

НЕЙРОСЕТЕВАЯ ЛИНЕАРИЗАЦИЯ NDIR ГАЗОВЫХ СЕНСОРОВ**Н. В. Замятин^а, Г. В. Смирнов^б***Томский государственный университет систем управления и радиоэлектроники, г. Томск, Российская Федерация*^а ✉ zamnv47@gmail.com, ^б smirnov@main.tusur.ru

Аннотация: целью данной статьи является применение нейронной сети (NN) для линейризации нелинейной характеристики NDIR-сенсора. Практически все типы аналитических датчиков имеют нелинейный отклик. Датчик с использованием NN может автоматически компенсировать нелинейные характеристики сигнала и его нелинейную зависимость от параметров окружающей среды с достаточно высокой точностью. Для демонстрации возможности предлагаемой системы на основе NN приведены результаты работы интеллектуального NDIR-датчика для измерения концентраций газов. Результаты имитационных экспериментов показали, что модель NDIR-сенсора на основе NN способна преобразовывать нелинейный сигнал концентрации с достаточно низкой погрешностью.

Ключевые слова: датчик, нелинейность, линейризация, нейронная сеть, концентрация.

Для цитирования: Замятин Н. В., Смирнов Г. В. Нейросетевая линейризация NDIR газовых сенсоров. *Успехи кибернетики*. 2025;6(3):36–45.

Поступила в редакцию: 27.06.2025.

В окончательном варианте: 20.09.2025.

NEURAL NETWORK-BASED LINEARIZATION OF THE NDIR GAS SENSOR CHARACTERISTIC**N. V. Zamyatin^а, G. V. Smirnov^б***Tomsk State University of Control Systems and Radio Electronics, Tomsk, Russian Federation*^а ✉ zamnv47@gmail.com, ^б smirnov@main.tusur.ru

Abstract: almost all types of analytical sensors have a nonlinear response. We used a neural network to linearize the nonlinear characteristic of an NDIR sensor. A neural network compensates for the nonlinear dependence of the signal on environmental parameters with high accuracy. To demonstrate the capabilities of the proposed approach, we presented the results of an intelligent NDIR sensor for measuring gas concentrations. Simulation experiments showed that the neural network-based NDIR sensor model converted a nonlinear concentration signal with low error.

Keywords: sensor, non-linearity, linearization, neural network, concentration.

Cite this article: Zamyatin N. V., Smirnov G. V. Neural Network-Based Linearization of the NDIR Gas Sensor Characteristic. *Russian Journal of Cybernetics*. 2025;6(3):36–45.

Original article submitted: 27.06.2025.

Revision submitted: 20.09.2025.

Введение

Нелинейные задачи управления являются подходящими приложениями для искусственных нейронных сетей (ANN) и за последние годы привели к значимым эксплуатационным результатам. Одной из причин нелинейности систем управления являются нелинейные характеристики датчиков, поэтому нейронные сети стали неотъемлемой частью систем управления для компенсации нелинейностей.

Калибровка и линейризация газовых датчиков — это процесс преобразования выходных данных, генерируемых газовым датчиком, в значения концентраций. Выходной сигнал обычно представлен в виде напряжения. Калибровка датчика и линейризация являются необходимостью для установления истинной зависимости между выходным сигналом датчика и уровнем концентрации контролируемых газов. Для достижения этой цели датчики необходимо периодически калибровать. Одним из наиболее распространенных методов калибровки датчиков газа является составление уравнения наилучшего соответствия, которое соотносит выходные данные датчика с уровнем концентрации газа. Это достигается за счет подачи на датчик известных уровней концентрации определенных газов в течение некоторого периода времени и фиксации значений, которые он выдает. Затем формируется график с осью x в качестве уровней концентрации и осью $y=f(x)$ в качестве выходных данных датчика. Потом добавляется наиболее подходящая линейная зависимость (опорная) таким образом, чтобы она проходила через

множество точек на графике (рис. 1). При этом, чем больше число точек, тем точнее можно отобразить опорную зависимость. Следует отметить, что наиболее подходящее уравнение — это всего лишь оценка и, следовательно, от него нельзя ожидать высокого уровня точности.

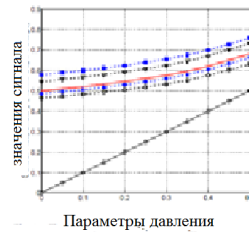


Рис. 1. Концепция линейризации газовых сенсоров

Благодаря использованию искусственной нейронной сети для калибровки и линейризации датчиков достигаемая погрешность минимальна, обеспечивая при этом достаточно высокий уровень точности [1]. Искусственная нейронная сеть — хотя и далекое подобие человеческого мозга, но она так же обучается и функционирует, используя большое количество входных данных, которые ей предоставляются. В этой статье показано применение искусственной нейронной сети для калибровки и линейризации NDIR газовых датчиков, используемых для распознавания запахов.

Нейросетевой алгоритм применен для линейризации результатов аналитического контроля газов. Для реализации возможностей нейронной сети использовалась архитектура с произвольно подключенными нейронами. В качестве функции активации для нейронной сети использована сигмоида. Это конкретное применение было реализовано с использованием языка Python для NDIR газовых датчиков при распознавании запахов.

NDIR газовые сенсоры и нелинейность сигналов

Оптические газовые сенсоры измеряют оптические свойства или характеристики, такие как поглощение, поляризация, флуоресценция и др. Поскольку этот метод не связан с химическими реакциями, характерные для датчиков MOX (металлоорганические соединения) и CP (проводящие полимеры), изменения окружающей среды оказывают меньшее влияние на функционирование оптических датчиков. Поэтому для оптических газовых датчиков не нужна частая калибровка. Кроме того, что касается дрейфа датчиков, одиночные или гораздо меньшее число оптических газовых датчиков могут работать подобно крупным массивам датчиков MOX или CP и будут менее зависимы от изменений окружающей среды.

Дополнительные преимущества механизма оптического взаимодействия заключаются в чувствительности к широкому спектру ЛОС (летучих органических соединений), хорошей селективности (особенно к таким газам, как CO_2 и CH_4), хорошим временем отклика/восстановления и более длительным сроком службы датчиков, чем у других типов газовых датчиков [2].

Недисперсная инфракрасная сенсорная система (NDIR) состоит из трех основных частей: излучателя в виде ИК-источника, капиллярной кюветы и ИК-детектора с фильтром (рис. 2). Молекулярно-абсорбционная спектроскопия определяет принцип функционирования NDIR-сенсора. Когда газ находится внутри капиллярной кюветы, молекулы газа поглощают излучение от ИК-источника, а оптический фильтр пропускает излучение с длиной волны, соответствующей целевому запаху. Молекулярное поглощение ИК измеряется при обнаружении падения уровня сигнала, который соответствует компоненту запаха.

NDIR-сенсоры используют доступные излучатели и детекторы. ИК-излучатели с высокой излучательной способностью (EMIRS200) и с перестраиваемой частотой разработаны фирмой InfraTec (Дрезден, Германия). Эти приборы имеют возможность сканировать средне- и длинноволновый ИК-диапазон (3,1–10,5 м) с шагом 20 нм. Этот шаг следует считать разрешением по длине волны. Благодаря такой особенности любые измерения фиксированной частоты можно рассматривать как «виртуальные датчики». Нейросетевая обработка позволяет не использовать дорогостоящие прецизионные фильтры для выбора определенных частот. Также возможен вариант с применением фильтрации, основанной на микромеханическом интерферометре Фабри–Перо (FPI), включающем оптический резонатор с двумя

параллельными отражающими поверхностями, выполняющими роль полуволнового резонатора. Изменяя расстояние между пластинами, можно настроить центральную длину волны простым регулированием напряжения на управляющем выводе. Поскольку компоненты запаха имеют уникальную частоту инфракрасного поглощения, NDIR-сенсор может быть использован для идентификации запаха в целом без определения каждого химического вещества.

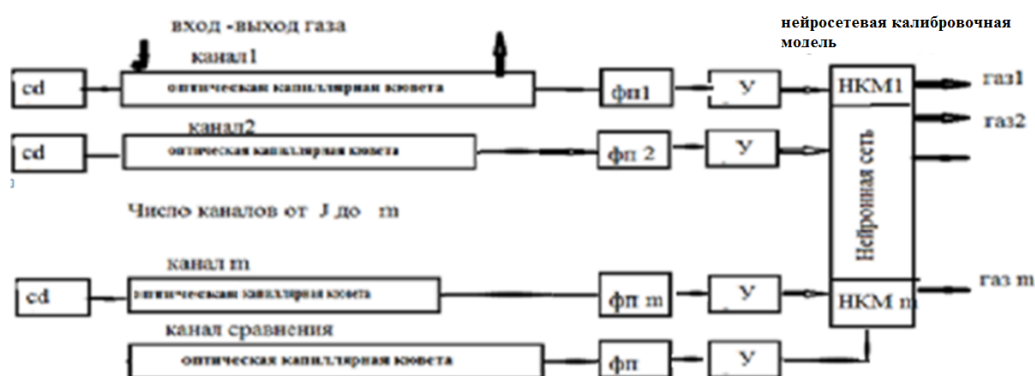


Рис. 2. NDIR-сенсор

Функциональность системы была продемонстрирована на трех экспериментах. Первый из них заключался в испытании отдельных газов (CO_2 и CH_4) в различных концентрациях. Сигналы датчиков представляют линейно-полиномиальную (второй степени) зависимость для CO_2 и CH_4 в исследуемом диапазоне концентраций. Более того, результаты этого теста показывают, что чувствительность для CO_2 ниже 25 ppm, а для CH_4 — ниже 1 ppm.

Проблема линейризации газовых сенсоров

Нелинейность сигнала NDIR-сенсора зависит от различных причин, что снижает порог чувствительности и повышает предел обнаружения. Рассеяние света и фоновое поглощение увеличивают регистрируемую величину и, соответственно, нелинейность.

Многие датчики с аналоговыми выходными сигналами имеют общие характеристики, такие как линейность, воспроизводимость и разрешающая способность. Нужно определять параметры внешней среды: время отклика и полосу пропускания, рабочую температуру, вибрацию. Эти характеристики определяют источники неопределенностей и представляют пределы погрешностей, искажающих линейную зависимость выходного сигнала датчика от входного воздействия.

Нелинейность служит мерой максимального отклонения выходного сигнала датчика от заданной теоретической прямой, приведенной на графике (рис. 1). Лучшим выбором среди опорных прямых, основанным на статистике, является линия наилучшего соответствия. Это прямая линия, рассчитанная методом наименьших квадратов, посредством которого сумма квадратов отклонений от прямой математически минимизируется. Такая прямая линия наилучшего соответствия используется в качестве основы для представления нелинейности датчика, потому что это статистически оправдано и подтверждается в реальных измерениях.

Также нужно учитывать и другие источники ошибок, влияющие на выходной сигнал, при соблюдении предварительных условий, которые должны выполняться в процессе измерений:

- температура должна быть постоянной, либо ее изменения должны быть незначительными по сравнению с величиной нелинейности;
- погрешности датчика также должны быть малы по сравнению с его нелинейностью;
- любая нелинейность на выходе системы, обусловленная ее узлами, также должна быть во много раз меньше нелинейности датчика.

Разрешающая способность, как датчика, так и прибора для считывания выходных данных, должна быть достаточной, чтобы реагировать на небольшие отклонения в выходном сигнале, вызванные нелинейностью датчика [3].

Поэтому если все иные погрешности малы в сравнении с нелинейностью, то именно она будет доминирующим источником неопределенности измерений, в противном случае влияние остальных погрешностей будет решающим.

Максимальное значение нелинейности при использовании прямой линии наилучшего соответствия в качестве опорной для датчика с однополярным выходным сигналом обычно выражается в процентах (\pm) от полной шкалы выхода, а для датчика с биполярным выходным сигналом максимальная нелинейность выражается в (\pm) процентах от полного выходного диапазона [3].

Повышение точности — сегодня одно из важнейших направлений развития NDIR-сенсоров. Это нужно для:

1. Возможности обнаружения и исследования новых физических явлений.
2. Высокоточных измерений спектроскопических параметров молекул для моделирования их поглощения.

3. Некоторых аналитических применений, требующих точности на уровне (0.1–0.01)%.

4. Распознавания запахов для медицинских и промышленных целей.

Подсистемы NDIR-сенсоров включают пять основных элементов:

1. Фотодиод или фотодиодный лазер.
2. Фотоприемник и система обработки.
3. Кювета с молекулами контролируемого газа.
4. Оптика.
5. Электроника.

Светодиод является основным источником нелинейности в аналитических системах. Нелинейность светодиодов возникает из-за двух явлений.

Во-первых, несовершенство управляющих цепей светодиода приводит к нелинейной зависимости напряжения от тока. В частности, светодиод имеет ограниченный динамический диапазон напряжения, нижний предел которого известен как напряжение включения (TOV), а верхний предел — как напряжение насыщения. Все, что ниже значения TOV, означает, что светодиод находится в области отключения и не проводит никакого тока. Напряжению насыщения соответствует максимально допустимый переменный/импульсный ток, при превышении которого светодиод подвергается перегреву, что может привести к его повреждению. Амплитуды сигналов, выходящие за пределы этого рабочего диапазона, должны быть отсечены перед подачей на светодиод, что приводит к нелинейным искажениям, называемым отсекающим шумом [4].

Если амплитуда сигнала приблизительно моделируется гауссовской случайной величиной с нулевым средним значением, то этот шум двойного отсечения может быть хорошо смоделирован как коэффициент ослабления плюс некоррелированный аддитивный шум, в соответствии с теоремой Бусганга [5]. Кроме того, нелинейность внутри рабочей области светодиода вызывает дополнительные искажения, которые следует рассматривать как нелинейность, ограниченную динамическим диапазоном [6].

С другой стороны, количество испускаемых светодиодом фотонов не прямо пропорционально амплитуде подаваемого электрического тока в его активной области, что приводит к нелинейной передаточной функции между входным током и выходной оптической интенсивностью. Кроме того, реакция индикатора зависит не только от текущего значения подаваемого электрического сигнала, но и от предыдущего входного сигнала, что приводит к эффекту памяти. Фактически этот эффект памяти обусловлен тем, что характеристика сигнала светодиода зависит от частоты подаваемого тока [7].

Нелинейные характеристики светодиодов могут изменяться со временем из-за старения компонентов и температурного дрейфа. Эффективность электрооптического преобразования медленно снижается из-за повышения температуры, вызванного самонагревом светодиода. Это означает, что интенсивность уменьшается со временем при одном и том же входном токе возбуждения. Кроме того, температура может внезапно изменяться при различных уровнях освещенности, что приводит к изменениям нелинейных характеристик светодиода [8].

Известно, что некоторые ЛОС (летучие органические соединения), имеющие отношение к безопасности пищевых продуктов и биомедицинскому мониторингу, имеют частоты поглощения в диапазоне 2,8–5,2 м, например, такие как ацетон, 2-бутанон и изопропанол [9]. Количество поглощенных фотонов прямо пропорционально мощности фотонного пучка от излучателя и, следовательно, количеству обнаруженного газа. Это позволяет определить концентрацию измеряемых молекул запаха. Есть два преимущества, связанных с ИК-излучением.

Во-первых, ИК-излучение рассеивается меньше, чем видимое излучение в присутствии пара,

тумана или дыма, из-за его большей длины волны [10].

Во-вторых, миниатюризация ИК-источников и детекторов возможна с использованием новейших МЭМС-технологий.

Для режима функционирования NDIR с точки зрения точности важны: погрешность измерения регистрируемого сигнала, точность определения частотной шкалы и искажения контура исследуемой линии. Каждый из этих элементов вносит свой вклад в искажения регистрируемого сигнала. При правильной постановке измерений возможно достижение абсолютной точности на уровне 0.1 %, которая, в основном, определяется погрешностью измерения длины кюветы, давления и температуры. Следовательно, погрешность, определяемая нелинейностью, не должна превышать 0.01-0.1 %.

В случае линейной регистрации нормированный сигнал имеет линейную зависимость от нормированной мощности с единичным наклоном. Нелинейность, обусловленная фотодиодом и системой обработки, приводит к нелинейной зависимости регистрируемого сигнала от падающей на него мощности излучения и имеет небольшое значение.

Существующие методы линейризации и их недостатки

Посредством схемы линейризации нелинейный отклик в виде кривой может быть приблизительно линейризован. Значение линейности может быть определено, как в [11].

Отклик, показанный на рисунке 3, имеет нелинейность $\approx 29\%$. Это также может быть вызвано неправильным выбором электронной схемы. Например, импедансные мосты на основе моста Уитстона широко используются для разработки схемы считывания для точного измерения электрических параметров датчиков.

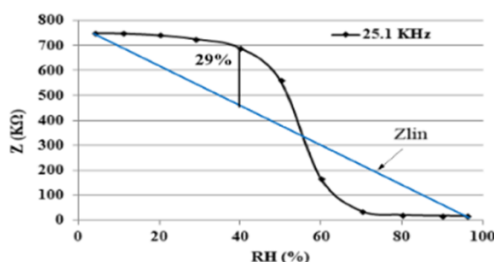


Рис. 3. Нелинейный сигнал керамического сенсора влажности

Методы линейризации можно разделить на две группы. Это аналоговые методы формирования сигнала и цифровые методы, использующие программные линейные алгоритмы (SLA). Цифровой метод может быть дополнительно классифицирован на программную линейризацию и аналоговые и цифровые схемы формирования смешанных сигналов. Обобщенная схема с линейризацией сигнала показана на рис. 4.

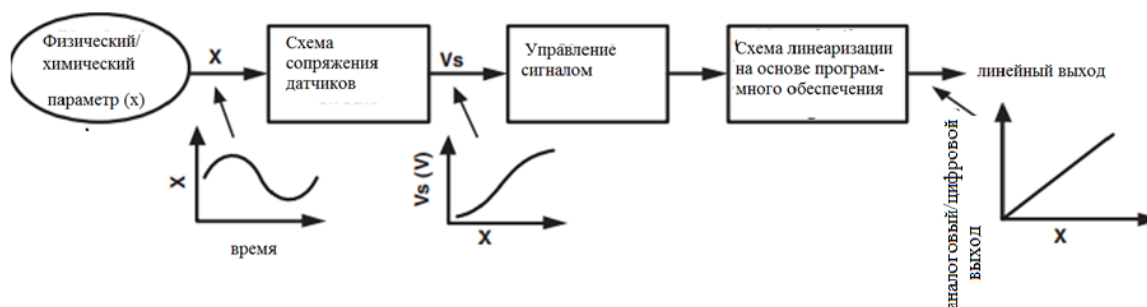


Рис. 4. Обобщенная схема процедуры линейризации

Нелинейность фотоакустического сигнала ближнего инфракрасного диапазона (NIR) для определения концентрации глюкозы была сведена к минимуму с помощью двухволнового дифференциального метода [12]. Он демонстрирует достаточную линейность с коэффициентом корреляции линейной регрессии 0,998 в диапазоне от 100 мг/дл до 2 г/дл. Однако предел обнаружения недостаточен, а система относительно сложна.

Благодаря развитию технологии микросхем цифровые методы в настоящее время наиболее часто используются там, где требуются высокая производительность и точность. Еще одним преимуществом этих методов является программируемость, которая помогает обрабатывать сигналы от различных датчиков. В интеллектуальных датчиках аналоговый выходной сигнал преобразуется в двоичную форму, затем из цифровых данных формируется линейное соотношение. Существует два подхода: вывод линейного уравнения и справочная таблица.

Линеаризация по функциональному соотношению

Если связь между измеряемым параметром и цифровыми данными нелинейна, можно разработать уравнение для получения линеаризованного значения параметра. Например, выходное напряжение газового датчика связано с концентрацией газа в миллионных долях по [13].

Простейший цифровой метод заключается в создании справочной таблицы, содержащей пару выходных данных датчика в цифровой форме и соответствующее им линейное значение в памяти μC . Этот метод зависит от большего объема памяти для повышения точности. В случае меньшего количества данных требуется алгоритм интерполяции. Было опубликовано несколько работ по оптимизации таблицы с целью уменьшения ее размера для небольших встраиваемых приложений [14]. В некоторых случаях размер справочной таблицы оптимизируется с помощью эволюционного генетического алгоритма [15].

Например, большинство газовых датчиков, работающих по принципу адсорбции и десорбции, имеет длительный отклик и время восстановления, также датчик обладает высокой нелинейностью [16]. Время отклика может составлять от нескольких десятков секунд до минуты. Чтобы сократить общее время отклика датчика и схемы формирования сигнала, нужно разработать схему линеаризации, которая обеспечивает низкое время отклика. Время линеаризации может быть сведено к минимуму за счет разумного выбора электроники и максимального сокращения количества аппаратных компонентов.

Нейронные сети

Архитектура MLP (многослойный линейный перцептрон) хотя и является распространенной для применения архитектурой, но имеет недостатки:

- ошибки первых слоев увеличиваются на последующих слоях;
- при увеличении числа слоев обучение таких сетей и, соответственно, изменение весов влияет на распространение ошибок.

Используемая нейронная сеть имеет 3 слоя: 1 входной слой, 1 выходной слой и 1 скрытый слой. Входной и выходной слои имеют по одному узлу в каждом, в то время как скрытый слой имеет 5 узлов. В дополнение к этому нейронная сеть использует один дополнительный узел во входном и скрытом слоях со значением 1. Этот узел называется узлом смещения. Значение этого смещения поддерживается постоянным. Смещение используется для сохранения нейтрального значения в каждом скрытом слое, что позволяет избежать любого переопределения значений.

Поток сигналов в нейронной сети при обучении с обратным распространением ошибки состоит из двух частей: прямого распространения и обратного распространения. Во время прямого распространения значения каждого узла каждого слоя преобразуются с использованием передаточной функции. Затем выходные данные генерируются путем умножения преобразованных значений узлов на текущие значения весов.

При обратном распространении сгенерированный выходной сигнал сравнивается с фактическим выходным сигналом и ошибка на каждом уровне вычисляется и минимизируется. Для минимизации ошибок обычно используется градиентный спуск. Здесь ошибка в каждом весе вычитается и генерируются соответствующие новые веса. После того как сгенерированы новые веса, прямое распространение выполняется снова, чтобы получить новый результат. Этот результат будет ближе к фактическому результату, чем ранее сгенерированный результат. Весь этот процесс выполняется в цикле до тех пор, пока сгенерированное выходное значение не достигнет близкого к фактическому выходному значению. Алгоритм обучения реализован в коде на Python для получения желаемых результатов. Схема нейронной сети представляется в следующем виде (рис. 5).

Значения синаптических коэффициентов приведены в таблице.

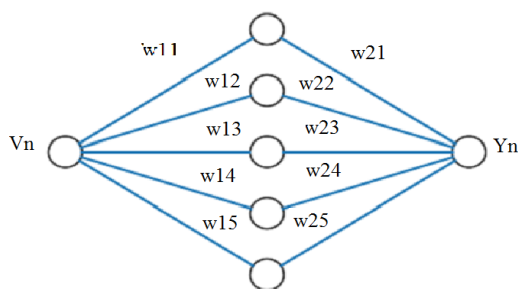


Рис. 5. Схема нейронной сети

Таблица

Значения синаптических коэффициентов

Синаптические коэффициенты скрытого слоя		Синаптические коэффициенты выходного слоя	
W11	-0.16595599	W21	-0.81532281
W12	0.44064899	W22	-0.62747958
W13	-0.99977125	W23	-0.30887855
W14	-0.39533485	W24	-0.20646505
W15	-0.70648822	W25	0.07763347

Предлагаемая модель использует MLP для компенсации нелинейной характеристики датчика. Характеристики NDIR-сенсора нелинейны и зависят от параметров среды: температура окружающей среды влияет на характеристики сигнала нелинейным образом. Нужно получить близкие к линейным характеристики для NDIR-сенсора независимо от его нелинейных свойств и нелинейной зависимости от окружающей среды.

В предлагаемой модели NDIR-сенсора на основе MLP все сигналы соответствующим образом нормализуются, чтобы сохранить их в диапазоне от 0 до 1.

Модель работает в два этапа: этап обучения и этап тестирования. Первая часть, называемая обучающим набором, используется для обучения ИНС, а другая часть, называемая тестовым набором, используется для тестирования модели. На этапе обучения ИНС обучается характеристикам датчиков. На этапе обучения входной шаблон из обучающего набора применяется к ИНС и вычисляется выходной сигнал. Затем выходные данные сравниваются с соответствующим целевым шаблоном. Ошибка, полученная в результате этого сравнения, затем используется для обновления весов MLP с использованием обратного распространения ошибки. Процедура обучения заканчивается, когда ошибка достигает заданного минимального значения. Схема NDIR-сенсора (рис. 6.) на основе MLP соответствуют линейным характеристикам сигнала, применяется к модели ИНС и для вычисления ее выходных данных. Если выходной сигнал ИНС и целевой шаблон близко совпадают, тогда можно сказать, что модель ИНС удовлетворительно изучила характеристики датчика.

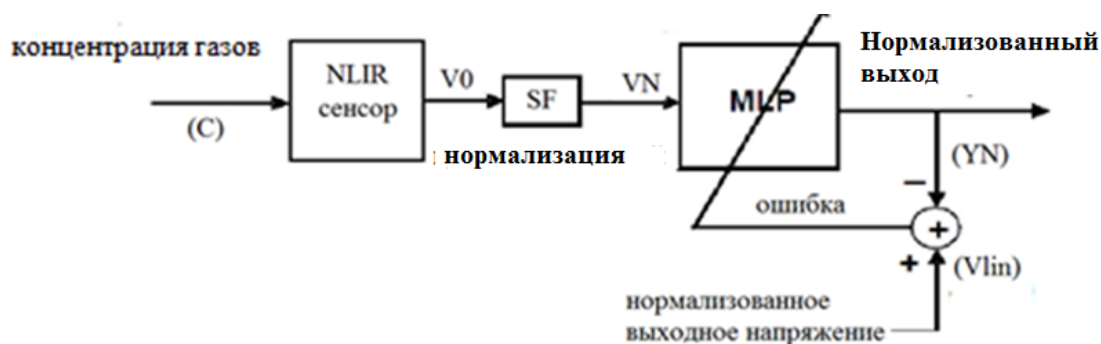


Рис. 6. Схема на основе MLP — нейронной сети для линейризации NDIR-сенсора

Эффективность модели при нелинейной зависимости характеристик датчика определяется двумя формами нелинейных функций, обозначенных $NL1$ (для CO_2) и $NL2$ (для CH_4). Линейная опорная функция, обозначаемая как $NL0$, используется для целей сравнения.

На первом этапе MLP обучается переводу характеристик датчика в нормализованные линеаризованные характеристики отклика. Схема для этого показана на рис. 5. Здесь входные данные для MLP состоят из нормализованного значения концентрации CN и нормализованного выходного сигнала SCI VN.

Выходной сигнал NDIR-сенсора в виде нормализованного выходного сигнала SCI определяет значения искомой концентрации. Для получения близких к линейным характеристик сигнала выход SCI должен быть линейно пропорционален нормализованному значению концентрации.

Поэтому выбирается целевой выходной сигнал $VLin = mPN$. На этапе обучения MLP пытаются получить результат, который является хорошей оценкой целевого результата. Изменяя значение параметра усиления m , можно получить линеаризованные характеристики датчика с другим коэффициентом усиления.

Для задач линеаризации датчика могут быть использованы и другие архитектуры, например, сети с радиально-базисными функциями (RBF), машины опорных векторов (SVM), байесовские сети.

Для нейронной сети в виде 3-слойного MLP с $\{1 - 5 - 1\}$ в этой задаче моделирования была выбрана архитектура (см. рис. 5). Количество узлов во входном, скрытом и выходном слоях равно 1, 5 и 1 соответственно. Таким образом, MLP содержит только 21 вес. Каждый узел скрытого слоя и выходного слоя состоит из сигмовидной нелинейной функции. Входным сигналом для MLP было нормализованное выходное напряжение SCI (VN). Линейное нормализованное напряжение $VLin$ использовалось в качестве целевого выходного сигнала для MLP.

Первоначально все веса MLP устанавливаются на случайные значения в пределах $\pm 0,5$, для обучения пять наборов данных выбраны случайным образом. Кроме того, отдельные значения из каждого набора также были выбраны случайным образом. После применения одного входного шаблона MLP выдает выходной сигнал. Выходное значение сравнивалось с целевым выходным значением для получения значения ошибки, которая затем использована для обновления весов MLP. Коэффициенты обучения и скорости выбраны равными 0,3 и 0,5 соответственно. Для эффективного обучения MLP проведена 1000 итераций, и параметр обучения изменялся следующим образом:

$$i = i - 1(1 - i/Nt),$$

где i — номер текущей итерации, а Nt — общее количество использованных итераций.

При использовании компьютера Pentium 4 с тактовой частотой 2,8 ГГц потребовалось всего 16 секунд, чтобы обучить MLP с 100 000 итераций. В конце итоговые веса MLP сохраняются для фактического использования модели.

Экспериментальные результаты. Результаты линеаризации

По результатам моделирования NDIR-сенсора ниже приведена оценка модели MLP для линеаризации. Было обнаружено, что модель MLP способна выполнять линеаризацию сигнала сенсора. Результаты моделирования для двух форм нелинейных зависимостей CO_2 и CH_4 представлены на рис. 7.

Характеристики отклика для $NL1$ и $NL2$ являются близкими к линейным. Сигнал с NDIR-сенсора с разрешением 300–10000 ppm используется для обнаружения таких газов, как CO_2 и CH_4 . 12-разрядный АЦП обеспечивает восемь аналоговых входов, при этом время преобразования составляет всего 2,44 мкс на канал.

Заключение

В статье предлагается методика линеаризации датчика, основанная на простой модели нейронной сети (всего с пятью нейронами). Этот подход может быть применен даже к датчикам, у которых отсутствует точная математическая модель, путем обучения ANN экспериментальным данным. В качестве примера приведен многослойный перцептрон, для которого изменение концентраций можно считать линейным. Нейронная сеть представлена в виде 3-слойного MLP с $\{1 - 5 - 1\}$ архитектурой. Количество узлов во входном, скрытом и выходном слоях равно 1, 5 и 1 соответственно. Таким образом, MLP содержит только 21 вес. Каждый узел скрытого слоя и выходного слоя состоит из сигмовидной

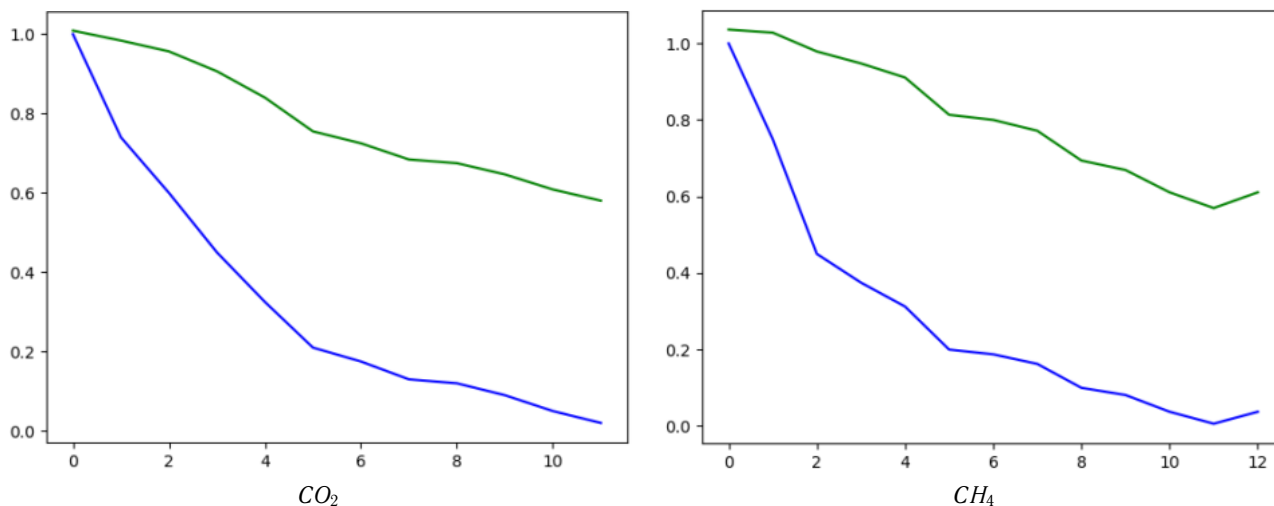


Рис. 7. Результаты линейризации для концентраций газов CO_2 и CH_4

нелинейной функции. Если характеристики измерительного преобразователя нелинейны, необходимо использовать соответствующие методы коррекции, как аппаратные, так и программные.

Оптический NDIR-сенсор состоит из 8 пар излучатель-детектор, которые заключены в отдельные капиллярные световоды. Входное отверстие регулируется с помощью клапана, а для создания системы отрицательного давления используется насос. Функциональность системы была продемонстрирована в ходе экспериментов по тестированию отдельных газов (CO_2 и CH_4) в различных концентрациях. Реакция датчиков показала, что изменения CO_2 и CH_4 в тестируемом диапазоне концентраций близки к нелинейной полиномиальной зависимости (второй степени). Приведены примеры нелинейных зависимостей и зависимостей после линейризации нейронными сетями.

При правильной архитектуре нейронных сетей очень сложные задачи могут быть решены всего несколькими нейронами. Операционная цель состояла в том, чтобы создать нейронную сеть, которая работала бы как можно быстрее, при этом вводя ошибку, которая не превышала бы ошибку, уже введенную при использовании нейронной сети для аппроксимации исходной функции. При использовании метода с обратным обучением эти сети могут быть легко обучены. Этот процесс обеспечивает баланс скорости и точности для систем, не использующих аппаратное обеспечение с плавающей запятой. Также известно, что температура, влажность и давление играют жизненно важную роль в определении уровней концентрации газа. Преимущество использования искусственной нейронной сети заключается в том, что значения давления, температуры и влажности также могут быть введены в качестве входных значений увеличением числа входных узлов. Это позволит получить высокоточные результаты для различных диапазонов вышеупомянутых факторов.

ЛИТЕРАТУРА

1. Rahman M., Devanathan R., Kuanyi Z. Neural Network Approach for Linearizing Control of Nonlinear Process Plant. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*. 2000;47:470–476. DOI: 10.1109/41.836363.
2. Azzouz A. et al. Advances in Colorimetric and Optical Sensing for Gaseous Volatile Organic Compounds. *TrAC Trends in Analytical Chemistry*. 2019;118:502–516. DOI: 10.1016/j.trac.2019.06.017.
3. Esfahani S. et al. Development of a Tuneable NDIR Optical Electronic Nose. *Sensors*. 2020;20(23):6875. DOI: 10.3390/s20236875.
4. Бугров В. Е., Виноградова К. А. *Оптоэлектроника светодиодов: учебное пособие*. СПб.: НИУ ИТМО; 2013. 174 с.
5. Taherkhani N., Kiasaleh K. *Statistical Modelling of the Clipping Noise in OFDM-based Visible Light Communication System*. arXiv:1909.03587. 2019. DOI: 10.48550/arXiv.1909.03587.
6. Somsikov V. Non-Linearity of Dynamics of the Non-Equilibrium Systems. *World Journal of Mechanics*. 2017;7:11–23. DOI: <https://doi.org/10.4236/wjm.2017.72002>.

7. Никифоров С. Исследование параметров семейства светодиодов Cree XLamp. *Компоненты и технологии*. 2006;11. Режим доступа: <https://cyberleninka.ru/article/n/issledovanie-parametrov-semeystva-svetodiodov-cree-xlamp>.
8. Peng D., Liu K. Effect of Ambient Temperature and Heating Time on High-Power LED. *Journal of Physics: Conference Series*. 2021;1777(1):012033. DOI: 10.1088/1742-6596/1777/1/012033.
9. Peng W., Lan L., Wu P., Ning X. Detection and Treatment of VOCs in the Food Industry. *International Journal of Agriculture and Food Sciences Research*. 2024;1(1):115–123. DOI: 10.62051/ijafsr.v1n1.12.
10. Асеев В. А., Бабкина А. Н., Миронов Л. Ю., Нурьев Р. К. *Спектроскопические методы исследования материалов фотоники*. СПб.: Университет ИТМО; 2021. 97 с.
11. Islamia J. et al. Linearization of the Sensors Characteristics: A Review. *International Journal on Smart Sensing and Intelligent Systems*. 2019;12(1):1–21. DOI: 10.21307/ijssis-2019-007.
12. Tajima T. et al. Multi-Modality Analysis of Glucose Aqueous Solution Using Photoacoustic and Dielectric Spectroscopy for Non-Invasive Glucose Monitoring. *Proc. SPIE, Photons Plus Ultrasound: Imaging and Sensing*. 2017;10064:1006445. DOI: 10.1117/12.2251049.
13. Kurseeva V. Y., Tikhov S. V., Valovik D. V. Nonlinear Multiparameter Eigenvalue Problems: Linearised and Nonlinearised Solutions. *Journal of Differential Equations*. 2019;267(4):2357–2384. DOI: 10.1016/j.jde.2019.03.014.
14. Bucci G., Faccio M., Landi C. New ADC with Piecewise Linear Characteristic: Case Study – Implementation of a Smart Humidity Sensor. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*. 2001;49(6):1154–1166. DOI: 10.1109/19.893250.
15. Catunda S. Y. C., Naviner J.-F., Deep G. S., Freire R. Designing a Programmable Analog Signal Conditioning Circuit without Loss of Measurement Range. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*. 2003;52(5):1482–1487. DOI: 10.1109/TIM.2003.818556.
16. Capone S. et al. Solid State Gas Sensors: State of the Art and Future Activities. *Journal of Optoelectronics and Advanced Materials*. 2003;5(5):1335–1348. DOI: 10.1002/chin.200429283.