

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ОПТИМИЗАЦИИ ПАРАМЕТРОВ ПЕРЕДАЧИ ДАННЫХ В БЕСПРОВОДНЫХ ОПТИЧЕСКИХ КАНАЛАХ СВЯЗИ

С.И. ПОЛОВЕНЯ¹, А.Н. ПЫТЕЛЬ²

¹Учреждение образования «Белорусская государственная академия связи»,
ул. Ф. Скорины, 8/2, Минск, 220076, Беларусь
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-1151-7625>

²Учреждение образования «Белорусская государственная академия связи»,
ул. Ф. Скорины, 8/2, Минск, 220076, Беларусь
ORCID: <https://orcid.org/0009-0007-9039-1103>

Поступила в редакцию 17 ноября 2023

Рассматриваются возможность применения нейронных сетей в системах передачи данных видимым светом, характеристики оптической связи в свободном пространстве, структурные схемы линий оптической связи в свободном пространстве, а также предлагаемая структура нейроконтроллера с многослойной моделью персептрона; предложена архитектура блока нейроконтроллера.

Ключевые слова: атмосферные оптические линии связи, связь по видимому свету, Li-Fi.

Введение. Одной из самых популярных технологий передачи данных по беспроводным оптическим каналам является технология оптической связи в свободном пространстве (АОЛС – атмосферные оптические линии связи), предназначенная для высокоскоростной передачи цифрового сигнала при помощи инфракрасного излучения между двумя точками-модулями по воздуху. Для организации оптической беспроводной связи на небольшие расстояния используется технология связи по видимому свету (СВС) или при двунаправленной передаче – Li-Fi (Light Fidelity).

Li-Fi использует спектр видимого света или инфракрасный спектр и предлагает значительно более высокий уровень защиты и безопасности, а также высокую скорость, низкую задержку и надежность. Для передачи используются светодиоды освещения помещения, что позволяет назвать Li-Fi «зеленым» методом связи. Данные передаются за счет изменения интенсивности света, невидимого человеческому глазу.

Характеристики оптической связи в свободном пространстве (ОССП).

Основные свойства:

1. Направленность светового луча.

Направленность светового луча определяется источником света. Например, для лазера основными являются три характеристики: когерентность, когда пики и спады волн располагаются параллельно и совпадают по фазе во времени и пространстве; монохромность, когда световые волны имеют одинаковую длину; коллимация, когда волны в луче света сохраняют параллельность, не расходятся, и луч переносит энергию практически без потерь. Другие источники света имеют более широкую диаграмму направленности.

Для каждого случая необходимо определить требуемое значение минимального загрязнения светом и максимально увеличить эффективность излучения за счет сфокусированности пучка на освещаемой площади. Направленность светового луча также можно улучшить с помощью линз и применения корпусов специальной формы.

В отличие от радиосигналов, направленность также позволяет определить источник света, а следовательно, и источник информации.

2. Форм-фактор.

Размер оборудования, используемого для ОССП ближнего действия, может составлять несколько сантиметров. Полупроводниковые лазеры и светодиоды, используемые для ОССП, имеют очень небольшую мощность (несколько милливатт), что делает ОССП подходящей для одноранговых сетей с ограниченной мощностью, сенсорных сетей и многоскачковых сетей для улучшения качества связи и снижения отношения пиковой мощности к средней (PAPR – Peak-to-average power ratio) [1].

3. Возможность эксплуатации без лицензии по всему миру.

Оптические длины волн не требуют лицензии, и для развертывания ОССП не требуется разрешения, если они безопасны для глаз. Системы ОССП могут быть развернуты в режиме ad-hoc (режим прямого соединения).

4. Критерии выбора длины волны.

Выбор длины волны передатчика оптического излучения будет зависеть от характеристик распространения в атмосфере, оптического фонового шума и технологий их изготовления. Для длинного атмосферного канала длина волны ограничена спектральными областями с очень низким атмосферным поглощением. Еще одним ограничением является флуктуация интенсивности (мерцание) из-за турбулентности, так как свет обладает также и волновыми свойствами. Сила флуктуаций интенсивности убывает как $\lambda^{-7/6}$. Таким образом, мерцание и, следовательно, коэффициент битовых ошибок (BER – Bit Error Ratio) можно уменьшить, используя более длинные волны [2].

5. Проблемы и ограничения.

Чтобы обеспечить качество и надежность доступа к каналу передачи данных с помощью технологий ОССП, первостепенное значение имеет точная характеристика передачи данных для различных условий окружающей среды. Оптический луч испытывает серьезные проблемы в системах беспроводной оптической связи за счет наличия в канале гидрометеоров и эффектов дифракции и интерференции.

Структурная схема установки для оценки параметров атмосферного канала.

Передатчик и приемник могут быть размещены на расстоянии друг от друга до 50 метров в помещении или в открытом пространстве с учетом изменения высоты как передатчика, так и приемника. Передатчик включает полупроводниковый светодиодный источник (СД), драйвер и блок питания, а также передающую оптическую систему (ПОС), для изменения диаграммы направленности луча света.

Приемник состоит из приемной оптической системы (ПрОС), узкополосного интерференционного оптического фильтра (УИОФ), регулируемого делителя луча (РДЛ), фотодиода (ФД), трансимпедансного усилителя (ТИУ) [3], оптоэлектронного детектора положения (ОДП), моноимпульсной арифметической схемы (МАС), измерителя мощности (ИМ), автоматизированной системы сбора данных (ССД). Оптоэлектронное оборудование собрано таким образом, чтобы измерять флуктуации мощности в мВт и смещение луча в вольтах.

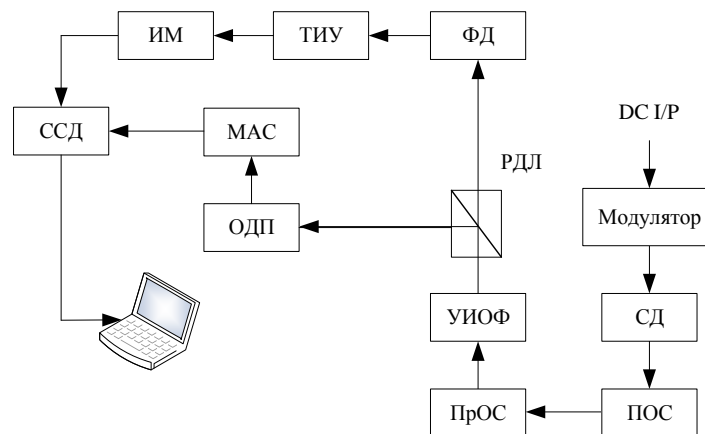


Рис. 1. Структурная схема установки для оценки параметров атмосферного канала

ПрОС улавливает все фотоны и концентрирует их в УИОФ, который предназначен для пропускания оптического луча с определенной длиной волны (центральная длина волны), а также для блокировки других длин волн. РДЛ делит падающий пучок (выход УИОФ) на два направления: отраженный и распространяющийся. Отраженный луч падает на ОДП для измерения информации о дрейфе луча с использованием вычислений МАС. Распространяющийся пучок падает на фотодиод, а его выход подключается к измерителю мощности. Все оптоэлектронные устройства должны быть смонтированы на местах с демпфированием вибрации.

Необходимые параметры извлекаются из значений измерений и применяются к моделям для прогнозирования затухания.

Оптическое излучение, проходящее через атмосферный турбулентный канал, взаимодействует с молекулярными составляющими атмосферы и теряет часть фотонов, что приводит к потере мощности, временным и пространственным искажениям, которые сильно зависят от погодных условий в случае установки системы вне помещения.

Атмосферное затухание является результатом комбинированного эффекта поглощения и рассеяния оптического поля взвешенной в среде мутностью, зависящей от атмосферных и земных условий [4]. Поведение молекул и аэрозолей в процессах рассеяния и поглощения зависит от длины волны. В оптической (или видимой) области спектра через атмосферу хорошо проходит свет с длинами волн между 300 и 900 нм. Этот диапазон включает ближний ультрафиолет и инфракрасное излучение, невидимое для человеческого глаза. Молекулярное рассеяние очень мало в ближнем инфракрасном диапазоне из-за зависимости от λ^{-4} , поэтому им можно пренебречь. Аэрозольное рассеяние становится доминирующим фактором.

Поведение модели атмосферного затухания должно быть экспериментально проверено для ее обобщения и точности предсказания при применении в реальной открытой атмосфере, для наиболее часто используемой длины волны в системах ОССП 850 нм.

Линия ОССП – оптоэлектронная сборка и описание настройки. Структурная схема установки линии ОССП [5] показана на рисунке 2 и состоит из оптического источника (ОИ), оптического смесителя (ОС), генератора помех (ГП), цифро-аналогового преобразователя (ЦАП), передающей оптической системы (ПОС), приемной оптической системы (ПОС), быстрого ориентирующего зеркала (БОЗ), регулируемого делителя луча (РДЛ), оптоэлектронного детектора положения (ОДП), аналого-цифрового преобразователя (АЦП), нейронного контроллера (НК). БОЗ содержит три пьезоэлектрических привода с зеркалом управления лучом.

Установку необходимо размещать на столе с гашением вибрации. Оптический пучок, исходящий от источника, попадает на оптический смеситель (ОС) и передается на приемник по атмосферному турбулентному оптическому каналу.

Передающая оптика используется для увеличения диаметра луча. Произвольные последовательности возмущений генерируются ПК1, и соответствующее аналоговое напряжение подается на оптический смеситель. Приемная оптическая система (ПрОС) улавливает всю оптическую мощность и отражает ее, чтобы она падала на БОЗ. Падающий луч света БОЗ попадает в РДЛ, который разделяет падающий луч на два луча: отраженный и прошедший.

Отраженный луч падает на фотодиод для генерации напряжения, связанного линейной функцией с отрицательным наклоном от интенсивности света. Поскольку наклон линейной зависимости отрицательный, при увеличении интенсивности света выходное напряжение фотодиода уменьшается. Таким образом, если на фотодиод не падает свет, выходное напряжение является положительным. И наоборот, если количество света, освещающего фотодиод, слишком велико, датчик насыщается и выходное напряжение равно нулю.

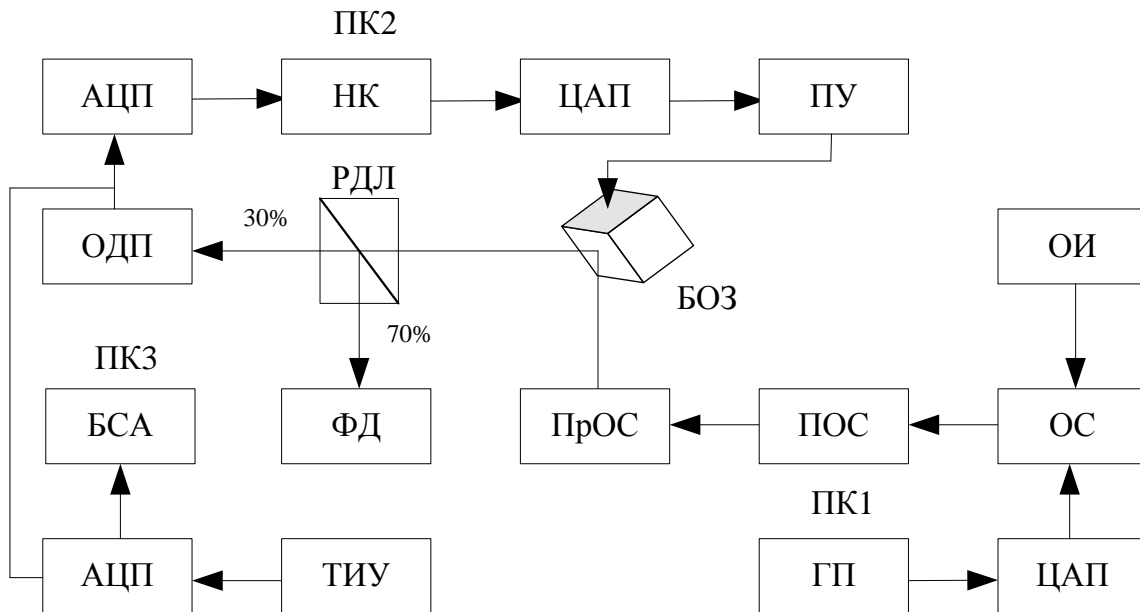


Рис. 2. Структурная схема установки линии ОССП

Передаваемый поток (прошедший через РДЛ) попадает на ОДП. Выходные сигналы ОДП поступают на АЦП, а данные об ошибках передаются в нейронный контроллер, разработанный в ПК2. Данные отклика НК преобразуются в аналоговый сигнал с помощью ЦАП и передаются в БОЗ через пьезоусилители. Выходы ОДП, работа контроллера и выходы фотодиодов постоянно контролируются с помощью блока статистического анализ (БСА) в ПК3. ОДП и пьезоэлектрические приводы являются ключевыми устройствами, которые обеспечивают эффективное быстрое и точное управление лучом в канале ОССП. ОДП состоит из четырех отдельных идентичных кремниевых фотодиодов, обозначенных буквами А, В, С и D и расположенных в квадрантной геометрии. Эти детекторы преобразуют падающий свет в относительные токи IA, IB, IC и ID, а затем токи преобразуются в относительные уровни напряжения VA, VB, VC и VD с помощью схемы преобразования ток-напряжение. Напряжение, генерируемое каждым квадрантом, пропорционально оптической энергии, освещающей его поверхность, как показано на рис. 3.

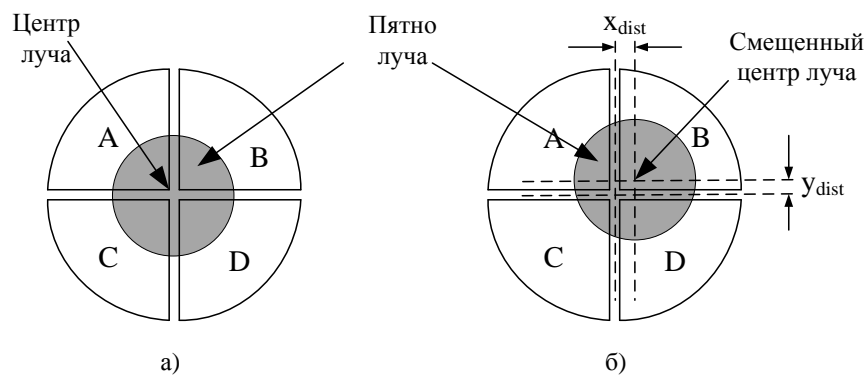


Рис. 3. Пятно луча на поверхности оптоэлектронного детектора:
 а) центрированное на позиции (0, 0); б) смещенное на позицию (X_{dist} , Y_{dist})

Выходы ОДП подключены к моноимпульсной арифметической схеме (МИАС), в которой ошибки пространственного смещения пятна луча V_{Ex} и V_{Ey} вдоль каналов x и y (2D-плоскость) измеряются как относительные изменения выходного напряжения [6], [7].

$$\begin{aligned} V_{Ex} &= \{(V_A + V_C) - (V_B + V_D)\}, \\ V_{Ey} &= \{(V_A + V_B) - (V_C + V_D)\}. \end{aligned} \quad (1)$$

МИАС построена с использованием операционных усилителей для суммирования и вычитания сигналов, как указано в уравнении (1). Опорный сигнал V_{Ref} измеряется алгебраической суммой сигналов от всех квадрантов ОДП [6], [7], как в уравнении (2).

$$V_{Ref} = (V_A + V_B + V_C + V_D) \quad (2)$$

Аналоговые выходные сигналы V_{Ex} , V_{Ey} и V_{Ref} изменяются от -10 В до +10 В и от 0 В до +10 В соответственно. Эти сигналы применяются к 16-битной системе сбора данных, которая состоит из восьми аналоговых входов, четырех аналоговых выходных каналов и коммуникационного порта RS232. Алгоритм нейронного контроллера реализован в режиме реального времени в ПК2. Важными статистическими величинами, связанными со смещением луча на ОДП, являются: расстояние по азимуту x_{dist} и углу места y_{dist} (мм); радиальное расстояние γ , которое представляет собой линию, соединяющую центр ОДП и центр притяжения луча (мм); угол отклонения луча на плоскости ОПД ϑ (мкрад). Указанные величины оцениваются уравнениями (3)–(5).

$$x_{dist} = -2 \left(\frac{V_{Ex}}{V_{Ref}} \right) \quad \text{и} \quad y_{dist} = -2 \left(\frac{V_{Ey}}{V_{Ref}} \right) \quad (3)$$

$$\gamma = \sqrt{x_{dist}^2 + y_{dist}^2} \quad (4)$$

$$\vartheta = \begin{cases} 0 & \text{если } V_{Ex} = V_{Ey} = 0, \text{ и } V_{Ex} < 0, V_{Ey} = 0, \\ 3.1415 & \text{если } V_{Ex} > 0, V_{Ey} = 0, \\ 1.5707 & \text{если } V_{Ex} = 0, V_{Ey} > 0, \\ 4.7123 & \text{если } V_{Ex} = 0, V_{Ey} < 0, \\ -\arctan \frac{y_{dist}}{x_{dist}} & \text{если } V_{Ex} < 0, V_{Ey} > 0, \\ \arctan \frac{y_{dist}}{x_{dist}} + 1.5707 & \text{если } V_{Ex} > 0, V_{Ey} > 0, \\ \arctan \frac{y_{dist}}{x_{dist}} + 3.1415 & \text{если } V_{Ex} > 0, V_{Ey} < 0, \\ \arctan \frac{y_{dist}}{x_{dist}} + 4.7123 & \text{если } V_{Ex} < 0, V_{Ey} < 0 \end{cases} \quad (5)$$

Разработка модели нейронной сети. Один из наиболее распространенных подходов для достижения лучших результатов от контроллера – это нормализация данных. Нормализация данных также может ускорить обработку каждой характеристики в одной и той же шкале и особенно важна для задач аппроксимации функций, моделирования и управления. Экспериментальные входные значения масштабируются так, чтобы они находились в диапазоне от -1 до +1. Масштабирование (нормализация) выполняется с использованием линейной интерполяции, как указано в уравнении (6). Эта нормализация имеет преимущество в том, что она точно сохраняет все отношения, которые не вводят какое-либо смещение.

$$\begin{aligned} \sigma_{E_x} &= \frac{2048 - ((V_{E_x} + 10) / 0,00489)}{((V_{Ref} + 10) / 0,00489) - 2048} \\ \sigma_{E_y} &= \frac{((V_{E_y} + 10) / 0,00489) - 2048}{((V_{Ref} + 10) / 0,00489) - 2048} \end{aligned} \quad (6)$$

где σ_{E_x} и σ_{E_y} – это нормализованные значения ошибки для смещения позиции по x и y соответственно.

Ошибка и соответствующие управляющие переменные измеряются экспериментально. Для экспериментов должен использоваться подходящий ортогональный набор, у которого степени свободы больше или, по крайней мере, равны степеням свободы переменных процесса. Например можно использовать ортогональный набор L_{81} (9^2).

Комбинации переменных ошибок и соответствующих управляющих переменных являются входными данными для метода проектирования и разработки с использованием методов моделирования Тагучи [5]. Разработанные уравнения (7) выглядят следующим образом:

1. Линейная модель

$$C_x = b_0 + b_1\sigma_{E_x} + b_2\sigma_{E_y}$$

$$C_y = b_3 + b_4\sigma_{E_x} + b_5\sigma_{E_y}$$

2. Квадратичная модель

$$C_x = b_0 + b_1\sigma_{E_x} + b_2\sigma_{E_y} + b_3\sigma_{E_x}^2 + b_4\sigma_{E_y}^2$$

$$C_y = b_5 + b_6\sigma_{E_x} + b_7\sigma_{E_y} + b_8\sigma_{E_x}^2 + b_9\sigma_{E_y}^2$$

3. Модель взаимодействия

(7)

$$C_x = b_0 + b_1\sigma_{E_x} + b_2\sigma_{E_y} + b_3\sigma_{E_x E_y}$$

$$C_y = b_4 + b_5\sigma_{E_x} + b_6\sigma_{E_y} + b_7\sigma_{E_x E_y}$$

4. Полная модель

$$C_x = b_0 + b_1\sigma_{E_x} + b_2\sigma_{E_y} + b_3\sigma_{E_x}^2 + b_4\sigma_{E_y}^2 + b_5\sigma_{E_x}\sigma_{E_y}$$

$$C_y = b_6 + b_7\sigma_{E_x} + b_8\sigma_{E_y} + b_9\sigma_{E_x}^2 + b_{10}\sigma_{E_y}^2 + b_{11}\sigma_{E_x}\sigma_{E_y}$$

Для обработки данных об отклонении луча оптической системы связи предлагается использовать нейронную сеть с архитектурой, которая способна анализировать и классифицировать такие отклонения. Разработка модели нейронной сети предполагает прохождение этапов сбора и подготовки данных, выбора архитектуры нейронной сети (например, сверточные нейронные сети) [8], создания архитектуры сети с определением количества и типов слоев, обучение модели, оценки и тестирования, настройки и оптимизации, развертывания, мониторинга.

Нормализованные значения переменных ошибок применяются к входному слою (ВхС). Узлы входного слоя подключены через взвешенную сеть к массиву скрытого слоя 1 (СС1). Веса « w_{ji}^1 » представляют собой коэффициенты линейной передачи и смещения « b_j^1 », определенные в процессе обучения, и они составляют СС1 предлагаемого нейронного контроллера.

Точно так же веса « w_{kj}^2 » и смещения « b_k^2 » составляют СС2. Выходы СС2 проходят через другой набор весовых функций « w_{ik}^3 » со смещением « b_i^3 » к выходному слою (ВыхС). Количество скрытых слоев и нейронов определяется методом проб и ошибок, чтобы приспособить конвергентную ошибку к цели.

2–12–9–2 (2 нейрона в ВхС, 12 нейронов в СС1, 9 нейронов в СС2 и 2 нейрона в ВыхС) представляет собой структуру предлагаемого нейроконтроллера, как показано на рисунке 4.

Среднеквадратическая ошибка (MSE), как указано в уравнении (8), используется для измерения показателя производительности нейронного контроллера на этапе обучения [9], [10].

$$MSE = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^N (T_{pj} - O_{pj})^2 \quad (8)$$

где T_{pj} – целевое (желаемое) значение от j -го нейрона; O_{pj} – фактическое выходное значение j -го нейрона; N – количество выходных нейронов.

При обратном распространении алгоритм градиентного спуска, в котором веса и смещения нейронной сети перемещаются по отрицательному градиенту функции производительности позволяют минимизировать ошибку между предсказанными значениями нейронной сети и фактическими данными. [11]. Алгоритм основан на простой идее непрерывного изменения силы входных соединений, чтобы уменьшить разницу между желаемым и фактическим выходом нейронной сети [9]. Синаптические веса изменяются таким образом, чтобы минимизировать MSE нейронной сети [12]. Это правило также называют правилом обучения наименьшего среднего квадрата (LMS) [9].

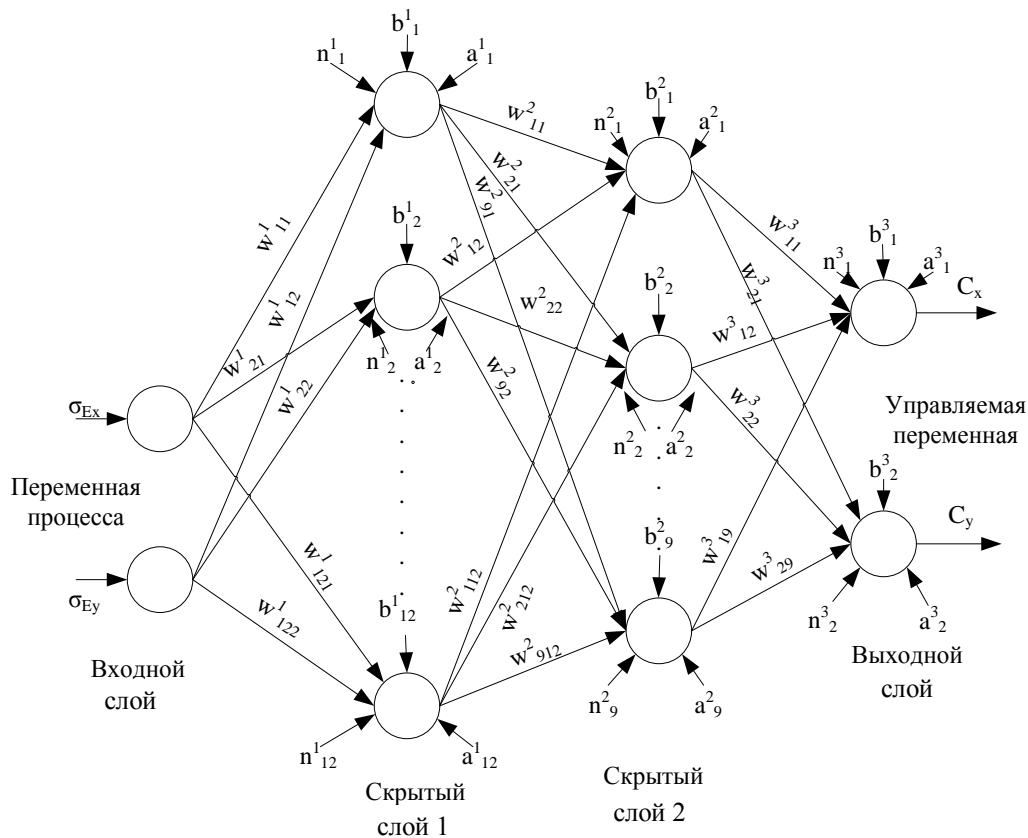


Рис. 4. Предлагаемая структура нейроконтроллера с многослойной моделью персептрона 2–12–9–2

Алгоритм обучения с обратным распространением для структуры нейронной сети, показанной на рисунке 4, состоит из следующих шагов:

1. Создание нейронов и производных функций $f(x)$ и $f'(x)$.
2. Назначение значения для скорости обучения, импульса, цели и т. д.
3. Назначение меньшего случайного значения для весов и смещений:

$$\begin{aligned}
 &w_{11}^1 \dots w_{121}^1, w_{12}^1 \dots w_{122}^1, \\
 &w_{11}^2 \dots w_{112}^2, w_{21}^2 \dots w_{112}^2, w_{31}^2 \dots w_{312}^2, \\
 &w_{41}^2 \dots w_{412}^2, w_{51}^2 \dots w_{512}^2, w_{61}^2 \dots w_{612}^2, \\
 &w_{71}^2 \dots w_{712}^2, w_{81}^2 \dots w_{812}^2, w_{91}^2 \dots w_{912}^2, \\
 &w_{11}^3 \dots w_{19}^3, w_{21}^3 \dots w_{29}^3, \\
 &b_1^1 \dots b_{12}^1, b_1^2 \dots b_9^2, b_3^1, b_2^3.
 \end{aligned}$$

4. Если $\text{con} = 1$, передача обучающих данных для вычисления n_j^1 :

$$n_j^1 = \sum_{ji} w_{ji}^1 x_i + b_j^1, \quad j \rightarrow 1 \text{ to } 12, i \rightarrow 1 \text{ to } 2.$$

5. Применение n_j^1 к функции активации СС1: $a_j^1 = f(n_j^1)$.

6. Передача a_j^1 для вычисления n_k^2 : $n_k^2 = \sum_{kj} a_j^1 w_{kj}^2 + b_k^2, \quad k \rightarrow 1 \text{ to } 9.$

7. Применение n_k^2 к функции активации СС2: $a_k^2 = f(n_k^2)$.

8. Передача a_k^2 для вычисления n_i^3 : $n_i^3 = \sum_{ik} a_k^2 w_{ik}^3 + b_i^3.$

9. Применение n_i^3 к функции активации ВУ, чтобы получить a_1^3 : $a_1^3 = f(n_1^3)$ и $a_2^3 = f(n_2^3).$

10. Сравнение a_1^3 и a_2^3 с целью вычисления ошибки: $\Delta_i^3 = (t_i - a_i^3) f'(n_i^3).$

11. Обратное распространение Δ_i^3 на СС2 и вычисление δ_k^2 как: $\delta_k^2 = \sum_{ki} \Delta_i^3 w_{ik}^3.$

12. Вычисление информации об ошибке на СС2: $\Delta_k^2 = \delta_k^2 f'(n_k^2).$

13. Обратное распространение Δ_k^2 на СС1 и вычисление δ_j^1 как: $\delta_j^1 = \sum_{jk} \Delta_k^2 w_{jk}^2.$

14. Вычисление информации об ошибке на СС1: $\Delta_j^1 = \delta_j^1 f'(n_j^1).$

15. Вычисление условия коррекции веса и смещения: $\Delta w_{ji}^1 = \alpha \Delta_j^1 x_i, \quad \Delta w_{kj}^2 = \alpha \Delta_k^2 a_j^1,$
 $\Delta w_{ik}^3 = \alpha \Delta_i^3 a_k^2, \quad \Delta b_j^1 = \alpha \Delta_j^1, \quad \Delta b_k^2 = \alpha \Delta_k^2, \quad \Delta b_i^3 = \alpha \Delta_i^3.$

16. Обновление веса и смещения:

$$\begin{aligned} w_{ji}^1(n+1) &= w_{ji}^1 + \Delta w_{ji}^1, \quad w_{kj}^2 = w_{kj}^2(n+1) = w_{kj}^2 + \Delta w_{kj}^2, \\ w_{ik}^3 &= w_{ik}^3(n+1) = w_{ik}^3 + \Delta w_{ik}^3, \\ b_j^1(n+1) &= b_j^1 + \Delta b_j^1, \quad b_j^2(n+1) = b_j^2 + \Delta b_j^2, \\ b_j^3(n+1) &= b_j^3 + \Delta b_j^3. \end{aligned} \tag{9}$$

17. Конечный фрагмент кода выглядит следующим образом:

```
if error <= goal, con = 0; disp( ); plot( ); break;
else epoch = epoch + 1; repeat training;
end,
end.
```

Функции активации сохраняются как идентичные, следовательно, единственными параметрами для отображения « T_{pj} » на « O_{pj} » являются веса и смещения (9). Три матрицы весов и три матрицы смещения могут быть скорректированы таким образом, чтобы значение вектора ошибки было минимальным. Многоуровневые нейронные сети выглядят как универсальные системы нелинейного отображения с весами и смещениями, выступающими в качестве параметров.

Исследования показали, что при скорости обучения 0,57 с и моментуме 0,9 сеть обучается на 1364 итерации. В конце процесса обучения значение MSE меньше 0,0000009427.

Цель 0,000001 является критерием остановки для этой сети. Предлагаемый нейроконтроллер требуется обучить и протестировать в среде моделирования для нескольких

шаблонов данных. Один из обученных шаблонов структуры сети нейроконтроллера показан на рис. 5.

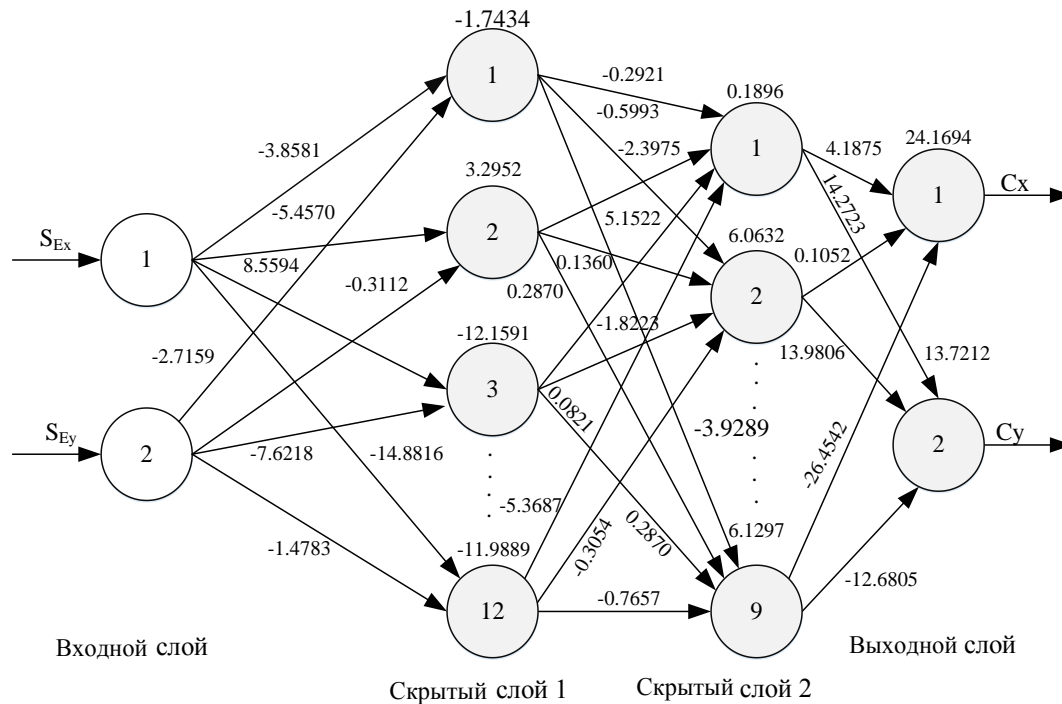


Рис. 5. Шаблон структуры нейронной сети с закодированными весами и значениями смещения, полученными из алгоритма обучения обратного распространения

Формулировка и реализация прямого контроллера. Экспериментальные входные значения масштабируются, чтобы лежать в диапазоне от -1 до +1. Масштабирование (нормализация) выполняется по формуле линейной интерполяции, полученной, как указано в уравнении (6). Отношения входа и отклика измеряются экспериментально с использованием экспериментальной установки, показанной на рисунке 2. Для выполнения нормализации и арифметических операций используется стандарт одинарной точности с плавающей запятой [13], [14].

Для обучения на кристалле аппаратные платформы имеют ряд недостатков, таких как достижение высокой точности данных, высокая стоимость оборудования для вычислений, время разработки и гибкость платформы по сравнению с программным обеспечением [15], [16], [17], [18]. Поскольку при проектировании нейроконтроллеров требуется больше вычислений и сложных арифметических вычислений, в настоящее время большинство нейроконтроллеров моделируются программным обеспечением и реализуются в программируемой логической интегральной схеме (ПЛИС). Таким образом, веса и смещения нейроконтроллера получаются из среды моделирования, расположенной на ПК в качестве отправной точки для аппаратной реализации. Количество скрытых слоев и нейронов определяется методом проб и ошибок, чтобы приспособить конвергентную ошибку к цели. 2–12–9–2 (2 нейрона во входном слое (ВхС), 12 нейронов в 1-м скрытом слое (СС1), 9 нейронов во 2-м скрытом слое (СС2) и 2 нейрона в выходном слое (ВыхС)) – структура разрабатываемого нейроконтроллера.

Глобальная блок-схема нейроконтроллера, разработанного на основе цифрового вычислителя поворота системы координат (англ. CORDIC – COordinate Rotation DIgital Computer), показана на рисунке 6 и состоит из различных основных процессоров данных и механизма управления. Все блоки/модули разработаны для параллельной работы с управляемыми данными и командами. Управляющая информация механизма исходного конечного автомата предоставляет команды, которые координируют и выполняют различные операции в секции процессора данных для выполнения желаемой задачи обработки данных.

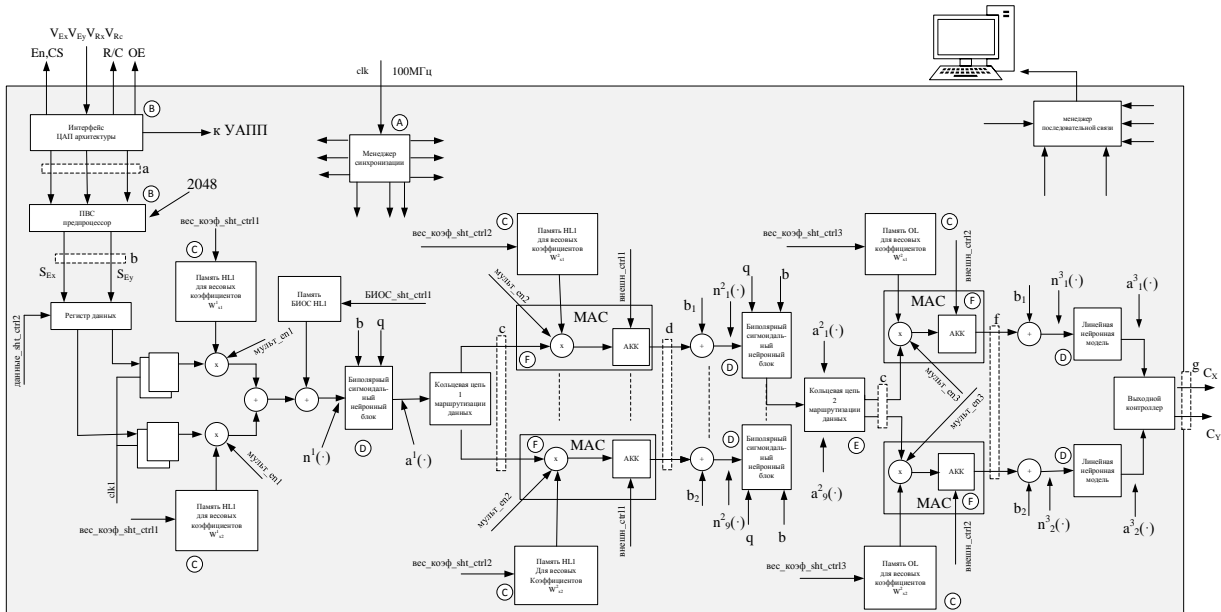


Рис. 6. Архитектура блока нейроконтроллера

Цифровые схемы выступают в роли контроллера, который обеспечивает временную последовательность сигналов для инициирования операций в тракте данных, а также определяет следующее состояние подсистемы управления. Для вычислительных операций алгоритмов требуется конвейерная архитектура [19]. Этапы конвейера отмечены (строчными буквами) на рис. 6.

Разработанная архитектура разделена на семь основных блоков (обозначенных заглавными буквами на рисунке 6), а именно (A) блок синхронизации, (B) блок оцифровки сигналов и обработки данных, (C) схема управления памятью веса и смещения, (D) нейронный блок, (E) маршрутизация данных и кольцевая цепь, (F) блок многократного накопления и (G) менеджер последовательной связи.

Заключение. Рассмотрены возможность применения нейронных сетей в системах передачи данных видимым светом, характеристики оптической связи в свободном пространстве. Приведены структурные схемы линий оптической связи в свободном пространстве. Предложено использовать нейроконтроллер с многослойной моделью персептрона на основе ПЛИС.

Статья написана в рамках выполнения научно-исследовательской работы «Беспроводная система передачи данных для обеспечения безопасной связи устройств Интернета вещей на основе технологии Li-Fi» задания «Современные беспроводные системы передачи данных» в составе ГПНИ «Цифровые и космические технологии, безопасность человека, общества и государства 1.5.6» подпрограммы 5.1 «Цифровые технологии и космическая информатика» на 2021–2025 годы.

APPLICATION OF NEURAL NETWORKS TO OPTIMIZE DATA TRANSMISSION PARAMETERS IN WIRELESS OPTICAL COMMUNICATION CHANNELS

S. PALAVENIA, A. PYTSEL

Abstract

The possibility of using neural networks in visible light data transmission systems, the characteristics of optical communication in free space, structural diagrams of optical communication lines in free space, as well as the proposed structure of a neurocontroller with

a multilayer perceptron model are considered, and the architecture of the neurocontroller unit is proposed.

Список литературы

1. Majumdar, A. K. Free-Space Laser Communications: Principles and Advances / A. K. Majumdar, C. J. Ricklin, // Optical and Fiber Communications Reports. – Springer. – USA, 2008.
2. Hemmati, H. Near-Earth Laser Communication / H. Hemmati // CRC Press. – New York, 2009. – P. 59–96.
3. Keim, R. Negative Feedback, Part 8: Analyzing Transimpedance Amplifier Stability / R. Keim // All about circuits Journal. – 2015.
4. Bazil, Raj A. Terrestrial Free Space Line of Sight Optical Communication (TFSLSOC) using Adaptive Control Steering System with Laser Beam Aligning, Tracking and Positioning (ATP) / A. Bazil Raj [et al.] // IEEE Int., Conf. Wireless Communication & Sensor Computing. – Chennai, 2011. – P. 1–5.
5. Bazil, Raj A. Lower-Order Adaptive Beam Steering System in Terrestrial Free Space Point-to-Point Laser Communication using Fine Tracking Sensor / A. Bazil Raj // IEEE Int. Conf., Signal Processing, Communication, Computing and Networking Technologies. – Thuckalay, 2011. – P. 699–704.
6. Fidler, F. Optical Communications for High-Altitude Platforms / F. Fidler [et al.] // IEEE Journal of Selected Topics in Quantum Electronics. – 2010 – Vol. 16. – № 5. – P. 1058–1070.
7. Yang, T. Adaptive Alignment Packaging for 2-D Arrays of Free – Space Optical – Interconnected Optoelectronic Systems / Tsung-Yi Yang, James & Walker Gourlay, C. Andrew // IEEE Transactions on Advanced Packaging. – 2002. – Vol. 25. – № 1. – P. 54–63.
8. Asokan, P. Development of multi-objective optimization models for electrochemical machining process / P. Asokan, R. Ravikumar, R & Santhi Jeyapaul // International Journal on Advanced Manufacturing Technology. – 2008. – Vol. 39. – № 1–2. – P. 55–63.
9. Key, J. Искусственные нейронные сети управления технологическими процессами / J. Key // Control Engineerin. – 2016. – Vol. 3 (63). – P. 62–66.
10. Sprangle, P. Incoherent combining and atmospheric propagation of high-power fiber lasers for directed-energy applications // P. Sprangle [et. al.] // IEEE journal of Quantum Electronics. – Bahman, 2009. – Vol. 45. – № 2. – P. 138–148.
11. Белошедов, Е. С. Алгоритмы стохастического градиентного спуска обучения и тренировки нейронных сетей / Е. С. Белошедов [и др.] // Информационные технологии и системы 2020 (ИТС 2020): материалы международной научной конференции, Минск, 18 ноября 2020 г. / Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники; редкол. : Л. Ю. Шилин [и др.]. – Минск, 2020. – С. 151–152.
12. Ahmed, Y. A. Automatic ship berthing using artificial neural network trained by consistent teaching data using nonlinear programming method / Y. A. Ahmed, H. Kazuhika // Engineering applications of artificial intelligence. – 2013. – Vol. 26. – № 10. – P. 2287–2304.
13. Benrekia, F. A Floating Point Multiplier based FPGA Synthesis for Neural Networks Enhancement / F. A. Benrekia // International Journal of Engineering Science and Technology. – 2010. – Vol. 2. – № 5. – P. 1433–1440.
14. Monmasson, E. FPGA Design Methodology for Industrial Control Systems – A review / E. Monmasson, M. Cirstea // IEEE Transactions of Industrial Electronics. – 2007. – Vol. 54. – № 4. – P. 1824–1842.
15. Лебедев, М. С. Реализация искусственных нейронных сетей на ПЛИС с помощью открытых инструментов. / М. С. Лебедев, П. Н. Белецкий // Труды ИСП РАН, 2021. – Т. 33. – Вып. 6. – С. 175–192.
16. Попова, Ю. Б. Программная реализация искусственной нейронной сети для управления виртуальными объектами / Ю. Б. Попова, С. В. Яцынович // Информационные технологии в образовании / Белорусский национальный технический университет. – Минск, апрель 2017. – С. 72–78.

17. Gomperts, A. Development and Implementation of Parameterized FPGA-Based General Purpose Neural Networks for Online Applications / A. Gomperts, A. Ukil, F. Zurfluh // IEEE Transactions on Industrial Informatics. – 2011. – Vol. 7, № 1. – P. 78–89.
18. Skoda, P. Implementation Framework for Artificial Neural Networks on FPGA / P. Skoda [et al.] // Proceedings of 34th International Convention MIPRO. – Opatija, 2011. – P. 274–278.
19. Farmahini-Farahani, A. Parallel scalable hardware implementation of asynchronous discrete particle swarm optimization / A. Farmahini-Farahani [et al.] // Engineering Applications of Artificial Intelligence. – 2010. – Vol. 23, №. 2. – P. 177–187.