

DOI: 10.51790/2712-9942-2022-3-3-8

НЕЙРОСЕТЕВАЯ КАЛИБРОВКА ДАТЧИКОВ ДЛЯ ТЕХНОЛОГИЙ МИКРО- И НАНОЭЛЕКТРОНИКИ

Н. В. Замятин, Г. В. Смирнов, В. И. Маковкин

*Томский университет систем управления и радиоэлектроники, г. Томск, Российская Федерация,
zamnv47@gmail.com*

Аннотация: рассматривается калибровка оптических измерительных систем определения состава веществ с использованием многослойной нейронной сети. Оптическая измерительная система основана на волоконно-оптических преобразователях, и ее измерительные характеристики могут быть немонотонны и нелинейны. Применимость предлагаемого способа калибровки продемонстрирована в рассматриваемом случае с использованием реальных данных. Нейросетевой подход позволяет получить лучшее качество калибровки, а многослойная нейронная сеть не требует данных для восстановления оптических характеристик.

Ключевые слова: технологический процесс, датчики, оптические преобразователи, калибровка, нейронные сети.

Для цитирования: Замятин Н. В., Смирнов Г. В., Маковкин В. И. Нейросетевая калибровка датчиков для технологий микро- и нанoeлектроники. *Успехи кибернетики*. 2022;3(3):74–82. DOI: 10.51790/2712-9942-2022-3-3-8.

NEURAL NETWORK-BASED SENSOR CALIBRATION FOR MICRO AND NANO-ELECTRONICS APPLICATIONS

N. V. Zamyatin, G. V. Smirnov, V. I. Makovkin

*Tomsk State University of Control Systems and Radioelectronics, Tomsk, Russian Federation,
zamnv47@gmail.com*

Abstract: we studied multilayer neural network-enabled calibration of optical gas sensor systems. Such systems use fiberoptic converters so their properties can be nonlinear and nonmonotonic. We used real-world data to show the proposed calibration method's applicability. The neural network-based approach offers a higher quality of the calibration, and a multilayer neural network does not need a training dataset to estimate the optical properties.

Keywords: manufacturing processes, sensors, optical converters, neural networks.

Cite this article: Zamyatin N. V., Smirnov G. V., Makovkin V. I. Neural Network-Based Sensor Calibration for Micro and Nanoelectronics Applications. *Russian Journal of Cybernetics*. 2022;3(3):74–82. DOI: 10.51790/2712-9942-2022-3-3-8.

Введение

Методы моделирования систем дают возможность описать множество сложных явлений в поведении веществ в технологических процессах. Однако полученные модели часто являются нелинейными и зависят от параметров, которые необходимо оценить, чтобы правильно представить процесс и его поведение. Управление технологическими процессами в микро- и нанoeлектронике невозможно без сенсоров, которые должны обеспечивать системы управления своевременными и достоверными значениями контролируемых физических величин.

Современные системы контроля параметров технологических процессов включают в себя разнообразные измерительные преобразователи, среди которых имеются оптические датчики. Повышенный интерес к этим преобразователям обусловлен их высокой чувствительностью к измеряемым физическим величинам, помехозащищенностью, высокой воспроизводимостью и технологичностью. Но существуют погрешности при измерении из-за нелинейности и влияния помех, необходимость учета которых приводит к поиску способов коррекции характеристик измерительных преобразователей с оптическими датчиками. Среди них эффективными являются методы, улучшающие конструкции оптических датчиков за счет новых используемых в них элементов (в частности, световодов), и алгоритмические методы, позволяющие формировать путем калибровки функцию преобразования с учетом

нелинейности датчика по отношению к измеряемому значению, а также к паразитным воздействиям [1].

Калибровка формально определяется как действия, которые при определенных условиях устанавливают взаимосвязь между значениями величин, указанных измерительной системой, и соответствующими значениями стандартов [2]. Это определение представляет калибровку с метрологической точки зрения, и процесс калибровки выполняется с учетом различных физических и химических свойств веществ. Такая калибровка наиболее часто используется при контроле в технологических процессах. Поэтому для измерений в технологических процессах целью калибровки обычно является установление количественной связи между известными концентрациями и соответствующими им сигналами, что позволяет получить кривую отклика [3].

В данной работе рассматривается применение нейросетевого алгоритма в калибровочном эксперименте, учитывающего нелинейность и случайные паразитные ошибки для капиллярного волоконно-оптического датчика.

Текущее положение дел с калибровкой датчиков

В последние годы наблюдается устойчивое повышение уровня точности датчиков. За десять последних лет приведенная погрешность типовых датчиков уменьшена с уровня 0,25 % до уровня 0,04...0,075 % от диапазона [4]. В то же время постоянная потребность в калибровке и поверке датчиков возрастает, что в конечном итоге влияет на качество технологического процесса.

Точные методы аппроксимации неприменимы из-за регистрации и хранения значительного объема данных при калибровке измерительного преобразователя, что критично для микропроцессорных систем. Поэтому калибровка приборов контроля веществ сводится к построению простой линейной модели в аналитической форме, обладающей низкой адекватностью. При этом даже простые математические модели требуют определенных начальных условий и допущений, отличающихся от реальных.

Применение газов в технологиях микро и нанoeлектроники

Планарная технология процессов микро- и нанoeлектроники основана на сложных физико-химических процессах: осаждении различных диэлектрических пленок, термодиффузии, ионном легировании, фотолитографии, электронно-лучевой литографии и др. [5]. Качество интегральных схем зависит от чистоты основных и вспомогательных газов, влияющих на выход годных кристаллов БИС и СБИС. Поэтому промышленные газы играют важную роль в технологических процессах производства электронных компонентов. Даже в относительно простом технологическом процессе может использоваться до сорока разнообразных газов [6]. В технологических процессах применяются специальные промышленные газы для формирования компонентных слоев ионно-плазменными методами. В этих процессах к основному рабочему газу (аргону) добавляется реактивный газ (азот, углекислый газ, метан и т.д.) для направленного изменения состава выращиваемой пленочной фазы. Для контроля параметров газов используют различные датчики, в частности оптические, в ближней ИК-области спектра (NDIR) с применением световодов.

Датчики и достоинства оптических сенсоров на основе световодов

Оптический капиллярный световод (стеклянный) — это трубка круглого сечения с полированными боковой поверхностью и торцами. Оптическое излучение проходит через него, претерпевая многократное полное внутреннее отражение. Оптические капиллярные волокна обладают такими полезными свойствами, как легкий вес, небольшой размер, низкая стоимость, малое затухание и устойчивость к электромагнитным помехам. Эти свойства дают возможность применять их в измерениях параметров технологических процессов из-за способности выдерживать суровые условия работы, а их небольшой объем и инертная природа позволяют им оказывать минимальное воздействие на объект измерения. Поэтому целесообразно совместить канал прохождения оптического излучения и кювету с контролируемым газом в оптическом датчике.

Для оптических волоконных датчиков в качестве чувствительной среды используется анализируемое вещество, взаимодействующее с оптическим излучением, распространяющимся в капилляре оптического волокна. Оптическое излучение, многократно отражаясь от стенок капилляра и испытывая полное внутреннее отражение, взаимодействует с анализируемым веществом по закону Ламберта–Бера.

Оптический датчик может быть чувствительным вплоть до концентраций ppm или даже ppb, быть высокоселективным только к одному конкретному аналиту и быть полностью невосприимчивым к изменению физических величин окружающей среды, таких как температура и давление [7].

Оптический сенсор на капиллярных световодах

Контроль технологических промышленных газов реализуется посредством оптического сенсора на капиллярных световодах (рис. 1), содержащего источники электромагнитного излучения и светофильтры с длинами волн из области поглощения анализируемых газов, расположенных по ходу излучения, набор капиллярных трубчатых газовых кювет с внутренними светоотражающими стенками и фотоприемников, подключенных через усилитель к блоку обработки и регистрации информации. Источники электромагнитного излучения располагают по кругу узла ввода излучения в кюветы, выполненные в виде капиллярных волокон с внешней отражающей поверхностью по длине. При этом длины кювет пропорциональны обратному значению коэффициента поглощения исследуемого газа, а фотоприемники на выходе кювет соединены с усилителями и аналого-цифровыми преобразователями, которые, в свою очередь, подключены к микропроцессору с обученной нейронной сетью.

Сущность модели заключается в следующем. Выбирается газ или смесь газов m , наличие которых предполагается определять при помощи данного устройства, выбирается коэффициент поглощения $k_{\text{погл}}$ или оптическая плотность n каждого из упомянутых газов, с использованием которых рассчитывается для каждого газа длина кювет d .

Пороговая чувствительность метода с минимальным коэффициентом поглощения определяется длиной пути l и способностью системы регистрировать малые изменения интенсивности излучения из-за поглощения $\alpha = [I(\lambda_i) - I_0(\lambda_i)]/I_0(\lambda_i)$, α – величина, обратная отношению сигнала к шуму измерительной системы. Поскольку каждый излучатель имеет свою ширину спектра излучения, при расчете длин пути необходимо использовать интегральный коэффициент поглощения газа k_0 , проинтегрированный в пределах полосы излучения данного источника.

В качестве источников и приемников светового излучения использованы различные оптические и электронные элементы, работающие в соответствующих диапазонах частот, характерных для каждого выбранного для анализа газа: лазеры, светодиоды, фотодиоды, болометры и др.



Рис. 1. Оптический сенсор на капиллярных волокнах

Разработанное устройство имеет следующие преимущества:

1. Увеличивается оптический путь за счет отражения от стенок капиллярной колонки.
2. Параллельно и одновременно определяются несколько промышленных газов (не нужны газоанализаторы на каждый газ).
3. Калибровочные модели хранятся в нейронной сети, которая может дообучаться после каждой калибровки.
4. Для уменьшения габаритов капиллярные колонки могут быть представлены в виде жгута и свернуты в спираль [8].

Нейронные сети для калибровки датчиков

При калибровке цель состоит в том, чтобы найти набор параметров модели, минимизирующих их разницу между откликом модели и экспериментальными измерениями (рис. 2).

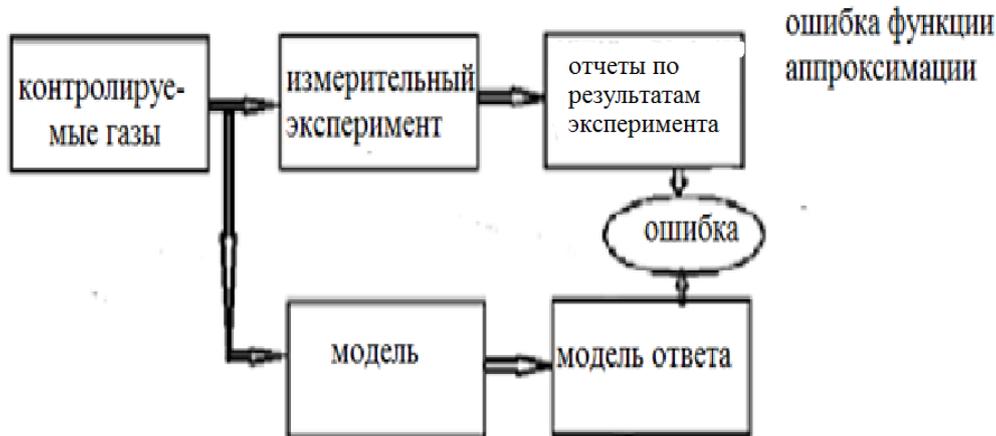


Рис. 2. Схема калибровочного эксперимента

Вариант решения проблемы калибровки заключается в оценке функции ошибки, количественно определяющей эту разницу, и минимизации функции ошибки с помощью алгоритма оптимизации. Трудность возникает из-за нелинейной связи между откликом модели и параметрами измерения, что приводит к усложнению функции ошибок из-за мультимодальности или недифференцируемости. Поэтому вычислительные методы, основанные на аналитически или численно полученном градиенте, могут применяться только в частных случаях. Лучше использовать прямую нейросетевую модель для уменьшения расстояния между предсказаниями сети и экспериментальными данными. Эффективность этого заключается в том, что оценка при обученной искусственной нейронной сети (ИНС) получается значительно быстрее, чем полное моделирование системы. Вычислительные затраты включают только обучение ИНС (подгонку синаптических весов) и минимизацию ошибки в прогнозе ИНС.

Описание нейронной сети ее особенности при калибровке

Искусственные нейронные сети [9] представляют собой вычислительные системы, состоящие из множества простых элементов (нейронов), соединенных вместе аналогично биологическому мозгу. Их главной особенностью является способность обобщать и изменять свое поведение на основе внешней информации, которая проходит через ИНС на этапе обучения.

Нелинейная природа нейронных сетей делает их незаменимым инструментом для моделированных сенсоров. Нейронная сеть имеет распределенную структуру и состоит из нелинейных нейронов, поэтому нейронная сеть всегда нелинейна, и эта нелинейность играет значительную роль, если системы, которые производят входные данные, являются нелинейными.

Для нейронной сети не требуется знаний пользователя, потому что нейронная сеть имеет возможность обучаться и для этого нужны обучающие множества. Пользователю нужно только собрать и упорядочить обучающие данные и вызвать алгоритм обучения, чтобы начать обучение сети. Это проще, чем использование традиционных нелинейных моделей систем.

Нейронные сети обладают высокой адаптивностью и способностью к обобщению, они могут изменять и корректировать свои веса в соответствии с изменениями в среде, в которой они находятся. Если характеристики среды внезапно изменяются, сеть может легко адаптироваться к этим изменениям, переучиваться и работать в этих изменившихся условиях.

Нейронные сети по своей природе параллельны, это делает их быстрыми для расчета выходных данных. Свойство массового параллелизма делает их подходящими для технологий СБИС. Предлагаемый способ нейросетевой обработки особенно подходит для компьютеров и для встраиваемых систем на основе стандартных микроконтроллеров (однокристальных компьютеров). Нейронная сеть может быть запрограммирована в системной памяти, не требуя дополнительного оборудования. Предполагается использование нейронных сетей небольшого размера (всего с несколькими нейронами и

несколькими синаптическими весами), что является несомненным преимуществом в мобильных аналитических системах.

Нейронные сети применяются для решения широкого спектра задач, среди которых наиболее заметными являются задачи распознавания образов, прогнозирования, управления, моделирования, обработки данных. В задачах аналитического контроля важную роль играет способность нейронных сетей при моделировании аппроксимировать функции. Прямое моделирование предлагается для калибровки входных сигналов и оценки собственных параметров газоанализаторов.

Особым типом ИНС является так называемая нейронная сеть с прямой связью, состоящей из нейронов, организованных в слои, где выходы из одного слоя используются в качестве входных данных для следующего слоя (рис. 4). В сети нет циклов или петель, нет обратных соединений. Наиболее часто используется многослойный персептрон (MLP) с сигмоидной передаточной функцией и алгоритм обучения с обратным распространением ошибки. В практическом использовании MLP известны своей способностью эффективно аппроксимировать нелинейные соотношения.

Входными данными являются данные с оптического газоанализатора. Выходными данными являются калибровочные зависимости для контролируемых газов. В нейронах полученное значение обрабатывается функцией активации. Для активации нейронов выбрана сигмоидальная функция:

$$y = f(\omega \cdot x + b),$$

где ω — это вес нейрона в слое; x — входное значение; b — смещение.

Нейронная сеть имеет 3 слоя:

1. Входной слой с одним нейроном, для считывания данных с датчика.
2. Скрытый слой, осуществляющий обучение, имеет от 5 до 256 нейронов.
3. Выходной слой с одним нейроном, для отображения калибровочной зависимости.

Архитектура нейронной сети представлена на рис. 3.

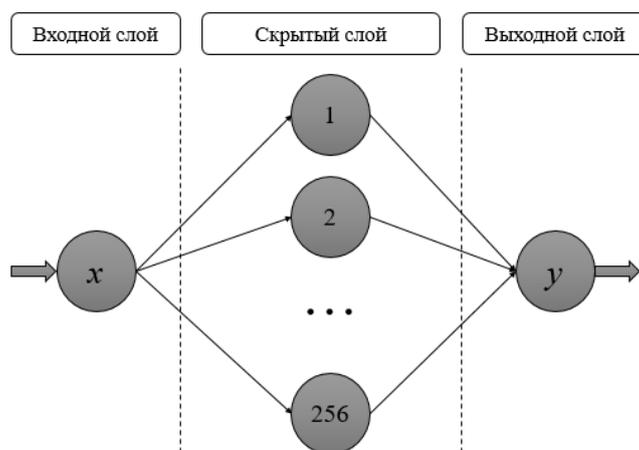


Рис. 3. Архитектура нейронной сети

Для определения качества обучения используется среднеквадратичная ошибка. Синаптические веса являются параметрами ИНС, которые должны быть определены в процессе обучения.

Несмотря на популярность ИНС, существует всего несколько рекомендаций по выбору их архитектуры. Например, в [10] показано, что ИНС с любой из широкого спектра непрерывных нелинейных функций активации скрытого слоя и одного скрытого слоя с произвольно большим числом единиц достаточно для свойства «универсальной аппроксимации», для выполнения управляемого выбора топологии ИНС. Наиболее общей стратегией является перекрестная проверка, поскольку она не предполагает каких-либо вероятностных допущений или зависимостей от проблемы идентификации.

Эксперимент с контролем газа CO_2

Оптический газовый сенсор на капиллярных волокнах исследовался для проверки реакции на отдельные газы при различных концентрациях. Такого типа датчики обычно используются для контроля газов из-за их относительно больших молярных коэффициентов поглощения [11]. Для экспериментов был выбран газ CO_2 , поскольку он является наиболее часто используемым в технологических

процессах микро- и наноэлектроники. Для этого газа из базы данных HITRAN в районе сильных полос поглощения для источников излучения шириной 5 см^{-1} выбраны информативные интервалы. Для них в таблице приведены центры интервалов в частотах (см^{-1}) и длинах волн (нм), также рассчитаны интегральные коэффициенты поглощения на 1 атм, проинтегрированные на ширину спектра излучения источника (5 см^{-1}). Выбранные интервалы находятся в ИК, видимой области спектра. Интегральные коэффициенты поглощения составили $15 \dots 70 \text{ см}^{-1}$. При заданном значении $\alpha = 0,01$ для минимального значения ослабления в оптическом капиллярном световоде определяется длина пути l_0 , оптимальная для регистрации коэффициента поглощения k_0x , соответствующего концентрации каждого газа. Значения k_0x , l_0 приведены в таблице 1.

Таблица 1

Молекула	CO ₂	CH ₄	SO ₂	NO ₂
Частота, см^{-1}	2362	3017	35000	25000
Длина волны, нм	4234	3315	285,7	400
Интегральный коэффициент поглощения для P=1 атм (для ширины спектра 5 см^{-1}) k_0 , см^{-1}	70	15	19,2	16,8
Оптимальная длина пути l_0 , см	0,15	0,7	$1,7 \times 10^3$	6×10^2

Как видно из таблицы 1, оптимальная длина пути l_0 меняется в широких пределах $0,15 \dots 17000$ см и исходя из этого выбирается длина оптического капилляра сенсора. Использовались газовые баллоны с номинальной концентрацией 1000 частей на миллион CO₂. Газ CO₂ имеет частоту поглощения 4,2 мкм.

Изменения концентрации CO₂ показаны на рисунке 4. Частота дискретизации сигнала оптического датчика была установлена на 1 Гц с использованием скользящей средней по 100 точкам данных. Это указывает на то, что отклик датчика является линейным до полиномиального при изменении концентрации CO₂. График на рисунке 4 показывает, что предел обнаружения для CO₂, использующий эту технологию, находится в диапазоне низких ppm. Зависимости были аппроксимированы нейронной сетью.

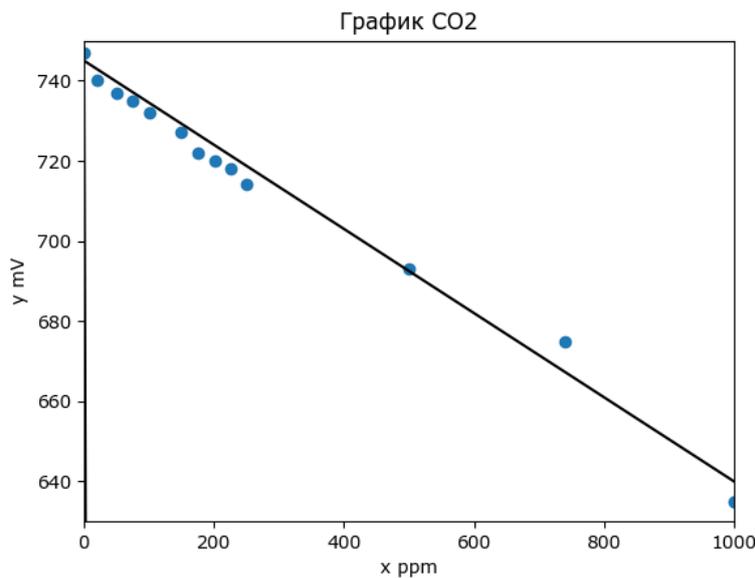


Рис. 4. Реакция датчика на газ CO₂ с различными концентрациями («●» — реальная концентрация газа; «—» — идеальная концентрация газа)

Результаты нейросетевой калибровки оптических капиллярных сенсоров

Тестировался метод прямой связи нейронной сети, описанный в реальных ситуациях с газом CO_2 , в которых связаны спектральные данные с капиллярного оптического сенсора (y, mV) с параметрами концентрации (x, ppm). Основное внимание уделено способности нейронной сети к калибровке, рассматриваемой в зависимости от количества нейронов скрытом слое, скорости обучения и количества итераций (эпох).

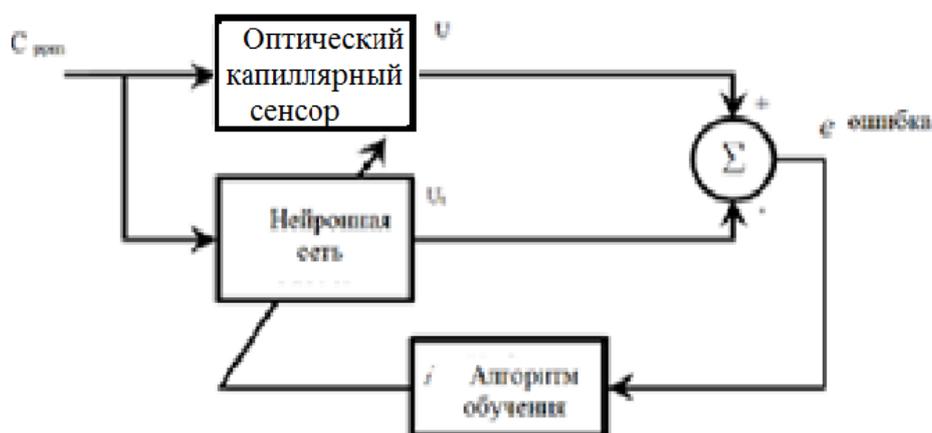


Рис. 5. Нейросетевая калибровочная модель для газа CO_2

Модель газоанализатора, представленная многослойной нейронной сетью на основе персептрона, имеет архитектуру 1-5-1, рис. 3. Здесь первый слой представляет входной слой только с одним входом.

Второй слой — это скрытый слой, которых состоит из 5–256 нейронов для достижения нужной точности.

Третий слой — это выходной узел с единственным выходом. В качестве функции активации в скрытом и выходном слое используется сигмоида. Нормализованная концентрация C_{ppm} является входным сигналом для нейронной сети, а нормализованное выходное напряжение U'_c является целевым. Веса сети обновляются в соответствии с алгоритмом обратного распространения ошибки после применения входного набора данных.

Приведенные результаты калибровки представлены в терминах среднеквадратичной ошибки аппроксимации (MSE), которая определяется как

$$\text{MSE} = \left[\sum_{i=1}^{I_p} (y_i - \hat{y}_i)^2 / I_p \right]^{\frac{1}{2}},$$

где I_p — количество выборок, используемых в наборе аппроксимации (рис. 6). Все результаты получены путем тестирования сетей на образцах, которые не применялись для обучения сети и вычисляются с использованием программы нейронной сети, реализованной на python.

Во время обучения сети все входные значения нормализуются так, чтобы они находились в диапазоне 0–1 (для ввода). После преобразования в сети все результаты аппроксимации преобразуются обратно в исходный масштаб. Скорость обучения и число итераций, которые используются на протяжении всей этой работы, приведены в таблице 2.

В таблице 3 приведены значения зависимости MSE от числа скрытых слоев нейронной сети.

Набор данных содержит спектры пропускания в ближнем инфракрасном диапазоне (NDIR) 30 различных образцов с различными концентрациями газов. 20 образцов используются для калибровки, а остальные 10 используются для проверки работоспособности калибровочной модели. Существует эффект переобучения как по количеству нейронов, так и по количеству входных компонентов (переменных).

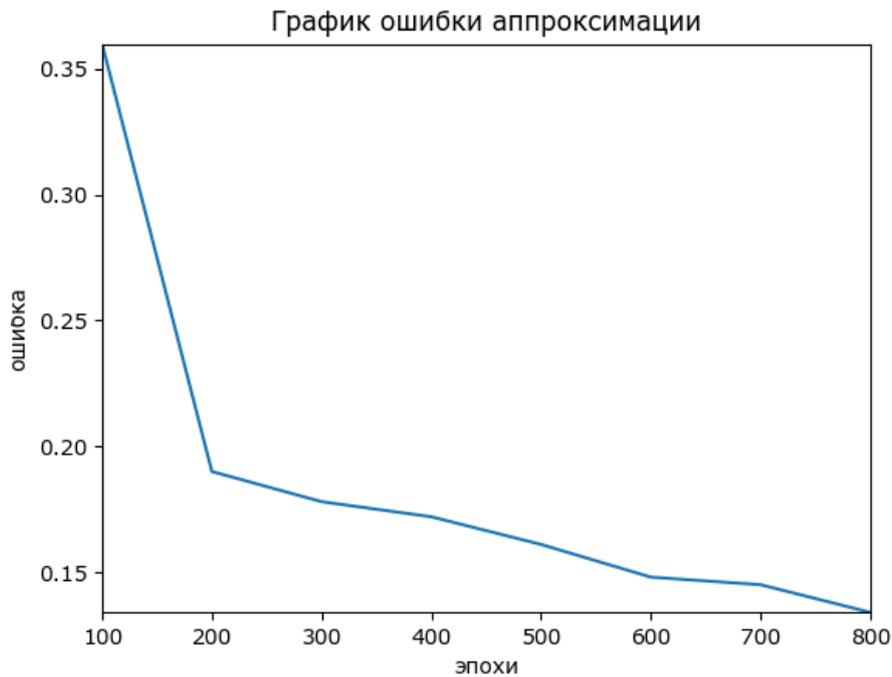


Рис. 6. Зависимость ошибки аппроксимации от числа эпох

Таблица 2

Скорость обучения и число итераций

Число итераций	10	50	100	800
Скорость обучения	0.9	0.5	0.25	0.1
MSE	0.35	0.20	0.12	0.06

Таблица 3

MSE от числа скрытых слоев нейронной сети

Число скрытых слоев	1	5	10	50
MSE	0.5	0.2	0.2	0.6

Заключение

В статье предложен и обоснован нейросетевой алгоритм обработки результатов калибровочного эксперимента при контроле промышленных газов в технологических процессах микро- и нанoeлектроники, позволяющий получить функцию преобразования. Этот алгоритм был протестирован при обработке результатов калибровки оптического абсорбционного газоанализатора. Рассматривалась возможность применения искусственных нейронных сетей для калибровки используемых моделей. Многоуровневая нейронная сеть с прямой связью сравнивалась с откликом модели и функции ошибки, количественно определяющей, насколько хорошо отклик модели соответствует экспериментальным данным. Нейросетевая модель выбрана за ее нелинейность, разницу в чувствительности к конкретным параметрам, с одной стороны, и простоту в очень быстрой численной оценке с другой. Исследованные стратегии калибровки проверены на калибровке при измерении промышленного газа CO₂.

Нейросетевая модель разработанного газоанализатора показывает производительность, аналогичную фактическому датчику, и имеет очень простую архитектуру. Такие модели могут быть реализованы в простых микроконтроллерах, что снижает стоимость системы.

Сети с сигмоидальными функциями давали лучшие прогнозы, чем сети с линейными передаточными функциями. Количество эпох, которые дают наилучший результат в районе 1000, близко к оптимальному. Следует также отметить, что скорость сходимости зависит от параметров обучения. Основной вывод заключается в том, что ИНС при правильном использовании является хорошим методом калибровки.

ЛИТЕРАТУРА

1. Emets S. V. et al. Processing Calibration Results for Measuring Transducers with an Integrated Sensor. *Journal of Physics: Conference Series*. 2020;1582:012026.
2. Данилов А. А. *Метрологическое обеспечение измерительных систем*. 3-е изд., перераб. и доп. СПб.: Политехника-Сервис, 2014. 189 с.
3. Ординарцева Н. П., Баранов А. А., Рыбаков И. М. Нормативно-методологическое обеспечение калибровки измерительных систем. *Измерение. Мониторинг. Управление. Контроль*. 2017;4:22–27.
4. Шипицын А. Г., Попов А. Е. Алгоритм калибровки эталонных измерительных преобразователей давления. *Вестник ЮУрГУ. Серия: Компьютерные технологии, управление, радиоэлектроника*. 2010;22:53–56.
5. Лобачев Ю. А. Разработка технологии получения и очистки гидридных газов непосредственно в технологических процессах полупроводниковой микроэлектроники: Дисс. ... канд. техн. наук. 2002. 133 с.
6. *Применение промышленных газов в электронике*. Режим доступа: <https://dpairgas.com.ua/?p=1480>.
7. Сидоров А. И. *Сенсорная фотоника: Учеб. пособие*. СПб: Университет ИТМО, 2019. 96 с.
8. Патент РФ 2262684. *Оптический абсорбционный газоанализатор*.
9. Замятин Н. В., Смирнов Г. В. *Нейросетевые компьютерные системы и их применение*. Изд-во ТУСУР. 2021. 278 с.
10. Anders U., Korn O. Model Selection in Neural Networks. *Neural Networks*. 1999;12(2):309–323.
11. Mueller M., Graf P., Meyer J., Pentina A., Brunner D., Perez-Cruz F., Hüglin Chr., Emmenegger L. Integration and Calibration of NDIR CO2 Low-Cost Sensors, and Their Operation in a Sensor Network Covering Switzerland. *Atmospheric Measurement Techniques*. Preprint. Discussion started: 18 November 2019. DOI: <https://doi.org/10.5194/amt-2019-408>.