

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОСЕТЕВЫХ АЛГОРИТМОВ ДЛЯ ОПРЕДЕЛЕНИЯ ЦЕНТРАЛЬНОЙ ДЛИНЫ ВОЛНЫ В ЗАДАЧАХ ОПТОВОЛОКОННОЙ СЕНСОРИКИ

Т.А. Аглиуллин, В.И. Анфиногентов, Б.И. Валеев, А.Ж. Сахабутдинов

Казанский национальный исследовательский технический университет
им. А.Н. Туполева – КАИ
Российская Федерация, 420111, г. Казань, ул. К. Маркса, 10

Аннотация. В работе рассмотрены практические аспекты применения нейросетевых алгоритмов в применении определения центральной длины волны волоконных решеток Брэгга, используемых в качестве чувствительных элементов датчиков оптоволоконных сенсорных сетей. Задача сформулирована для определения центральной длины волны одиночного датчика, параметры которого получены на анализаторе спектра с низким разрешением. Определены конфигурация нейронной сети, алгоритм формирования обучающего и контрольного набора данных. Результаты обучения нейронной сети выбранной конфигурации показали, что предложенный подход позволяет определить положение центральной длины волны с разрешающей способностью на два с половиной порядка превышающей ту разрешающую способность, с которой произведена дискретизация исходных данных.

Ключевые слова: определение частотного сдвига спектра, нейронная сеть, стохастическая оптимизация, метод оптимизации Adam, искусственный интеллект, волоконно-оптические сенсорные сети, волоконные брэгговские решетки, метод определения центральной длины волны.

Введение

Построение волоконно-оптических сенсорных систем точечного и/или квази-распределенного типа неразрывно связано с основной задачей, решаемой для этого класса систем, а именно, с как можно более точным определением центральной длины волны в спектре отражения. Так, величина физического воздействия на оптоволоконный датчик, построенный на базе резонансной структуры (волоконной решетки Брэгга [1–3], интерферометре Фабри-Перо [4–6], кольцевых [7–10]) или иных типов резонаторов [9,11], определяется сдвигом по частоте центральной длины волны их спектрального отклика. Сенсорные системы, построенные на основе резонансных структур, используют информацию о положении спектра отражения чувствительного элемента для определения температуры [9,12,13], давления [14,15], деформации [16,17], трения, износа и иных типов воздействий [18,19].

Основным фактором, ограничивающим точность определения величины физического воздействия в оптоволоконных сенсорных сетях, является недостаточная разрешающая способность устройств, применяемых для получения спектральных характеристик волоконно-оптических датчиков. Повышение технических характеристик приборов за счет увеличения разрешающей способности встроенного анализатора спектра как правило влечет за собой почти экспоненциальный рост их стоимости.

Для повышения точности определения положения спектров чувствительных элементов датчиков предлагались различные методы. Так, методы субпиксельной обработки спектра [20–22] позволили повысить разрешающую способность на один-два порядка [23], а после дополнительного учета нелинейных искажений спектра, возникающих в приборах с рядовой связью в зависимости от времени накопления сигнала, разрешающая способность может быть улучшена еще на порядок, но в крайне узком диапазоне частот [24]. Макси-

мальные достигнутые результаты позволили свидетельствовать о том, что физическая разрешающая способность приборов может быть увеличена на два с лишним порядка [23,25] за счет дополнительной математической обработки данных. Однако достигнутые показатели по точности определения величины спектрального сдвига являются недостаточными для некоторых классов задач. Использование чувствительных элементов с узкими спектральными характеристиками, позволяет определять спектральное смещение с более высокой точностью. К чувствительным элементам такого типа относятся волоконные брэгговские структуры с дискретными фазовыми сдвигами, спектральная ширина которых на порядок меньше спектров отражения ВРБ (волоконных решеток Брэгга) [26–28], и оптические элементы, разрабатываемые на базе кольцевых резонаторов, поскольку формирующийся в них резонанс типа Фано имеет очень узкий спектр отражения [8,11,29]. Однако применение чувствительных элементов с узкими спектральными характеристиками тоже требуют анализаторов спектра с высоким разрешением.

Другой подход к увеличению точности измерений найден в применении радиотонных методов [20,30,31], физический механизм взаимодействия которых заключается в переносе процесса измерений из оптической части электромагнитного спектра в микроволновый диапазон. Несмотря на высокую точность определения физических параметров в радиотонных методах, их применение требует перехода на новые технологии и смены всей аппаратно-программной платформы измерительных приборов.

В последние десятилетия с ростом мощностей современных компьютеров во всех сферах науки и техники широкое применение находят искусственные нейронные сети и методы машинного обучения. В ряде работ приведены результаты, сравнимые с рассмотренными выше методами (например, [32–35]), однако это не является пределом возможностей искусственных нейронных сетей.

Постановка задачи

Рассмотрим задачу в той конфигурации, в которой она возникает при определении смещения центральной длины волны на лабораторном интеррогаторе, собранном в КНИТУ-КАИ на базе анализатора спектра I-MON-512 [24]. Пусть на волоконную решетку Брэгга (ВРБ), длиной L от 0.5 до 3.5 мм, с периодом Λ , меняющимся в диапазоне от 531.111 до 531.472 мкм, и наведенным показателем преломления n от $0.5 \cdot 10^{-4}$ до $1.5 \cdot 10^{-4}$, действует некое физическое воздействие (растяжение/сжатие, температура и пр.), которое приводит к смещению центральной длины волны ВРБ. Центральная длина волны ВРБ $\lambda_{\text{в}}$ при таких параметрах находится в диапазоне от 1549.5 до 1550.5 нм, а полная ширина на половине высоте меняется в диапазоне от 0.229 до 1.458 нм. На ВРБ через оптоволоконный циркулятор направляется широкополосное излучение с суперлюминисцентного диода, а спектр отражения принимается на анализаторе спектра I-MON-512. Левая и правая границы контролируемого спектрального диапазона $\lambda_{\text{min}} = 1510$ нм и $\lambda_{\text{max}} = 1595$ нм, количество точек в спектре $N = 510$, шаг дискретизации $\Delta\lambda = (\lambda_{\text{max}} - \lambda_{\text{min}})/N \approx 0.167$ нм.

Использование реальных спектров, получаемых с анализатора спектра I-MON-512, в качестве входных данных модели нейронной сети затрудняется тем, что в условиях поставленной задачи достоверно контролировать истинную центральную длину волны ВРБ программно-аппаратным путем невозможно. В связи с этим было принято решение о том, что обучение нейронной сети оптимально проводить на модельных данных. Первоначально спектр отражения ВРБ формируется на основе математической модели, использующей математический аппарат матриц передачи [36] или метод однородных слоев [37]. На основе полученной математической модели, формируется дискретный спектр ВРБ, с шагом дискретизации, равным шагу дискретизации анализатора спектра. Полученный массив данных обладает такими характеристиками, что одновременно определен и дискретный спектр, и

точное значение центральной длины волны. Таким образом, аппарат математического моделирования позволяет с наперед заданной точностью сопоставить дискретный спектр и соответствующую ему центральную длину волны. Эти данные и являются набором данных, на которых производится обучение нейронной сети.

Положение спектра ВБР исследовалось в контролируемом интервале длин волн $\lambda_B \pm \Delta/2$, при $\Delta = 3$ нм, что определяет, с учетом разрешающей способности анализатора спектра, размерность входных данных нейронной сети $M = \text{int}(\Delta/\Delta\lambda) + 1$. В рамках описанной задачи, в этот диапазон входит 19 значений спектра, что определяет 19 входных значений нейронной сети. Спектры одной и той же ВРБ для двух различных положений (красная и синяя линии) схематично приведены на рисунке .1. Сплошной линией показаны истинные спектры ВРБ (как если бы они были получены с любым произвольно малым шагом дискретизации), а точками показаны значения спектров, снимаемые дискретно.

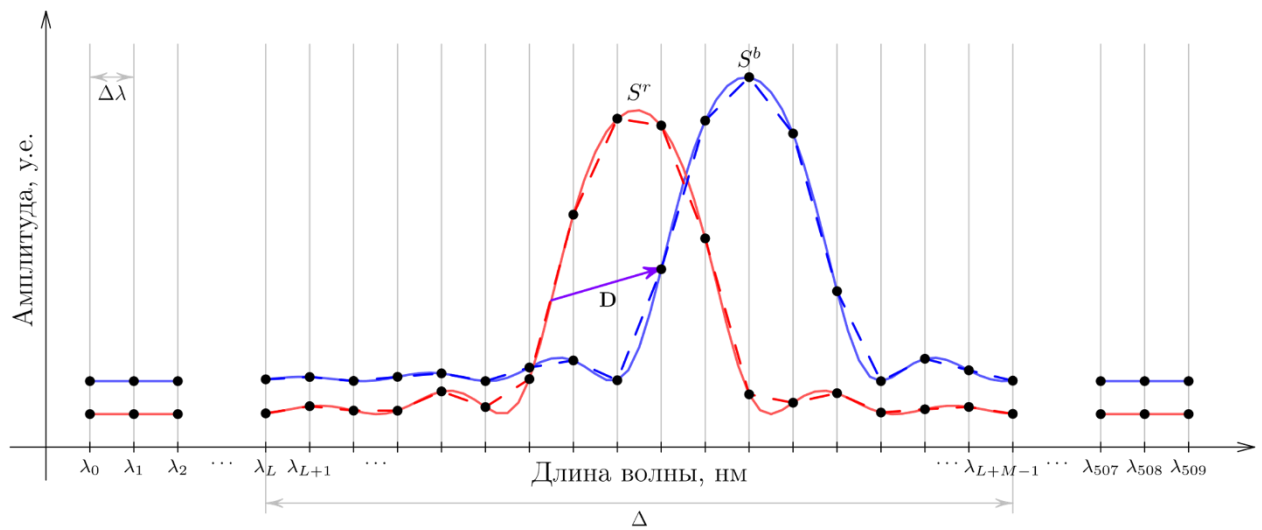


Рис.1. Схема спектров одной и той же ВРБ в двух положениях, красная линия — в невозмущенном состоянии и синяя линия — смещенная; пунктирные линии — спектры, полученные с дискретным шагом, сплошные линии — истинные (непрерывные) спектры

На рисунке 1 использованы следующие обозначения: S^r и S^b — спектры в двух положениях; λ_i — длина волны, λ_L — длина волны левой, а λ_{L+M-1} — правой границ контролируемой части спектра, $\Delta\lambda$ — шаг дискретизации, $\mathbf{D}$ — вектор относительного смещения спектров (S^b относительно S^r), который одинаков для всех точек спектра.

Для того чтобы математическая модель спектра была как можно ближе к реальному физическому спектру, в модели учитывается шумовая составляющая и минимальный порог светового отклика. Амплитуда шумовой компоненты a_N принята не превышающей 0.2 % от максимального значения амплитуды, а минимальное значение в спектре ВРБ не превышающим 20 % от максимального значения амплитуды.

Чтобы сделать решение задачи универсальным, сделаем замену переменных:

$$\tilde{\lambda}_i = \frac{\lambda_i - \lambda_L}{\lambda_{L+M-1} - \lambda_L}, \quad \tilde{R}_i = \frac{R_i - \min(\mathbf{R})}{\max(\mathbf{R}) - \min(\mathbf{R})}, \quad (1)$$

переводящую исходные данные в диапазон изменения амплитуд и длин волн от 0 до 1. Для упрощения дальнейшей записи, опустим знак тильда у нормированных данных, и будем по умолчанию считать, что работа идет с нормированными величинами.

Нормировка значений спектра как по длине волны, так и по амплитуде позволяет сделать решение задачи универсальным и применить его для определения длин волн ВРБ в любом диапазоне частот, при условии выполнения критерия подобия.

Элементарный набор данных, предназначенный для обучения нейронной сети, представляет собой набор M нормированных дискретных значений спектра $\{R_i\}$ ($i = 0, M - 1$), полученных путем математического моделирования, и целевого значения центральной длины волны λ_B , соответствующего этому набору данных.

В качестве нейронной сети используем одну из наиболее часто применяемых в задачах аппроксимации данных, линейной и нелинейной регрессии архитектур — трехслойный перцептрон Розенблатта с переменными S-A связями [38], состоящий из трех слоев — сенсорного S (входного), ассоциативного A (скрытого) и реагирующего R (выходного). Характерной особенностью перцептрона Розенблатта с последовательными связями является синаптическая связанность каждого нейрона текущего слоя со всеми нейронами следующего слоя [38]. Обучаемыми слоями в данной конфигурации являются только ассоциативный и реагирующий слои. Вычислительная модель, применяемая в данной задаче, сконфигурирована из 19 элементов сенсорного слоя, 10 элементов ассоциативного слоя и 1 элемента реагирующего слоя, (рис.2).

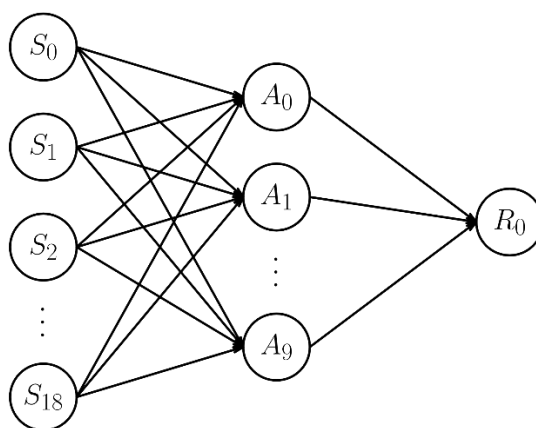


Рис. 2. Вычислительная модель трехслойного перцептрона Розенблатта

Вычислительную сложность использования предложенной нейронной сети можно оценить, определив количество необходимых операций умножения и сложения. Алгоритм прямого распространения сигнала через нейронную сеть может быть оценен в виде $(n - 1)$ матричных умножений и $(n - 1)$ векторных сложений, где n — число слоев модели. Мультипликативная вычислительная сложность алгоритма определяется как $O(w)$, а арифметическая сложность имеет порядок $O(2w + v)$, где w — число синаптических связей и v — число смещений нейронов, равное количеству нейронов ассоциативного и реагирующего слоев. Таким образом, для используемой нейронной сети вычислительная сложность составляет $O(288)$. Это значение обеспечивает практически мгновенный отклик сети, что особенно важно при работе сенсорных систем в режиме реального времени.

Задача заключается в том, чтобы, имея лишь данные спектра $\{\lambda_i, R_i\}$ ($i = 0, M - 1$), определить положение центральной длины волны волоконной решетки Брэгга с погрешностью, не превышающей $\sim 10^{-3} \cdot \Delta\lambda$.

Выбор параметров

Важной задачей, влияющей на скорость обучения нейронной сети и на сходимость отклика нейронной сети к целевой функции, является выбор метода оптимизации параметров сети, функции активации нейронов и выбор критерия оценки результата (функции минимизации потерь). Современные методы оптимизации в задачах линейной и нелинейной регрессии и аппроксимации используют два основных метода минимизации функции потерь: метод стохастического градиентного спуска [39] с его разновидностями и метод ускоренного градиента Нестерова (метод накопления импульса) [40]. Каждый из которых гарантирует быструю сходимость процедуры обучения нейронной сети к целевому значению (целевой функции).

В настоящей работе использован метод оптимизации Adam [41], сочетающий в себе как идеи накопления импульса, так и адаптивной скорости обучения для каждого параметра. Помимо учета накопления импульса, алгоритм предполагает учет средней нецентрированной дисперсии градиентов, что позволяет одновременно уменьшить количество итераций, требуемых для схождения алгоритма, и повысить точность предсказания нейронной сети. Для алгоритма Adam характерно использование экспоненциальных скользящих средних значений для градиентов и их квадратов, контролируемых параметрами β_1 (для градиента) и β_2 (для квадрата градиента), от выбора которых зависит скорость и точность схождения алгоритма. Для решения поставленной задачи эмпирическим путем были выбраны значения $\beta_1 = 0.99$ и $\beta_2 = 0.999$ при начальной скорости обучения $\eta = 10^{-3}$.

Общим условием к выбору функции активации является требование ее непрерывной дифференцируемости, что является следствием требований алгоритмов, основанных на вычислении градиента функции потерь. Выбор вида функции активации в общем случае зависит от решаемой задачи, вида входных и выходных данных, а также от желаемого результата работы нейросетевой модели. Например, линейная функция активации предполагает решение линейно-разделимой задачи, для решения которой использование скрытого слоя нейронной сети не требуется. Наличие скрытых слоев в нейронной сети означает решение нелинейно-разделимой задачи. Для таких задач необходимо использовать нелинейные функции активации, из которых наиболее часто используются сигмоидальные функции, ReLU (Rectified Linear Unit) и различные ее разновидности (Leaky ReLU, PReLU, RReLU), экспоненциальные функции и радиально-базисные функции. Перечисленные функции активации обладают как преимуществами, так и недостатками и используются для решения различных задач. Для задачи в данной постановке удобно использовать сигмоидальную функцию активации благодаря таким ее преимуществам, как монотонность, ограниченность и наличие участка близкого к линейному:

$$f(x, \alpha) = \frac{1}{1 + e^{-\alpha x}}, \quad \forall \alpha > 0, \quad (2)$$

с параметром $\alpha = 0.5$, который обеспечивает большую протяженность участка функции близкого к линейному.

В свою очередь, отображение пространства ассоциативного слоя на пространство реагирующего слоя является линейным, то есть значение нейрона реагирующего слоя является взвешенной суммой значений нейронов ассоциативного слоя.

Критерием сходимости нейронной сети к целевому значению выбрана Евклидова норма между целевым вектором и вектором реакции нейронной сети:

$$d(\mathbf{p}, \mathbf{q}) = \sqrt{\sum_{i=0}^{K-1} (p_i - q_i)^2}, \quad (3)$$

где $\mathbf{p}$ — целевой вектор, $\mathbf{q}$ — вектор реакции нейронной сети, K — размерность пространства целевого вектора $\mathbf{p}$.

Обучение

Использование математической модели, генерирующей в режиме реального времени входные данные на каждом шаге обучения, позволяет не накапливать набор обучающих и тестовых данных в памяти компьютера. Одновременно с этим, такой подход позволяет устранить необходимость маркировки для обучающего и тестового набора данных. Моделирование входных данных осуществлялось на основе параметров, определяемых диапазонами их изменения, приведенных в таблице 1.

Таблица 1. Параметры моделирования спектра отражения ВБР

Параметры	Значения	Нормированные значения
Длина ВБР (L)	$0.5 \div 3.5$ мм	—
Показатель преломления (n)	1.4586604	—
Наведенный показатель преломления (Δn)	$0.5 \cdot 10^{-4} \div 1.5 \cdot 10^{-4}$	—
Контролируемый интервал длин волн (Δ)	$1548.5 \div 1551.5$ нм	$0 \div 1$
Центральная длина волны (λ_B)	$1549.5 \div 1550.5$ нм	$0.333 \div 0.667$
Шаг дискретизации ($\Delta\lambda$)	0.16667 нм	1/18
Полная ширина на половине высоты	$0.229 \div 1.458$ нм	$0.076 \div 0.486$
Максимальная амплитуда	$0.61 \cdot 2^{16}$ у.е.	1
Диапазон изменения амплитуды	$3.92 \cdot 10^{-4} \cdot 2^{16} \div 0.15 \cdot 2^{16}$ у.е.	$6.42 \cdot 10^{-4} \div 0.26$
Шум	$0 \div 2 \cdot 10^{-3} \cdot 2^{16}$ у.е.	$0 \div 0.002$
Пьедестал	$0 \div 2 \cdot 10^{-1} \cdot 2^{16}$ у.е.	$0 \div 0.2$

Процесс обучения нейронной сети построен на основе алгоритма, состоящего из следующей последовательности действий:

1. Моделирование спектра отражения ВРБ на произвольно выбранной из диапазона $[\lambda_B - 0.5 \text{ нм}; \lambda_B + 0.5 \text{ нм}]$ длине волны, где λ_B — центральное значение длины волны из контролируемого интервала длин волн Δ . Дискретизация полученного спектра $\{R_i\}$, с шагом $\Delta\lambda$. Нормирование значений амплитуд $\{R_i\}$ и центральной длины волны λ_B по (1).
2. Инициализация начальных значений синаптических весов и смещений:

$$w_{k,j}^n = \frac{1}{2} - \text{rnd}(1), \quad b_k^n = \frac{1}{2} - \text{rnd}(1). \quad (4)$$

3. Прямое распространение сигнала через нейронную сеть, которое заключается в
 - вычислении взвешенной суммы значений нейронов сенсорного слоя;
 - вычислении значений ассоциативного слоя (по нелинейной функции активации);
 - вычислении взвешенной суммы значения нейронов ассоциативного слоя;
 - вычислении значения нейронов реагирующего слоя (по линейной функции активации)
 для каждого нейрона ассоциативного и реагирующего слоев. Результатом прямого распространения является нормированное значение центральной длины волны ВРБ $\bar{\lambda}$ — реакции нейронной сети.
4. Обратное распространение сигнала ошибки, которое заключается в
 - вычислении ошибки определения центральной длины волны ВРБ (нормы между вектором целевого значения и вектором реакции нейронной сети) по выбранной метрике;

- последовательном вычислении ошибки для каждого параметра нейронной сети на основе алгоритма оптимизации Adam;
 - коррекции синаптических весов и смещений модели.
5. Проверка критерия алгоритма обучения по выполнению условия:

$$\left| \frac{1}{I} \sum_{i=K-I}^{K-1} d(\lambda_B^i, \bar{\lambda}^i) - \frac{1}{I} \sum_{j=K-2I}^{K-I-1} d(\lambda_B^j, \bar{\lambda}^j) \right| < \varepsilon_1, \quad (5)$$

где $\lambda_B^{i(j)}$ и $\bar{\lambda}^{i(j)}$ — целевое и рассчитанное значения центральной длины волны ВРБ на $i(j)$ -той итерации; I — число итераций, по которым происходит усреднение; K — количество итераций обучения; ε_1 — произвольная, наперед заданная малая величина.

Обучение нейронной сети проводилось до выполнения критерия (5), что составило чуть более 10^6 циклов повторения алгоритма обучения. На рисунке 3 приведена зависимость абсолютной ошибки определения центральной длины волны ВРБ, вычисляемой по норме (3), от количества циклов процесса обучения. Для более наглядного представления данных, зависимость на рисунке 3 построена в полулогарифмическом масштабе. После 10^6 циклов обучения снижение величины ошибки замедляется, ее значение стабилизируется около 0.525 пм.

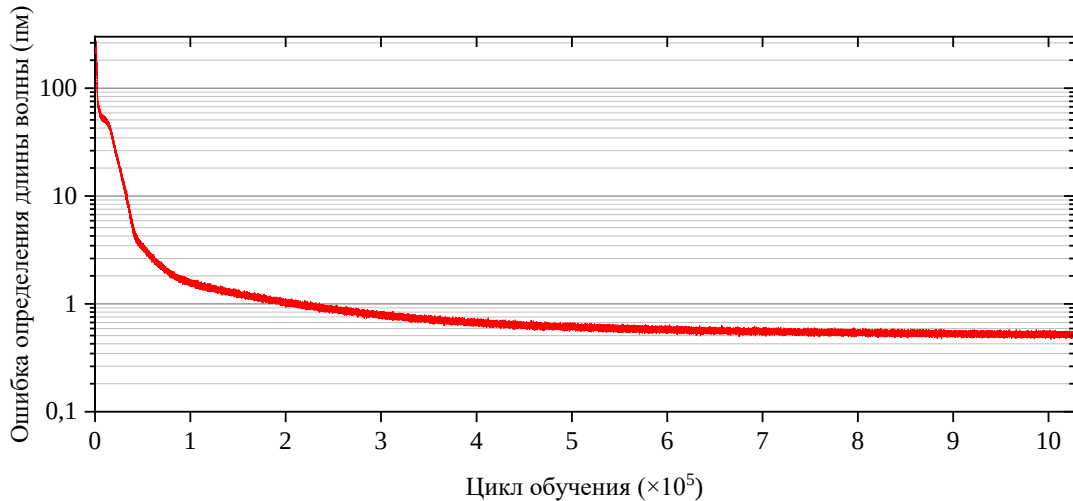


Рис. 3. Абсолютная ошибка определения центральной длины волны ВРБ в зависимости от количества циклов обучения

Обучение нейронной сети формирует матрицу весовых коэффициентов размерности 10×19 для ассоциативного слоя $\mathbf{w}_A$, матрицу размерности 1×10 для реагирующего слоя $\mathbf{w}_R$, и вектора смещений нейронов ассоциативного $\mathbf{b}_A$ и реагирующего $\mathbf{b}_R$ слоев размерности 10×1 и 1×1 , соответственно.

Матрицы весовых коэффициентов $\mathbf{w}_A$, $\mathbf{w}_R$ вкупе с векторами смещений $\mathbf{b}_A$ и $\mathbf{b}_R$ позволяют определить центральную длину волны спектра отражения ВРБ по решающему правилу, используя значения спектра отражения ВРБ $\mathbf{R}$ размерности 19×1 как входные данные:

$$\bar{\lambda} = \mathbf{w}_R \times f(\mathbf{w}_A \times \mathbf{R} + \mathbf{b}_A, \alpha) + \mathbf{b}_R, \quad (6)$$

и обеспечить восстановление значения центральной длины волны ВРБ по данным спектра (рисунок 4), полученного в условиях низкой разрешающей способности.

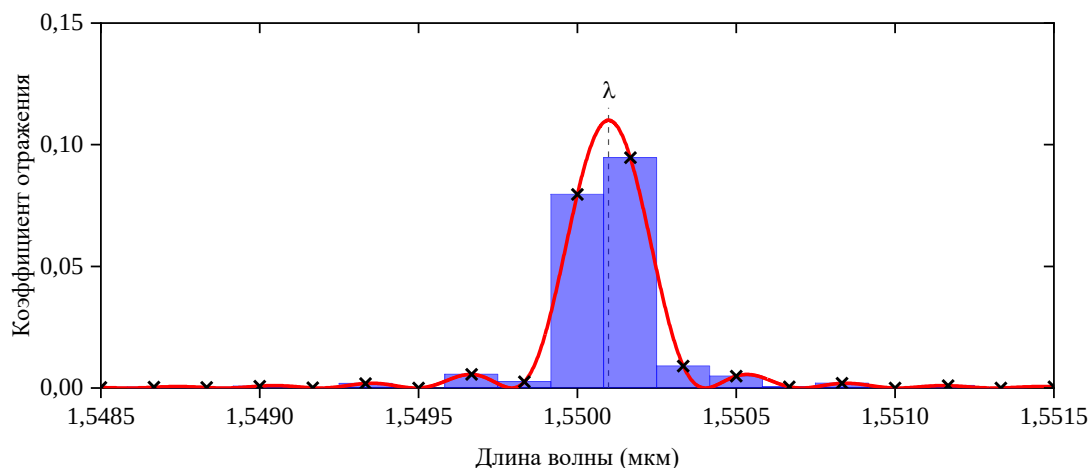


Рис. 4. Ситуационный спектральный отклик ВРБ: столбчатая диаграмма — при шаге дискретизации 167 пм, сплошная линия — при бесконечно малом шаге дискретизации; λ — центральная длина волны

Верификация

Для верификации нейросетевой модели использовался алгоритм, состоящий из последовательности действий схожей с алгоритмом обучения, за исключением части алгоритма, касающегося обратного распространения ошибки:

1. Моделирование спектра отражения ВРБ на произвольно выбранной из диапазона $[\lambda_B - 0.5 \text{ нм}; \lambda_B + 0.5 \text{ нм}]$ длине волны, где λ_B — центральное значение длины волны из контролируемого интервала длин волн Δ . Дискретизация полученного спектра $\{R_i\}$, с шагом $\Delta\lambda$. Нормирование значений амплитуд $\{R_i\}$ и центральной длины волны λ_B по (1).
2. Вычисление реакции нейронной сети $\bar{\lambda}$ по (6).
3. Вычисление ошибки определения центральной длины волны ВРБ по (3).

На рисунке 5 приведена зависимость отклика нейронной сети $\bar{\lambda}$ от значений центральной длины волны ВРБ λ за 10^4 итераций алгоритма верификации. Красной линией обозначена зависимость, соответствующая отклику нейросетевой модели; синяя линия (по дополнительной оси) — величина ошибки определения центральной длины волны $(\lambda - \bar{\lambda})$.

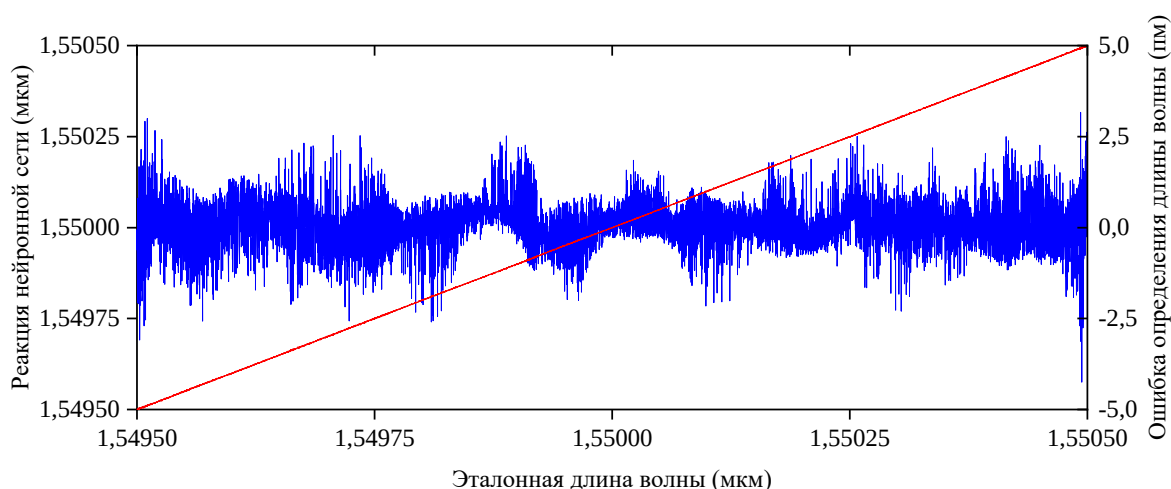


Рис. 5. Зависимость реакции нейронной сети ($\bar{\lambda}$) от длины волны ВРБ (λ) (красная линия); абсолютная ошибка определения длины волны $(\bar{\lambda} - \lambda)$

При работе сенсорной сети в режиме реального процесса эксплуатации профиль спектра отражения ВРБ, используемой в качестве чувствительного элемента датчика, практически не изменяется. В силу этого интересно исследовать величину абсолютной ошибки определения центральной длины волны, возникающей лишь при плоскопараллельном смещении одного и того же спектра по всему контролируемому участку длин волн. При этом интерес представляют два подхода. Первый из которых предполагает определение центральной длины волны спектра отражения ВРБ в диапазоне длин волн с интервалом Δ и фиксированными левой λ_L и правой λ_R границами. А второй подход предполагает определение центральной длины волны спектра отражения ВРБ на участке длин волн с интервалом Δ , но с переменными левой λ_L и правой λ_R границами. Границы при этом определяются в соответствии с правилом так, чтобы длина волны λ_{Max} , соответствующая максимальному значению в дискретно полученном спектре $\lambda_{\text{Max}} = \max(\mathbf{R})$, всегда располагалась в центре диапазона длин волн $[\lambda_L, \lambda_R]$. На рисунках 6 и 7 приведены абсолютные ошибки определения длин волн, по первому и второму подходам контроля диапазона, соответственно.

Из сравнения зависимостей ошибок определения центральной длины волны с постоянными (рисунок 6) и с переменными (рисунок 7) границами видно, что во втором случае ошибки принимают меньшие значения и имеют почти периодическую зависимость от положения максимума спектра отражения ВРБ. Стоит также отметить, что квазипериодическая зависимость ошибок на рисунке 7 определена ошибками, принадлежащими отрезку $[1549.917; 1550.083]$ нм рисунка 6 (зеленая область).

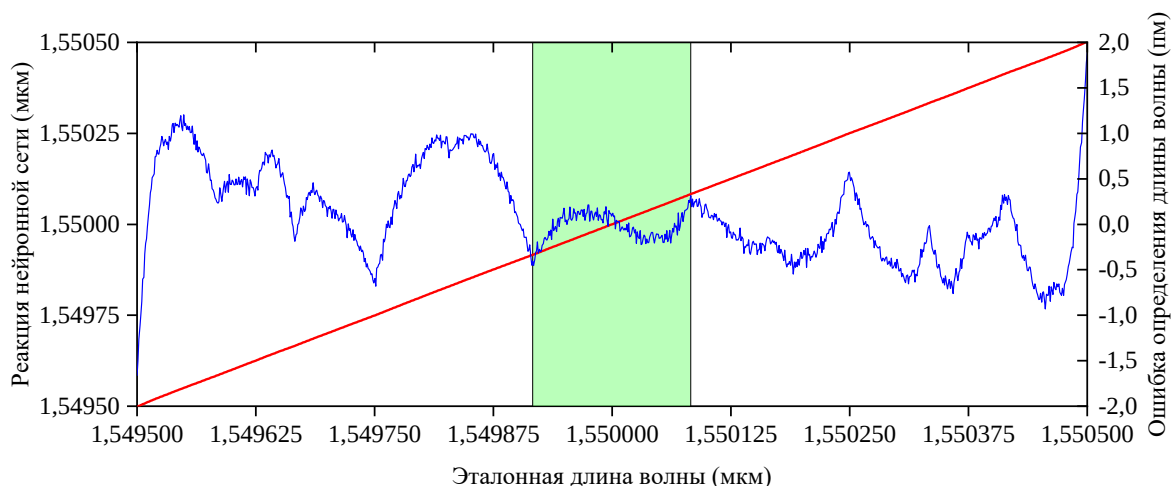


Рис. 6. Ошибка определения центральной длины волны ВРБ на участке с фиксированными границами

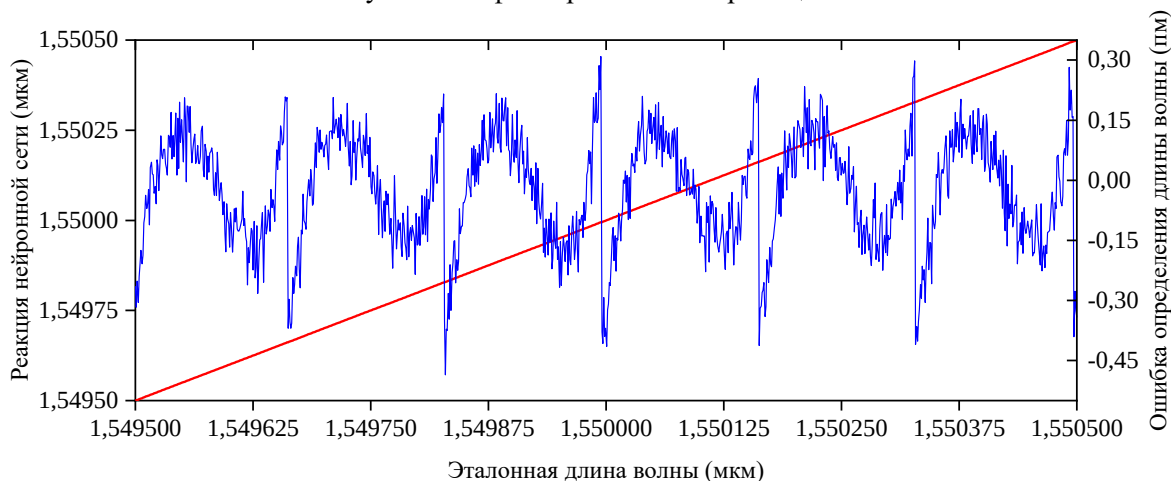


Рис. 7. Ошибка определения центральной длины волны ВРБ на участке с переменными границами

Плотность распределения ошибок определения центральной длины волны ВРБ для каждого из подходов (постоянных и переменных границ) приведена на рисунках 8 и 9, соответственно. По оси абсцисс отложена величина ошибки определения центральной длины волны ВРБ, соответствующая смещению центральной длины волны относительно λ_B (по дополнительной оси ординат).

Распределение ошибок для обоих подходов выбора границ диапазона длин волн близко к нормальному распределению. Для подхода с фиксированными границами математическое ожидание $\mu = 0.084$ пм, среднеквадратическое отклонение $\sigma = 0.627$ пм, при этом большая часть значений ошибок (нижний и верхний квартили) попадает в интервал $[-0.28; 0.46]$ пм. Для переменных границ — математическое ожидание $\mu = 0.045$ пм, среднеквадратическое отклонение $\sigma = 0.528$ пм, а большая часть значений ошибок лежит в интервале $[-0.24; 0.39]$ пм. Статистические характеристики распределения ошибок для вычисления центральной длины волны приведены в таблице 2.

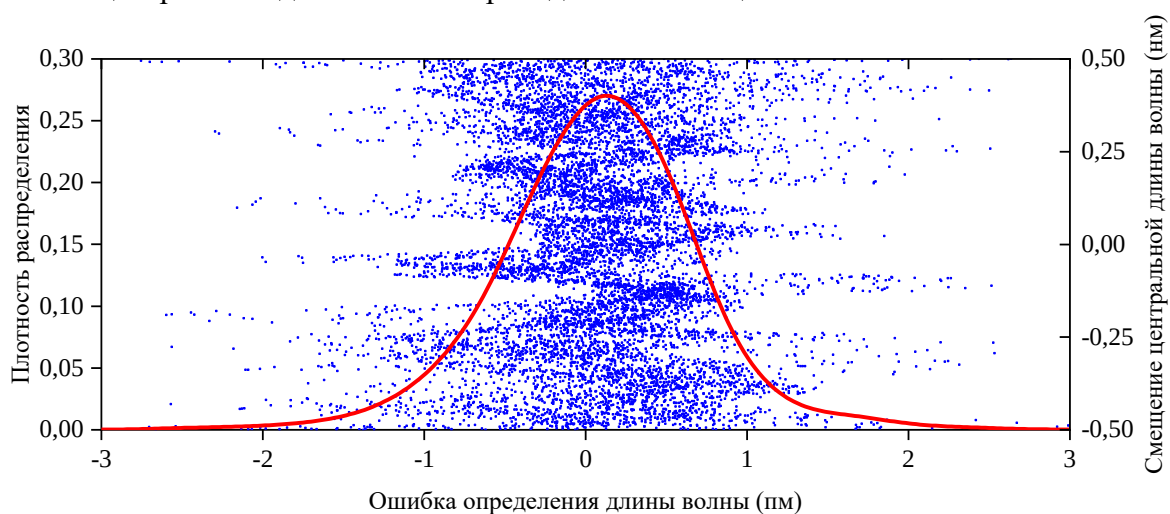


Рис. 8. Плотность распределения ошибок определения центральной длины волны ВРБ d_i на участке с фиксированными границами

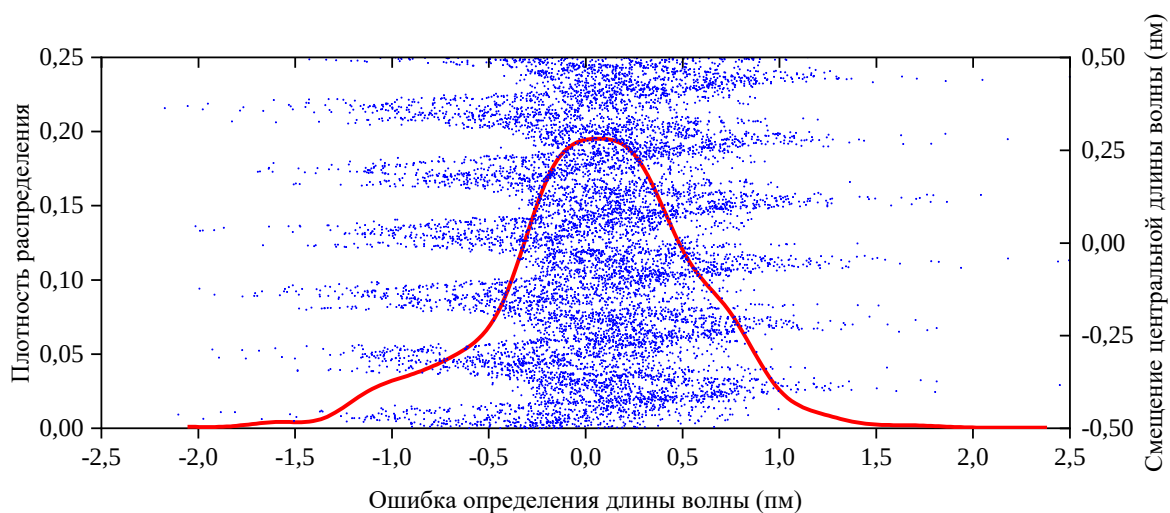


Рис. 9. Плотность распределения ошибок определения центральной длины волны ВРБ d_i на участке с переменными границами

Таблица 2. Статистические характеристики распределения ошибок

Характеристика	Значение (фиксированные границы)	Значение (переменные границы)
Математическое ожидание	0.084 пм	0.041 пм
Средняя абсолютная ошибка	0.478 пм	0.411 пм
Медиана	0.097 пм	0.066 пм
Среднеквадратическое отклонение	0.627 пм	0.533 пм

Заключение

Полученные результаты позволяют сделать вывод о том, что нейронная сеть на основе трехслойного перцептрона Розенблатта может быть с успехом применена в задачах оптоволоконной сенсорики, в частности для задач, в которых необходимо определить смещение центральной длины волны волоконной брэгговской решетки, используемой как чувствительный элемент датчика физической величины. Преимуществом предложенного подхода использования нейронной сети является то, что в режиме измерений он не содержит сложных вычислений и может быть реализован даже на простых микроконтроллерах. Вся основная вычислительная сложность приходится на процедуру обучения нейронной сети, которая выполняется однократно. Предложенный подход с переводом значений спектра при обучении в безразмерные переменные с сдвигом координатной оси и последующим обратным переводом в размерные величины после вычислений, позволяет использовать единожды обученную нейронную сеть для определения центральной длины волны ВБР в широком спектральном диапазоне длин волн и для ВБР различной добротности. При кажущейся простоте математического аппарата, предложенный алгоритм позволяет почти на три порядка увеличить разрешающую способность анализатора спектра. Что обеспечивает на анализаторе спектра с разрешающей способностью 167 пм возможность определения смещения спектра волоконной брэгговской решетки с погрешностью, не превышающей 0.5 пм, это, в свою очередь, определяет разрешающую способность при определении, например, температуры в 0.05 °С. К преимуществам метода следует отнести его независимость от флуктуации мощности лазера, возможность применения единожды обученной нейронной сети для определения центральных длины волн ВБР с различной добротностью и в разных спектральных диапазонах.

Список литературы

1. Grattan L.S. Optical Fiber Sensor Technology: Advanced Applications - Bragg Gratings and Distributed Sensors / L.S. Grattan, B.T. Meggitt (eds.) // Springer US, 2000; ISBN 978-0-7923-7946-1.
2. Kronenberg P. Relative Humidity Sensor with Optical Fiber Bragg Gratings / P. Kronenberg, P.K. Rastogi, P. Giaccari, H.G. Limberger // Opt. Lett. - 2002. - 27. - P. 1385–1387. DOI:10.1364/OL.27.001385.
3. Tai H. Theory of Fiber Optical Bragg Grating: Revisited. In Proceedings of the Optical Modeling and Performance Predictions. - SPIE, January 22 2004. - Vol. 5178. - pp. 131–138.
4. Njegovec M. A Fiber-Optic Gas Sensor and Method for the Measurement of Refractive Index Dispersion in NIR / M. Njegovec, D. Donlagic // Sensors. - 2020. - 20. - P. 3717. DOI:10.3390/s20133717.
5. Tseng S.-M. Optical Fiber Fabry-Perot Sensors / S.-M. Tseng, C.-L. Chen // Appl. Opt. - 1988. - 27. - P. 547–551. DOI:10.1364/AO.27.000547.

6. Chen P. Cascaded-Cavity Fabry-Perot Interferometric Gas Pressure Sensor Based on Vernier Effect / P. Chen, Y. Dai, D. Zhang, X. Wen, M. Yang // *Sensors*. - 2018. - 18. - 3677. DOI:10.3390/s18113677.
7. Campanella C.E. Mode-Splitting Cloning in Birefringent Fiber Bragg Grating Ring Resonators. / C.E. Campanella, P. Malara, C.M. Campanella, F. Giove, M. Dunai, V.M.N. Passaro, G. Gagliardi // *Opt. Lett.* - 2016. - 41. P. 2672–2675. DOI:10.1364/OL.41.002672.
8. Campanella C.E. Investigation of Refractive Index Sensing Based on Fano Resonance in Fiber Bragg Grating Ring Resonators // C.E. Campanella, F.D. Leonardis, L. Mastronardi, P. Malara, G. Gagliardi, V.M.N. Passaro. - *Opt. Express*. - 2015. - 23. - P. 14301–14313. DOI:10.1364/OE.23.014301.
9. Chen F. Temperature Tunable Fano Resonance Based on Ring Resonator Side Coupled with a MIM Waveguide / F. Chen, H. Zhang, L. Sun, J. Li, C. Yu // *Optics & Laser Technology*. - 2019. - 116. - P. 293–299. DOI:10.1016/j.optlastec.2019.03.044.
10. Mandal S. A Generalized Approach for Modeling and Analysis of Ring-Resonator Performance as Optical Filter. S. Mandal, K. Dasgupta, T.K. Basak, S.K. Ghosh / *Optics Communications*. - 2006. - 1. - P. 97–104. DOI:10.1016/j.optcom.2006.02.028.
11. Limonov M.F. Fano Resonances in Photonics / M.F. Limonov, M.V. Rybin, A.N. Poddubny, Y.S. Kivshar // *Nature Photon.* - 2017. - 11. - P. 543–554. DOI:10.1038/nphoton.2017.142.
12. Ben Hassen, R.; Caucheteur, C.; Delchambre, A. FBGs Temperature Sensor for Electrosurgical Knife Subject to High Voltage and High-Frequency Current / R. Ben Hassen, C. Caucheteur, A. Delchambre // *Proc. SPIE* 11354. - 2020. - Vol. 11354.
13. Pinet, É. Temperature Fiber-Optic Point Sensors: Commercial Technologies and Industrial Applications / É. Pinet, S. Ellyson, F. Borne // *Informacije MIDEM*. - 2010. - 40.
14. Eom, J. Fiber Optic Fabry–Perot Pressure Sensor Based on Lensed Fiber and Polymeric Diaphragm. / J. Eom, C.-J. Park, B.H. Lee, J.-H. Lee, I.-B. Kwon, E. Chung // *Sensors and Actuators A: Physical* 2015. - 225. - 25–32. DOI:10.1016/j.sna.2015.01.023.
15. Liang, H. Diaphragm-Free Fiber-Optic Fabry-Perot Interferometric Gas Pressure Sensor for High Temperature Application. / H. Liang, P. Jia, J. Liu, G. Fang, Z. Li, Y. Hong, T. Liang, J. Xiong // *Sensors*. - 2018. - 18. - 1011. DOI:10.3390/s18041011.
16. Ledyankin M.A. Implementation of the Radiophotonic Method for Measuring Blade Deformations of a Helicopter Main Rotor Model / M.A. Ledyankin, S.A. Mikhailov, D.V. Nedel'ko ed all. // *Russian Aeronautics*. - 2020. - 63. - P. 767–770. DOI: 10.3103/S1068799820040261.
17. Sirohi, J. Measurement of Helicopter Rotor Blade Deformation Using Digital Image Correlation / J. Sirohi // *Optical Engineering*. - 2012. - 51. - 043603. DOI: 10.1117/1.OE.51.4.043603.
18. Липатников, К.А. Оптический датчик контроля режима работы щеточно-коллекторного узла тяговых электродвигателей на основе ВБР / К.А. Липатников, А.А. Кузнецов, Л.М. Фасхутдинов и др. // *Фотон-Экспресс*. - 2019. DOI: 10.24411/2308-6920-2019-16041.
19. Морозов, О.Г. Щетка как интеллектуальный узел электродвигателя / Морозов, О.Г.; Артемьев, В.И.; Кузнецов, А.А.; Нуреев, И.И. // *Инженерный вестник Дона*. - 2016. - 40, 18.
20. Wang, C.; Yao, J. Fiber Bragg Gratings for Microwave Photonics Subsystems / C. Wang, J. Yao // *Optics Express*. - 2013. - 21. - P. 22868–22884. DOI:10.1364/OE.21.022868.
21. Qin, C.; Zhao, J.; Jiang, B.; Yang, D. Sub-Pixel Algorithms on Linear-Array Detector Grating Spectrometer.; Culshaw, B., Liao, Y., Wang, A., Bao, X., Fan, X., Eds.; Beijing, China, November 30 2012; P. 85610N.
22. Bodendorfer, T. Comparison of Different Peak Detection Algorithms with Regards to Spectrometric Fiber Bragg Grating Interrogation Systems. In *Proceedings of the 2009 International*

- Symposium on Optomechatronic Technologies / T. Bodendorfer, M.S. Muller, F. Hirth, A.W. Koch // IEEE: Istanbul, Turkey, September 2009; P. 122–126.
23. Сахабутдинов, А.Ж. Уточнение положения центральной длины волны ВРБ в условиях плохого соотношения сигнал/шум / А.Ж. Сахабутдинов, И.И. Нуреев, О.Г. Морозов // Физика волновых процессов и радиотехнические системы. - 2015. - 18. - P. 98–102.
 24. Anfinogentov, V. Algorithm of FBG Spectrum Distortion Correction for Optical Spectra Analyzers with CCD Elements / V. Anfinogentov, K. Karimov, A. Kuznetsov et al. // Sensors. - 2021. - 21. - 2817. DOI:10.3390/s21082817.
 25. Морозов, О.Г. Уточнение Центральной Длины Волны Узких Волоконных Брэгговских Решеток в Условиях Малой Разрешающей Способности Оптического Анализатора Спектра и Флуктуирующем Уровне Мощности / О.Г. Морозов, А.Ж. Сахабутдинов, В.И. Анфиногентов и др. // Вестник НЦБЖД. - 2020. - P. 160–166.
 26. Deepa, S. Interrogation Techniques for π -Phase-Shifted Fiber Bragg Grating Sensor: A Review / S. Deepa, B. Das // Sensors and Actuators A: Physical. - 2020. - 315. - 112215. - DOI:10.1016/j.sna.2020.112215.
 27. Agrawal, G.P. Phase-Shifted Fiber Bragg Gratings and Their Application for Wavelength Demultiplexing / G.P. Agrawal, S. Radic // IEEE Photonics Technology Letters. - 1994. - 6. - P. 995–997. DOI:10.1109/68.313074.
 28. Dai, B. Performance Comparison of $0/\pi$ -And $\pm\pi/2$ -Phase-Shifted Superstructured Fiber Bragg Grating En/Decoder / B. Dai, Z. Gao, X. Wang // Optics express. - 2011. - 19. - P. 12248–12260.
 29. Morozov, O.G. Problem of Fano Resonance Characterization in Ring π -Shift Fiber Bragg Grating Biosensors / O.G. Morozov, I.I. Nureev, A.Z. Sahabutdinov et al. // In Proceedings of the 2019 Systems of Signal Synchronization, Generating and Processing in Telecommunications (SYNCHROINFO). - 2019. - P. 1–6.
 30. Xu, O. High Speed and High Resolution Interrogation of a Fiber Bragg Grating Sensor Based on Microwave Photonic Filtering and Chirped Microwave Pulse Compression / O. Xu, J. Zhang,; Yao, J. // Optics Letters. - 2016. - 41. - P.4859–4862. DOI:10.1364/OL.41.004859.
 31. Ricchiuti, A.L. Long Weak FBG Sensor Interrogation Using Microwave Photonics Filtering Technique / A.L. Ricchiuti, D. Barrera, S. Sales et al. // IEEE Photonics Technology Letters. - 2014. - 26. - P.2039–2042. DOI:10.1109/LPT.2014.2345611.
 32. Kahandawa, G.C. Use of Fixed Wavelength Fibre-Bragg Grating (FBG) Filters to Capture Time Domain Data from the Distorted Spectrum of an Embedded FBG Sensor to Estimate Strain with an Artificial Neural Network / G.C. Kahandawa, J.A. Epaarachchi, Wang, D. Followell, P. Birt // Sensors and Actuators A: Physical. - 2013. - H.194. - P. 1–7. DOI:10.1016/j.sna.2012.12.028.
 33. Jiang, H. Wavelength Detection of Model-Sharing Fiber Bragg Grating Sensor Networks Using Long Short-Term Memory Neural Network. / H. Jiang, Q. Zeng, J. Chen, X. Qiu et al. // Optics Express. - 2019. - 27. - 20583. DOI:10.1364/OE.27.020583.
 34. Kokhanovskiy, A. Highly Dense FBG Temperature Sensor Assisted with Deep Learning Algorithms / A. Kokhanovskiy, N. Shabalov, A. Dostovalov, A. Wolf // Sensors. - 2021. - 21. - P. 6188. DOI:10.3390/s21186188.
 35. Negri, L.; Nied, A.; Kalinowski, H.; Paterno, A. Benchmark for Peak Detection Algorithms in Fiber Bragg Grating Interrogation and a New Neural Network for Its Performance Improvement / L. Negri, A. Nied, H. Kalinowski, A. Paterno // Sensors. - 2011. - 11. - P. 3466–3482. DOI:10.3390/s110403466.
 36. Erdogan, T. Fiber Grating Spectra / T. Erdogan // J. Lightwave Technol. - 1997. - 15. - P. 1277–1294. DOI:10.1109/50.618322.
 37. Agliullin, T. Comparative Analysis of the Methods for Fiber Bragg Structures Spectrum Modeling / T. Agliullin, V. Anfinogentov, O. Morozov // Algorithms. - 2023. - 16, 101. DOI:10.3390/a16020101.

38. White, B.W. Principles of Neurodynamics: Perceptrons and the Theory of Brain Mechanisms/ B.W. White, F. Rosenblatt // The American Journal of Psychology. - 1963. - 76. - 705. DOI:10.2307/1419730.
39. Amari, S. Backpropagation and Stochastic Gradient Descent Method / S. Amari // Neurocomputing. - 1993. - 5. - P.185–196. DOI:10.1016/0925-2312(93)90006-O.
40. Nesterov, I.E. Introductory Lectures on Convex Optimization: A Basic Course; Applied optimization; Kluwer Academic Publishers: Boston, 2004; ISBN 978-1-4020-7553-7.
41. Kingma, D.P.; Ba, J. Adam: A Method for Stochastic Optimization 2017. DOI: [10.48550/arxiv.1412.6980](https://doi.org/10.48550/arxiv.1412.6980)

APPLICATION OF NEURAL NETWORK ALGORITHMS TO DETERMINE THE CENTRAL WAVE LENGTH IN PROBLEMS OF FIBER-OPTIC SENSORICS

T.A. Agliullin, V.I. Anfinogentov, B.I. Valeev, A.Zh. Sakhabutdinov

Kazan National Research Technical University named after A.N. Tupolev - KAI
10, st. K. Marx, Kazan, 420111, Russian Federation

Annotation. The paper considers the practical aspects of the use of neural network algorithms in the application of determining the central wavelength of fiber Bragg gratings used as sensitive elements of sensors in fiber optic sensor networks. The problem was formulated to determine the central wavelength of a single sensor, the parameters of which were obtained on a low-resolution spectrum analyzer. The configuration of the neural network, the algorithm for the formation of the training and control data set are determined. The results of training the neural network of the chosen configuration showed that the proposed approach allows determining the position of the central wavelength with a resolution of two and a half orders of magnitude higher than the resolution with which the initial data was discretized.

Keywords: determining the spectrum frequency shift, neural network, stochastic optimization, Adam optimization method, artificial intellect, fiber optics sensor networks, fiber Bragg gratings, central wavelength determination methods.

Статья представлена в редакцию 25.03.2023