $D=-3.730535E+06$; $R_{25}=10k\Omega$. Може да се изведе и зависимостта на изменението на съпротивлението спрямо изменението на температурата dR_T/dT , т.е. да се изрази чувствителността на реализирания сензор:

$$S_T = \frac{dR_T}{dT} = -R_T \cdot \left(\frac{B}{T^2} + \frac{2C}{T^3} + \frac{3D}{T^4} \right) \quad (6)$$

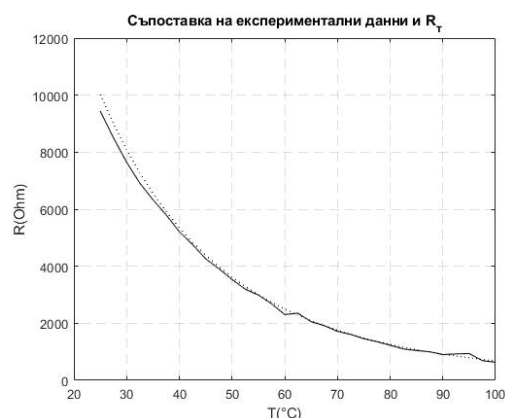


Фиг. 3. Температурна зависимост



Фиг. 4. Характеристика при самозагриване

Експериментално може да се направи съпоставка между моделираната характеристика R_T и реална постановка за измерване (фиг. 5). Използван е ток на възбуждане от 1mA.

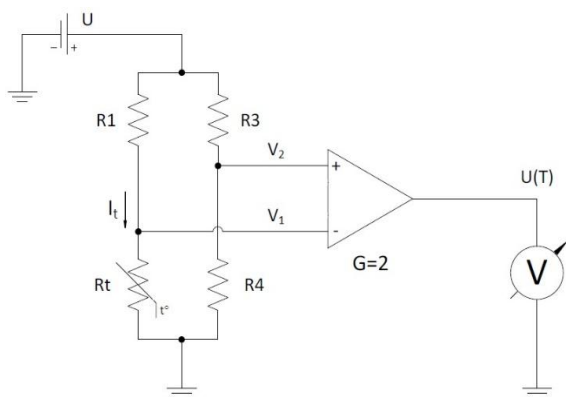


Фиг. 5. Нелинейна характеристика при ток на възбуждане = 1mA

Компенсация на нелинейността посредством мост на Уитстън

По своята същност мостът на Уитстън се използва като измервателна схема за релизиране на измервания на съпротивление по сравнителен метод. Схемата, обаче е подходяща и за релизиране на компенсация на нелинейност при термистори с отрицателен температурен коефициент. В настоящата публикация ще бъде направена компенсация на нелинейността по схемата на фиг. 6. Изходното напрежение на моста все още има слабо изразен нелинеен характер и може да съдържа негативни стойности. Пора-

ди това измерването се осъществява през инструментален усилвател INA101, произведен от Texas Instruments. Изходното напрежение $U_T = -(V_1 - V_2) \times 2$ има S-образна форма, сравнена с идеалната (линейна) характеристика и инфлексна точка T_{ip} в която се избира температура, по такъв начин, че да се моделира напрежението [3]. Следва да се отбележи, че линейността на характеристиката е най-висока в областта около инфлексната точка [4]. Изходното напрежение е от 0V до 4,095V при $T_{ip} = 60^\circ\text{C}$.



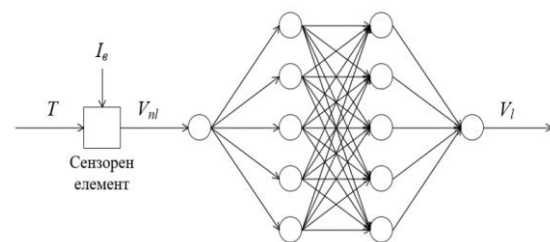
Фиг. 6. Опитна постановка на схема с мост на Уитстън

Линеаризация в цифрова среда чрез изкуствена невронна мрежа с алгоритъм за обратно разпространение на грешката.

В практиката се използват различни методи и комбинации от методи с цел компенсация на нелинейностите. Както вече стана ясно, термисторите с отрицателен температурен коефициент са силно нелинейни. Поради това, употребата им като температурни сензори (термометри), в повечето случаи е съпроводена с допълнителна компенсация на нелинейността. С напредъка в цифровата схемотехника, все по-често може да се наблюдават и решения изградени изцяло в дискретна среда, като се използват софтуерни алгоритми за компенсация. Тук най-често се ползват методи базирани на таблици за търсене (look-up tables) [5], но се срещат и методи базирани на статистическа обработка [6]. Все по-често в

практиката се използват и методи базирани на аналогово-цифрови преобразуватели с нелинейна характеристика (non-linear ADC's) [7][8][9]. Предимството на тези решения е, че предлагат опростяване на дизайна, като едновременно се извършват две основни функции – квантоване на входния сигнал и компенсация на нелинейността.

Изкуствена невронна мрежа от с право действие и алгоритъм за обратно разпространение на грешката (backpropagation) може да бъде обучена по начин, позволяващ получаването на линейна изходна характеристика при нелинеен вход [10][11]. Мрежата е междинно звено, в което нелинейния сигнал по напрежение се сравнява с линеен модел, на базата на който е била обучена мрежата. Поведението ѝ при включване в такава система е показано на фиг. 7



Фиг. 7. Обработка на нелинейния сигнал чрез невронна мрежа

Използва се мрежа, изградена от един входен слой, два скрити слоя и един изход. Двата скрити слоя имат по 5 броя неврони. За невроните от скритите слоеве функцията на активиране е тангенс-хиперболична от вида:

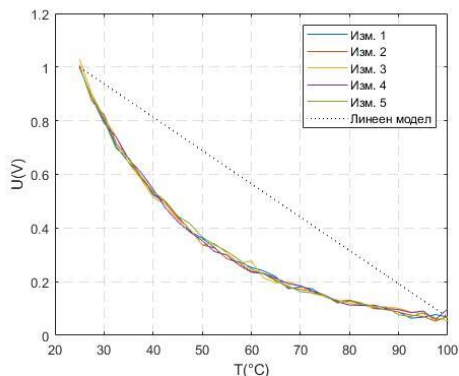
$$\varphi(v) = \tanh(v) = \frac{e^v - e^{-v}}{e^v + e^{-v}} \quad (7)$$

Изходният неврон притежава линейна функция на активиране.

Данните за обучение са набавени чрез 5 броя измервания с опитната постановка от фиг. 1 при настройка на тока от 100uA. Изходното напрежение е в диапазона 40mV – 1V. От сметите данни е изведен модел на желаната линейна характеристика с изход по напрежение имащ вида:

$$y = y_{\min} + \frac{y_{\max} - y_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \cdot (x - x_{\min}) \quad (8)$$

Графично, входните данни и модела на линейна характеристика са показани на фиг. 8.



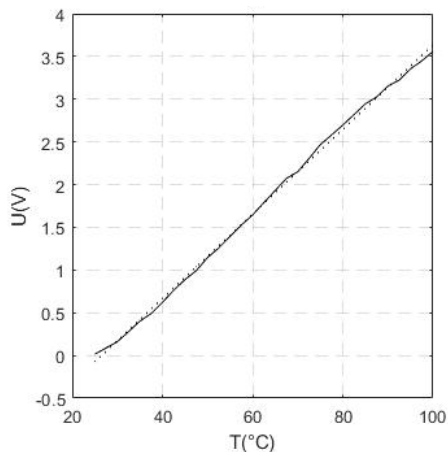
Фиг. 8. Входни данни за обучение – изм. 1-5 и линеен модел.

Направено е обучение с така показаните входни данни, като за използвани следните видове методи за обучение – градиентно спускане и метод на Levenberg-Marquardt.

РЕЗУЛТАТИ И ДИСКУСИЯ

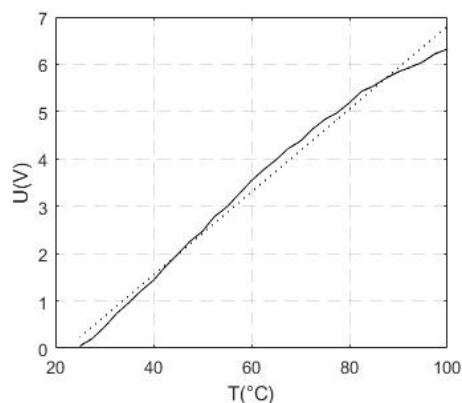
Анализ на грешката при линеаризация чрез мост на Уитстън

Резултатът от линеаризацията е показан графично на фиг. 9. От графиката се наблюдава наличие на нелинейност в характеристиката с S-образна форма, от което следва, че има налична грешка. За целите на анализа и изчисление на грешката, следва да се построи идеална характеристика, посредством линейна регресия, от която може да се изчисли средно-квадратичната грешка.

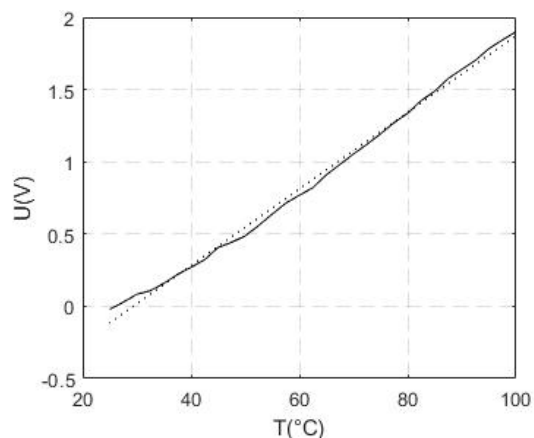


Фиг. 9. Изходно напрежение след мост на Уитстън и идеална x-ка (в пунктир)

Чрез изчисляване на грешката за всяка избраната инфлексна точка при настройка на моста на Уитстън може, експериментално да се установи най-подходящата стойност на точката. С промяна на положението ѝ S-образната форма се изменя. Промяната може да се наблюдава графично при избрана стойност на инфлексната точка от 45°C (фиг. 10) и 75°C (фиг. 11). В таблица 1 са посочени някои стойности на инфлексната точка и постигнатите параметри при настройка на моста.



Фиг. 10. Изходно напрежение след мост на Уитстън при инфлексна точка = 45°C



Фиг. 11. Изходно напрежение след мост на Уитстън при инфлексна точка = 75°C

Табл. 1. Показатели на мост на Уитстън

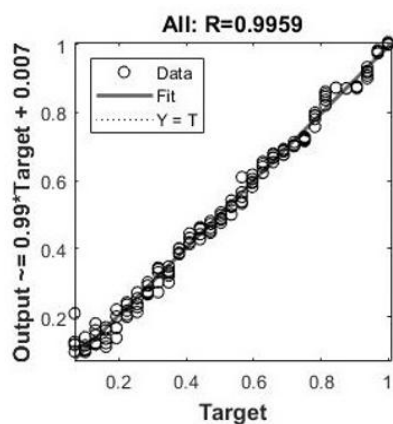
T _{ip} (°C)	U(V)	R1(Ω)	R3(Ω)	R4(Ω)	MS E(V)
45	5,439	3200	320	1000	0,0412
60	3,087	1800	180	1000	0,0017
75	1,819	1100	100	910	0,002

Анализ на грешката при линейаризация чрез изкуствена невронна мрежа

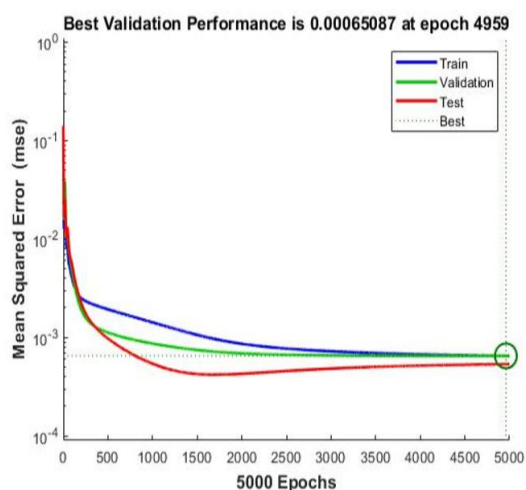
Представянето на четирите алгоритъма за обучение е адекватно и при всеки един от тях се постига линейаризация на входния сигнал. Входните данни се разделят както следва – 70% се използват за обучение, 15% за валидация на модела и 15% за тест.

Показатели на невронната мрежа след обучение по метод на градиентното спускане

Обучение по този метод отнема 4959 епохи, като това е методът отнемаш най-много изчислителни ресурси. Достигнатото ниво на грешка е 0,65mV. Генерализиращите свойства на мрежата са много добри $R \rightarrow 1$. Резултатите са показани графично на фиг. 12 и фиг. 13.



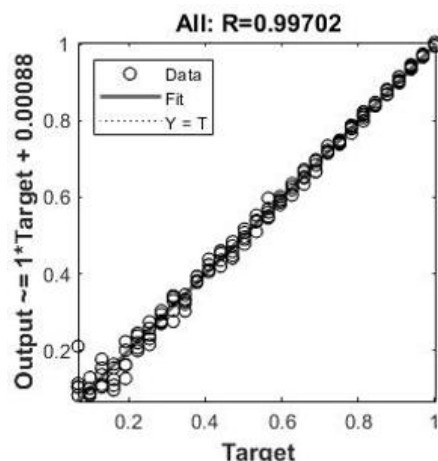
Фиг. 12. Обобщени показатели на регресия след обучение по метод на градиентно спускане



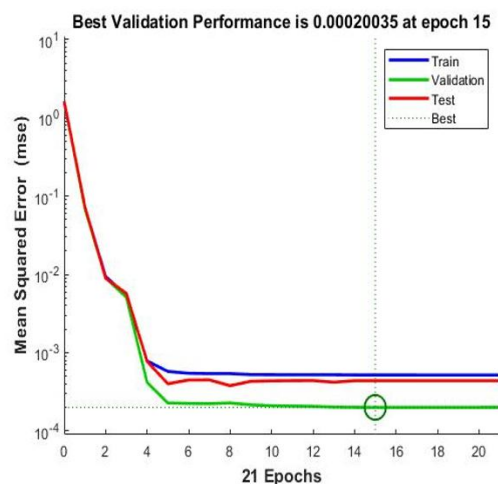
Фиг. 13. Ниво на грешка след обучение по метод на градиентно спускане

Показатели на невронната мрежа след обучение по метод на Levenberg-Marquardt

Обучение по този метод отнема едва 15 епохи, като това е методът отнемаш най-малко изчислителни ресурси. Достигнатото ниво на грешка е 0,2mV. Генерализиращите свойства на мрежата са много добри $R \rightarrow 1$. Резултатите са показани графично на фиг. 14 и фиг. 15.



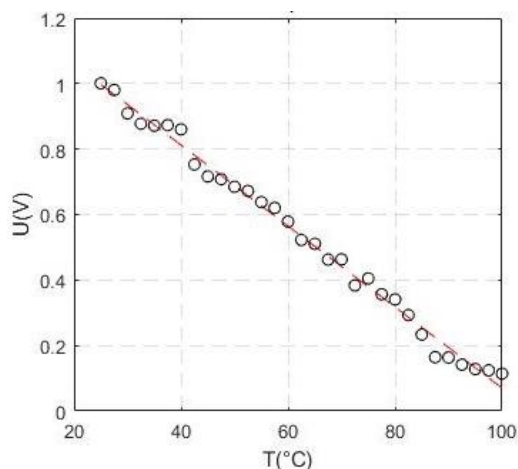
Фиг. 14. Обобщени показатели на регресия след обучение по метод на Levenberg-Marquardt



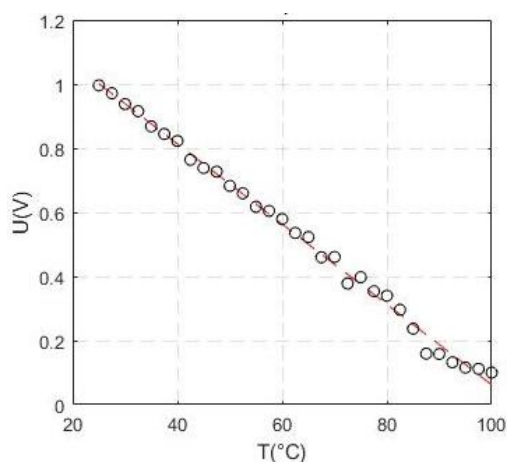
Фиг. 15. Обобщени показатели на регресия след обучение по метод на Levenberg-Marquardt

След обучението, мрежите са тествани допълнително, чрез подаване на напълно непознати входни данни, като получените резултати са показани графично на фиг. 16 и фиг. 17. Двата метода демонстрира почти пълно припокриване

при обработка на непознати входни данни.



Фиг. 16. Изход след тест с непознати входни данни. Метод на градиентното спускане



Фиг. 17. Изход след тест с непознати входни данни. Метод - Levenberg-Marquardt

Обобщение на резултатите от линеаризацията е направено в таблица 2

Алгоритъм	Бр. епохи за обучение	MSE(V)	R
Градиентно спускане	4959	6,51e-04	0,99611
Levenberg-Marquardt	15	2,00e-04	0,99788

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Аналоговите методи за линеаризация на сигнали от елементи с нелинейна характеристика, безспорно са широко раз-

пространен метод и употребата им е сравнително лесна за реализиране. От направените измервания и последваща настройка на моста на Уитстън в подходящата инфлексна точка, може да се наблюдава изключително добра линейност и ниска средноквадратична грешка в работния диапазон на реализирания сензор. Методът с употреба на изкуствена невронна мрежа с алгоритъм за обратно разпространение на грешката показва значително по-ниски нива на грешка, породени от нелинейност. Основно предимство, обаче е възможността за реализиране на метод за линеаризация, който е изцяло в цифрова среда. Така практически може да бъдат елиминирани (или значително опростени) входните аналогови блокове на схемите за преобразуване на аналогови сигнали в цифрови (АЦП).

ЛИТЕРАТУРА

- [1] C. Xu, X. Guo, H. Jiang, Z. Zhang and S. Liu, "Modeling and simulation of self-heating effect with temperature difference air flow sensor," 2014 15th International Conference on Electronic Packaging Technology, Chengdu, China, 2014, pp. 655-659, doi: 10.1109/ICEPT.2014.6922740
- [2] Matus, Michael. (2013). Temperature Measurement in Dimensional Metrology – Why the Steinhart-Hart Equation works so well.
- [3] Mohan, Madhu & T, Geetha & Sankaran, Prasanna & Kumar, Jagadeesh. (2008). Linearisation of the Output of a Wheatstone bridge for a Single Active Sensor. 25-29.
- [4] Webster, J. G. (1999). The Measurement, Instrumentation and Sensors Handbook. CRC Press LLC.
- [5] Lars, E. Bengtsson, Journal of Sensor Technology Vol.2 No.4(2012), Article ID:25530,8 pages DOI:10.4236/jst.2012.24025, Lookup Table Optimization for Sensor Linearization in Small Embedded Systems
- [6] L. Y. Li, B. Y. Huang, June 2019 IOP Conference Series Earth and Environmental Science 283(1):012065, DOI:10.1088/1755-1315/283/1/012065, Statistical Linearization Method for the Piecewise Nonlinear Systems.

- [7] Santos, M., Horta, N., & Guilherme, J. (2014). A survey on nonlinear analog-to-digital converters. *Integration, the VLSI Journal*, 47(1), 12–22.
- [8] Volpi, Emilio & Nizza, Nicolo & Bruschi, Paolo. (2007). A non linear ADC for sensor linearization. 5-8. 10.1109 RME 2007 4401797.
- [9] Shokri R, Koolivand Y, Shoaie O, Caviglia DD, Aiello O. A Reconfigurable, Nonlinear, Low-Power, VCO-Based ADC for Neural Recording Applications. *Sensors (Basel)*. 2024 Sep 24;24(19):6161. doi: 10.3390/s24196161. PMID: 39409201; PMCID: PMC11479173.
- [10] Medrano-Marqués, Nicolás & Martín-del-Brío, Bonifacio. (2002). Sensor linearization with neural networks. *Industrial Electronics, IEEE Transactions on*. 48. 1288 - 1290. 10.1109/41.969414.
- [11] Xie, Shengwen & Ren, Juan. (2020). Linearization of Recurrent-Neural-Network-Based Models for Predictive Control of Nano-Positioning Systems Using Data-Driven Koopman Operators. *IEEE Access*. PP. 1-1. 10.1109/ACCESS.2020.3013935.