

ОБЩАЯ ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНАЯ ТЕХНИКА

УДК 681.586.5

ВСТРОЕННЫЙ СПЕКЛОГРАММНЫЙ ВОЛОКОННО-ОПТИЧЕСКИЙ ДАТЧИК ДЕФОРМАЦИИ НА БАЗЕ СИАМСКОЙ СВЕРТОЧНОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

А. А. Брянский*

*Высшая школа транспортного строительства, геодезии и землеустройства, Тихоокеанский
государственный университет*

Россия, 680035, Хабаровск, ул. Тихоокеанская, 136

**E-mail: bryansky.aa@togudv.ru*

Поступила в редакцию 05.02.2026

После доработки 02.03.2026

Принята к публикации 10.08.2026

Представлен компактный встроенный волоконно-оптический датчик с низкой стоимостью для измерения малых деформаций изгиба на основе анализа спеклограмм и машинного обучения. Для получения специфических паттернов спеклограмм использовано одномодовое оптическое волокно, полностью интегрированное в эпоксидную матрицу с фиксированными коннекторами для устранения паразитных деформаций. Деформация определяется с помощью сиамской сверточной нейронной сети, состоящей из четырех сверточных и трех полносвязных слоев на каждой ветви, которая обрабатывает пары спеклограмм из ненагруженного и нагруженного состояний. Данная архитектура напрямую моделирует флуктуацию спеклов, снижая при этом чувствительность к статическим изменениям рисунка. Сверточная нейронная сеть с “бутылочным горлышком” в каждой параллельной ветви демонстрирует результаты, указывающие на эффективную обработку изображений спеклов. Эксперименты, проведенные с использованием лазерных источников с длинами волны 625 нм и 405 нм, демонстрируют точность прогнозирования смещения до 98.60% и 99.35% корреляции с опорными данными соответственно. Достигнутая точность прогнозирования превосходит результаты, полученные с помощью нормализованного коэффициента взаимной корреляции с нулевым средним значением (максимум 96.60%). Усовершенственная схема соединения лазерного модуля с торцом оптического волокна дополнительно повысила стабильность без необходимости корректировки. Результаты подтверждают актуальность системы как масштабируемой альтернативы датчикам на основе брэгговских решеток, обеспечивающей точный мониторинг состояния конструкций в реальном времени с использованием упрощенного оборудования.

Ключевые слова: Волоконно-оптический спеклограммный датчик, измерение деформации, сиамская нейронная сеть, встроенный сенсор

1. ВВЕДЕНИЕ

Волоконно-оптические датчики (ВОД) нашли широкое применения для измерения температуры, давления, деформации, вибрации и других физических величин, а их принципы и области применения хорошо изучены [1]. В системах мониторинга технического состояния конструкций (SHM) ВОД особенно привлекательны, поскольку имеют малую массу, устойчивы к электромагнитным помехам и могут быть встроены в полимерные композитные материалы и полимерные матрицы с минимальным влиянием на конструкцию [2, 3]. Кроме того, волоконно-оптические измерительные системы могут быть реализованы как на базе точечных, так и на основе распределенных (протяженных) датчиков. Это позволяет осуществлять непрерывный мониторинг состояния крупногабаритных элементов конструкций

Среди наиболее широко применяемых технологий ВОД волоконные брэгговские решетки (ВБР) обеспечивают высокую чувствительность к деформации и температуре и могут быть мультиплексированы вдоль одного волокна [4, 5]. Интерферометрические волоконно-оптические датчики (например, конфигурации Фабри–Перо, Маха–Цендера, Микельсона и Сагнака) обладают превосходной чувствительностью при измерении перемещений, деформаций, вибраций и акустических волн [6–11]. Однако во многих сценариях мониторинга технического состояния конструкций такие подходы требуют сравнительно сложного и дорогостоящего аппаратного обеспечения для сбора данных (например, спектральных интеррогаторов, высокоскоростных фотодетекторов, стабильной оптомеханики), что ограничивает их применение в доступных и компактных встраиваемых системах.

Волоконные спеклограммные датчики (ВСД) представляют собой более простую альтернативу. Когда когерентный свет распространяется в волокне, поддерживающем несколько распространяющихся мод – будь то обычное многомодовое волокно или стандартное одномодовое волокно, работающее ниже своей длины волны отсечки (например, в видимом диапазоне), – волокно переходит в маломодовый режим. В этом состоянии моды интерферируют, образуя зернистое распределение интенсивности, известное как спеклограмма [12, 13]. Хотя стандартные одномодовые волокна рассчитаны на работу в инфракрасном диапазоне, их использование на более коротких волнах возбуждает ограниченное число мод высшего порядка. Такое маломодовое поведение формирует более разреженную и стабильную спекл-структуру по сравнению с высокомоновым многомодовым волокном, что повышает надежность датчика. Механические возмущения изменяют фазовые соотношения между модами и, следовательно, результирующую спекл-структуру. Ранние реализации ВСД опирались на признаки, основанные

на интенсивности, благодаря их простоте [14, 15], тогда как более продвинутые подходы использовали статистические дескрипторы для повышения эффективности [16–19]. Хотя метрики кросс-корреляции, такие как нормированная взаимная корреляция с вычитанием среднего (ZNCC), могут количественно оценивать эти изменения, присущая им нелинейность и чувствительность к экспериментальному шуму часто ограничивают их устойчивость [18, 20].

Для преодоления этих аналитических ограничений недавно были проведены исследования, показавшие, что сверточные нейронные сети (СНН) могут обучаться сложным высокоразмерным представлениям непосредственно по спекл-изображениям, и это работает значительно лучше, чем в случае, когда признаки заданы вручную [17, 21, 22]. В частности, сиамские нейронные сети хорошо подходят для задач сенсинга: обрабатывая пары спеклограмм (опорную и нагруженную), сеть может эффективно отделять изменения, вызванные деформацией, от статического шума системы или нестабильностей оптомеханического сопряжения.

В настоящей работе предлагается интегрированный метод измерения деформаций на основе спеклограмм, который объединяет интеграцию волокна по всей длине образца с жестким закреплением выводных волокон для подавления паразитных перемещений и регрессию на основе сиамской нейронной сети, работающей с парами спеклограмм, полученных в ненагруженном и нагруженном состояниях. Эффективность подхода оценивается при изменении длины волны лазера и условий освещения. Кроме того, предложена усовершенствованная схема регулирования фазы и оптического сопряжения, которая снижает необходимость в последующей нормализации данных. Цель исследования – предложить компактную и недорогую альтернативу традиционным решениям опроса ВОД для мониторинга малых деформаций в задачах встроенного мониторинга технического состояния конструкций.

2. МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

2.1. Экспериментальная установка

Экспериментальная установка была разработана для сбора данных для машинного обучения (рис. 1). Чтобы обеспечить точное измерение перемещения индентора испытательной машины, конструкция установки была выполнена так, чтобы исключить любые участки свободной деформации оптического волокна и тем самым предотвратить случайные флуктуации спеклограммы. В связи с этим конфигурация образца включает разъемы, встроенные в поперечные сечения его торцевых поверхностей, которые обеспечивают жесткую фиксацию лазерного диода и модуля ПЗС-камеры.

Рис. 1. Схема экспериментальной установки, включающая образец со встроенным

Оптическое волокно расположено по центру поперечного сечения образца, поскольку волокна, закрепленные на поверхности, при изгибе испытывают растягивающие или сжимающие напряжения [23]. При интеграции в структуру материала оптическое волокно повторяет деформированную форму образца, что позволяет регистрировать поведение матрицы под нагрузкой.

Для этапа сбора данных были изготовлены три образца со встроенным оптическим волокном SMF-28 (9/125 мкм). Хотя это волокно рассчитано на одномодовый режим в диапазоне длин волн 1310–1550 нм, в настоящей работе оно намеренно использовалось в видимом диапазоне (625 нм и 405 нм), где нормированная частота превышает порог одномодового режима и где могут распространяться несколько мод высшего порядка (маломодовый режим). При длине волны 625 нм число распространяющихся мод ограничено, что формирует сравнительно разреженную спеклограмму, тогда как при длине волны 405 нм получается более плотное спекл-поле. Такая контролируемая интерференция мод позволяет реализовать измерение деформаций по спеклограммам, сохраняя при этом низкую стоимость датчика и простоту обработки данных [24, 25].

В качестве матричного материала была выбрана низковязкая эпоксидная система Sicomin SR8100 благодаря ее умеренному модулю упругости, сравнительно низкой жесткости, нетоксичности и доступности [26]. Для формирования полостей и установочных пазов, обеспечивающих точное размещение волокна, использовались изготовленные 3D-печатные формы из ABS-пластика (рис. 2а).

Для получения требуемой длины исходный отрезок оптического волокна длиной 1 м был обрезан примерно до 100 мм и сварен на высокоточном сварочном аппарате INNO View 5. Готовые образцы имели длину 150 мм и прямоугольное поперечное сечение $10 \times 20 \text{ мм}^2$ (рис. 2б).

Рис. 2. а – 3D-печатные литьевые формы, использованные для получения эпоксидного образца со встроенным оптическим волокном

С учетом хрупкости оптических волокон при растягивающих напряжениях [27], а также возможной потери адгезии волокна к матричному материалу из-за различия модулей Юнга волокна и эпоксидной матрицы была выбрана схема трехточечного изгиба. Механические испытания проводились на универсальной испытательной машине Instron 3382 при пролете опор 100 мм. Максимальное перемещение индентора 2 мм было выбрано на основе предварительной

циклической валидации. Для формирования устойчивого набора данных для анализа перемещений использовались различные скорости нагружения и амплитуды (рис. 3).

Рис. 3. Программа нагружения при испытании на трехточечный изгиб, показывающая

В каждом эксперименте в качестве источника света использовался компактный лазерный модуль DLDPM-625-25, излучающий на длине волны 625 нм. Лазерный модуль включает электрический драйвер, лазерный диод и коллиматор. Была изготовлена специальная опора, позволяющая регулировать расстояние между лазерным модулем и торцом волокна, что обеспечивало возможность изменения структуры спеклограммы. Для получения уникальных изображений спекл-структур в каждом эксперименте использовались различные расстояния от источника лазерного излучения до торцевой поверхности волокна. Такая возможность экспериментальной установки необходима, поскольку каждый изготовленный образец может иметь собственную характерную спекл-структуру, и эту вариабельность следует учитывать при формировании обучающего набора данных.

Спеклограммы регистрировались с помощью модуля камеры, оснащенного CMOS-сенсором Sony IMX322, обеспечивающим светочувствительность 0.01 лк для высококачественной съемки в условиях низкой освещенности. Видеоданные записывались с разрешением 1920×1080 пикселей при частоте 30 кадров/с. Собранная установка показана на рис. 4.

Рис. 4. а – Образец со встроенным оптическим волокном и с закрепленными на жестких разъемах модулями лазерного диода и камеры;

2.2. Коэффициент нормированной взаимной корреляции с вычитанием среднего

Простым показателем для количественной оценки изменений структуры спеклограммы является нормированная взаимная корреляция с вычитанием среднего (ZNCC), которая в целом эквивалентна коэффициенту корреляции Пирсона, но применяется в задачах обработки изображений. Для опорного кадра спеклограммы $I^{(0)}$ соответствующие средняя интенсивность $I_a^{(0)}$ и среднеквадратичное отклонение $\sigma^{(0)}$ определялись следующим образом:

$$I_a = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m I_{i,j}}{n \cdot m}, \quad (1)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m (I_{i,j} - I_a)^2}{n \cdot m}}, \quad (2)$$

где $I_{i,j}$ обозначает интенсивность пикселя с координатами (i, j) в матрице изображения размером $n \times m$.

Коэффициент ZNCC для каждого последующего k -го кадра записи определяется следующим образом:

$$Z_k = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m ((I_{ij}^{\{k\}} - I_a^{\{k\}})(I_{ij}^{\{0\}} - I_a^{\{0\}}))}{\sigma^{\{k\}} \sigma^{\{0\}} n m}, \quad (3)$$

где верхний индекс k обозначает номер текущего кадра. Уравнение (3) представляет собой стандартный коэффициент ZNCC, вычисляемый между двумя кадрами изображения после вычитания среднего значения [28]. Значение коэффициента корреляции, равное единице (1.0), соответствует идентичным кадрам, тогда как более низкие значения указывают на постепенную декорреляцию и структурное расхождение относительно опорного кадра.

2.3. Сбор данных и предварительная обработка

Для каждой длины волны было записано по 50 видеофайлов со спеклограммами с разрешением 1920×1080 пикселей. Для каждого видео сопряжение “лазер–волокно” настраивалось так, чтобы формировать различные исходные спекл-структуры. Хотя каждое видео содержит примерно 10800 кадров, число независимых режимов нагружения для задач машинного обучения ограничено, поэтому для обеспечения обобщающей способности модели набор данных был расширен за счет записи нескольких видеороликов и применения строгого разделения по видео между обучающей и валидационной выборками. Волокно SMF-28 (9/125 мкм) использовалось на длинах волн 625 нм и 405 нм – ниже его номинальной длины волны отсечки, – где оно работает в маломодовом режиме. Наблюдаемая эволюция спеклограммы обусловлена интерференцией направляемых мод высшего порядка при изгибной деформации.

Исходные видеозаписи были обрезаны до 1000×1000 пикселей, чтобы исключить неосвещенные области CMOS-матрицы, и преобразованы в оттенки серого, как показано на рис. 5. Для подготовки данных к регрессии кадры были уменьшены по разрешению до 125×125 пикселей и обработаны алгоритмом нелокального усреднения для снижения шума и удаления артефактов CMOS-матрицы [29].

Рис. 5. Предварительная обработка спеклограмм...

Чтобы предотвратить переобучение на ограниченном наборе из 50 видеороликов, набор данных был увеличен в 6 раз с помощью аугментации кадров (табл. 1): зеркального отражения и вертикальных/горизонтальных переворотов. Эти преобразования физически корректны, поскольку они сохраняют структуру спекла [30], и могли бы быть воспроизведены в

экспериментальной установке, например, поворотом CMOS-сенсора. Примеры преобразований показаны на рис. 6.

Таблица 1. Методы преобразования изображений спеклограмм

Номер метода	Описание
1	Без изменений
2	Поворот на 90°
3	Поворот на 180°
4	Поворот на 270°
5	Отражение по вертикали
6	Отражение по горизонтали

Рис. 6. Пример преобразований кадров, использованных для аугментации данных...

Метод предварительной обработки экспериментальных данных включал использование единиц данных, сформированных в виде пар изображений, как показано на схеме на рис. 7. Такой подход был специально выбран для измерения прогиба (изгибного перемещения) оптического волокна.

Рис. 7. Рабочий процесс предварительной обработки данных и формирования набора данных...

Основная идея использования парных изображений аналогична методу ZNCC, где деформация обычно оценивается относительно ненагруженного состояния образца. Такой подход с парными изображениями эффективно подавляет влияние различий в длине волны лазерного источника и направляет сиамскую нейронную сеть на относительную эволюцию спеклограммы, а не на абсолютные особенности спекл-структуры.

Перед обучением нейронной сети как предварительно обработанные изображения, так и выходные данные по перемещению были нормированы. Первый кадр каждого видеофайла соответствует ненагруженному состоянию образца.

2.4. Архитектура нейронной сети и процедура обучения

Для регрессии величины деформации по парным спеклограммам была реализована сиамская нейронная сеть. Сеть состоит из двух ветвей с одинаковыми весами, которые затем объединяются и подключаются к одному или нескольким последующим слоям [31]. Каждая ветвь нейронной сети обрабатывает одно изображение и разделяет веса со своей парной ветвью (рис. 8). Выходы ветвей конкатенируются и подаются на три полносвязных слоя, формируя скалярный прогноз деформации.

Архитектурная конфигурация ветвей является ключевым фактором, определяющим эффективность сиамской нейронной сети и точность регрессии. Поэтому было проведено исследование по оптимизации для выбора оптимальной топологии ветви. Среди рассмотренных вариантов наилучшие возможности извлечения признаков и точность прогнозирования на наборе данных с одного видеофайла показала архитектура, включающая четыре сверточных слоя и два полносвязных слоя (см. рис. 8). Входные данные были предварительно обработаны согласно методике, представленной на рис. 7. В рамках этого рабочего процесса отдельные кадры изображений использовались в качестве входных признаков, а соответствующие измеренные значения деформации – в качестве эталонных выходных данных.

Рис. 8. Архитектура предложенной сиамской сверточной нейронной сети и архитектура ее ветвей

Сиамская нейронная сеть была реализована на языке Python с использованием библиотек TensorFlow и Keras. Все процедуры предварительной обработки данных и обучения модели выполнялись на высокопроизводительной рабочей станции, оснащенной процессором Intel Core i7-3770 с 16 Гб оперативной памяти и графическим процессором NVIDIA RTX 3060 (12 Гб видеопамяти). Такая вычислительная среда обеспечила эффективное выполнение сверточных операций и обновление градиентов на этапе обучения.

3. РЕЗУЛЬТАТЫ И ОБСУЖДЕНИЕ

Спрогнозированные выходные значения были нормированы, а целевые зависимости перемещения во времени состоят из кусочно-линейных участков. Поскольку как коэффициент ZNCC, так и выходы нейронной сети дают значения в диапазоне от 0 до 1, для сопоставления результатов требуется единый показатель точности. Для этой цели подходит коэффициент детерминации R^2 , который и используется в настоящем исследовании. Точность каждого подхода оценивалась по формуле

$$R^2 = 1 - \sum_i (u_i - \hat{u}_i)^2 / \sum_i (u_i - \bar{u}_i)^2, \quad (4)$$

где u_i и $\hat{u}_i$ – данные с испытательной машины и их среднее значение соответственно, $\hat{u}_i$ – прогнозируемое значение.

3.1. Валидация взаимной корреляции с вычитанием среднего

Чтобы сформировать классический подход измерений на основе спеклограмм, метрика ZNCC вычислялась между опорной спеклограммой (первым кадром) и каждым последующим кадром в тестовом наборе данных. Поскольку значения ZNCC лежат в диапазоне от 0 до 1 и

уменьшаются по мере увеличения внешнего воздействия (изгибной деформации), в качестве сопоставимого показателя перемещения использовалась нормированная величина $(1 - Z_k)$.

На рис. 9 показана зависимость между нормированной метрикой ZNCC и нормированным перемещением индентора. Для краткости приведен один репрезентативный график. Несмотря на общую тенденцию к снижению значений ZNCC при больших перемещениях, эта зависимость имеет выраженный нелинейный характер, что подтверждается данными на рис. 10.

Рис. 9. График нормированной метрики корреляции спеклограмм ZNCC и перемещения индентора во времени при испытании на изгиб...

Рис. 10. Изображения спеклограмм, зарегистрированные при различных токах лазерного диода

Несмотря на достижение средней точности 88.88%, метрика ZNCC демонстрирует нелинейную зависимость от внешнего воздействия. Такая нелинейность не позволяет вывести эмпирические уравнения, которые напрямую связывали бы изменения ZNCC с физическим перемещением.

Базовая структура спеклограммы весьма чувствительна к начальной фазе мод и специфическим характеристикам лазерного источника излучения. Эти зависимости затрудняют надежную калибровку между различными установками и образцами. В результате обобщение метода ZNCC для точного прогнозирования перемещений и деформаций остается серьезной аналитической задачей, что ограничивает его применимость по сравнению с предложенным нейросетевым подходом. Для изучения этого явления был выполнен вспомогательный эксперимент с модуляцией тока питания лазерного диода на уровнях 35, 40, 45 и 50 мА. Соответствующие структурные изменения опорных спеклограмм показаны на рис. 10.

Рассчитанные коэффициенты ZNCC для зарегистрированных последовательностей во всех режимах тока стабильно демонстрируют нелинейное поведение, как показано на рис. 11.

Рис. 11. Нормированная метрика ZNCC во времени при различных токах питания лазера

Это наблюдение можно объяснить следующими факторами.

1. Эффекты насыщения: при больших токах питания возникает значительное число областей насыщения (зон “ослепления”) в кадрах спеклограммы. В этих областях превышает динамический диапазон датчика, что приводит к потере информации о реальном распределении интенсивности пучка.
2. Динамический диапазон и контраст на границах: напротив, при меньших значениях тока сенсор способен регистрировать полное поле интенсивности спеклограммы.

Хотя это делает контуры спекла более различимыми, одновременно возникает чрезмерно высокий контраст на границах, что может затруднять устойчивый корреляционный анализ.

В результате, несмотря на вычислительную эффективность коэффициента ZNCC, формируемая структура спеклограммы остается крайне чувствительной к множеству взаимосвязанных факторов. Такие переменные, как исходная морфология спекл-структуры, фазовые сдвиги мод, а также конкретные параметры лазерного диода и оптических линз трудно изолировать и оценить количественно. С учетом этих сложностей дальнейший анализ перемещений и деформаций становится нетривиальной задачей и требует применения более продвинутых аналитических подходов.

3.2. Проектирование нейронной сети и ее эффективность

Предложенная архитектура ветви сиамской нейронной сети (рис. 8) была оптимизирована с использованием модуля Keras Tuner для определения оптимальных гиперпараметров [32, 33], которые приведены в табл. 2.

Таблица 2. Оптимальные конфигурации гиперпараметров ветви нейронной сети

Слои	Гиперпараметры		
	№ 1	№ 2	№ 3
Сверточный слой 1	128 фильтров, ядро 4x4 пикселя, шаг 3 пикселя, функция активации RELU	48 фильтров, ядро 5x5 пикселей, функция активации RELU	32 фильтров, ядро 8x8 пикселей, функция активации RELU
Сверточный слой 2	64 фильтров, ядро 6x6 пикселей, функция активации RELU	64 фильтров, ядро 5x5 пикселей, шаг 2 пикселя, функция активации RELU	48 фильтров, ядро 7x7 пикселей, функция активации RELU
Сверточный слой 3	16 фильтров, ядро 4x4 пикселей, функция активации RELU	48 фильтров, ядро 4x4 пикселя, функция активации RELU	64 фильтров, ядро 3x3 пикселей, функция активации RELU
Сверточный слой 4	128 фильтров, ядро 6x6 пикселей, функция активации RELU	96 фильтров, ядро 3x3 пикселя, функция активации RELU	164 фильтров, ядро 2x2 пикселя, функция активации RELU
Полносвязный слой 1	2048 нейронов, функция активации RELU	1536 нейронов, функция активации RELU	448 нейронов, функция активации RELU
Полносвязный слой 2	768 нейронов, функция активации RELU	512 нейронов, функция активации RELU	192 нейронов, функция активации RELU

Набор гиперпараметров № 3 представляет собой классический стек сверточных слоев, характеризующийся увеличением числа фильтров и уменьшением размеров ядра. В отличие от него, наборы гиперпараметров № 1, № 2 используют переменное распределение фильтров, аналогичное подходу “бутылочного горлышка” (bottleneck) [34]. В частности, третий сверточный слой в этих наборах содержит меньше фильтров, чем предыдущий, и он выполняет роль генерализации данных, способствуя обобщающей способности модели и снижению влияния шума в процессе обучения [35]. Скрытые слои (рис. 8) представляют собой фиксированный набор из трех полносвязных слоев с функцией активации Rectified Linear Unit (ReLU), содержащих 8096, 2048 и 512 нейронов соответственно.

Оптимизация сети выполнялась с использованием стохастического градиентного спуска (SGD), выбранного благодаря его эффективности при тонкой настройке нескольких слоев архитектур сиамских нейронных сетей [36, 37]. Скорость обучения была установлена равной 0.01, а число эпох – 1500. В качестве функции потерь при обучении сети использовалась средняя абсолютная ошибка (MAE).

Три варианта гиперпараметров нейронной сети – №1, №2 и №3 – были обучены в соответствии с конфигурациями гиперпараметров, приведенными в табл. 2. Как показано на рис. 12, минимальные значения MAE на валидационной выборке были достигнуты на 1294-й эпохе, они составили 0.02162, 0.02185 и 0.02098 соответственно. Несмотря на относительно большие погрешности, их можно считать приемлемыми для данного объема обучающих данных, учитывая присущий низкобюджетному лазерному источнику шум и ограничения ПЗС-сенсора.

Рис. 12. Средняя абсолютная ошибка (MAE) по эпохам обучения для вариантов сети...

Первоначальные испытания на независимых видеонаборах данных показали, что предсказанные значения для согласования с исходными диаграммами нагружения требовали повторной нормализации (рис. 13).

Рис. 13. Сравнение нормированных значений деформации: экспериментально измеренные и предсказанные нейронной сетью...

При освещении на длине волны 625 нм нейронная сеть V3 продемонстрировала наибольшую среднюю точность 90.02% (максимум 97.07%). Это ограничение производительности было связано с недостаточной плотностью спекл-поля. В связи с этим были проведены дополнительные эксперименты с использованием лазерного диода SLD3134VL на длине волны 405 нм (рис. 14), поскольку известно, что более короткие волны увеличивают число спеклов [38].

Рис. 14. Спеклограммы, зарегистрированные в одномодовом оптическом волокне 9/125 мкм при длинах волн лазерного излучения 625 нм (а) и 405 нм (б).

Новые данные были предварительно обработаны согласно схеме, показанной на рис. 7, при сохранении неизменных параметров фильтрации. Результаты работы нейронных сетей на этом наборе данных приведены на рис. 15.

Рис. 15. Сравнение нормированных значений деформации: экспериментально измеренные и предсказанные нейронной сетью...

Испытания с источником лазерного излучения на длине волны 405 нм показали существенно более высокую эффективность. Сеть V1 достигла наибольшей средней точности 96.50% (максимум 98.69%), тогда как сеть V3 показала максимальную точность 98.22% при среднем значении 94.35%. Наконец, сеть V2 достигла максимума 96.42% при среднем значении 92.44%. Сводное сравнение результатов для обеих длин волн приведено в табл. 3.

Таблица 3. Точность обученных нейронных сетей при использовании источников лазерного излучения с длинами волны 625 нм и 405 нм

Длина волны лазерного излучения, нм	Средняя точность / максимальная точность			
	V 1	V 2	V 3	ZNCC
625	83.07% / 97.64%	89.60% / 98.06%	90.02% / 97.07%	74.65% / 79.50%
405	96.50% / 98.69%	92.44% / 96.42%	94.35% / 98.22%	86.50% / 90.41%

Полученные значения точности дают предварительную оценку различных наборов гиперпараметров. Классический стек слоев в наборе гиперпараметров №1 с выраженным “бутылочным горлышком” демонстрирует высокую чувствительность к количеству спеклов (плотности спекл-поля). Гибридный вариант, сочетающий “бутылочное горлышко” и уменьшение размера ядра, обеспечивает умеренную точность при менее выраженной чувствительности к числу спеклов. Набор гиперпараметров №3, в котором число фильтров увеличивается, а размер ядра уменьшается по мере прохождения через ветвь сиамской нейронной сети, представляет собой компромисс между сложностью обработки спеклограммного изображения и достигаемой точностью.

Хотя в предыдущих исследованиях [25] было показано, что увеличение плотности спеклов в многомодовых волокнах может снижать точность предсказания при кручении волокна, в настоящей работе наблюдался противоположный эффект при изменении структуры спекл-поля за счет параметров источника света.

Как показано на рис. 13 и 15, после повторной нормализации предсказанные кривые демонстрируют высокую корреляцию с измеренными профилями деформации. Необходимость повторной нормализации, вероятно, обусловлена особенностями экспериментальной конфигурации. Хотя выходная мощность лазера оставалась постоянной, изменения расстояния между источником и торцом волокна приводили к изменению параметров вводимого излучения, что могло влиять на характерный размер зарегистрированных спеклов.

Также предыдущие исследования [39] показывают, что флуктуации параметров спеклограммы напрямую влияют на качество оценки. Кроме того, экспериментальные данные [40] свидетельствуют о том, что изменение расстояния между коллиматором и волокном приводит к дефокусировке – явлению, при котором расходящийся пучок возбуждает моды высшего порядка быстрее, чем сходящийся. Следовательно, любые нестабильности фокусного расстояния вызывают изменения контраста спеклограммы, из-за чего требуется наблюдаемая повторная нормализация для сохранения точности предсказания.

3.3. Оптимизация экспериментальной установки и сбор данных

Чтобы исключить явление дефокусировки и повысить устойчивость модели машинного обучения, экспериментальная конфигурация была модернизирована. Эффективное обучение для волоконно-оптических датчиков с модовой модуляцией требует механизма, обеспечивающего согласованную (воспроизводимую) фазовую модуляцию до того, как свет поступит в чувствительную область датчика.

В связи с этим расстояние между лазерным источником и торцом волокна было механически зафиксировано, чтобы исключить непостоянство возбуждения мод. Как показано на рис. 16, лазерный модуль был установлен в специальный подвижный держатель и подключен через гибкий оптический кабель. Такая конструкция обеспечивает как осевое вращение, так и продольное перемещение вдоль образца, позволяя управляемо изменять фазу без нарушения основной оптической юстировки.

Рис. 16. Модернизированная экспериментальная установка для фазово-согласованных измерений...

3.4. Результаты и оценка эффективности

Набор данных был расширен до 60 видеофайлов для каждой длины волны (625 нм и 405 нм). Каждая последовательность записывалась при уникальных параметрах перемещения и вращения, чтобы обеспечить неповторяющийся характер спеклограмм. Затем архитектуры

нейронной сети (V1–V3) были повторно обучены и проверены на трех независимых тестовых видеороликах.

Важным результатом оптимизации оптического сопряжения стало устранение необходимости нормализации прогноза: сети формировали прогнозы деформации в согласованных единицах во всех тестовых случаях. Соответствующие диаграммы “нагрузка–перемещение” и предсказанные зависимости представлены на рис. 17 и 18.

Рис. 17. Сравнение измеренных и предсказанных нормированных значений деформации для теста с источником лазерного излучения с длиной волны 625 нм...

Рис. 18. Сравнение измеренных и предсказанных нормированных значений деформации для теста с источником лазерного излучения с длиной волны 405 нм...

Итоговые значения точности предсказания для обеих длин волн приведены в табл. 4. Реализация метода фазовой стабилизации (регулирования) привела к существенному улучшению характеристик: средняя точность увеличилась на 8.47% для источника с длиной волны 625 нм и на 2.25% для источника с длиной волны 405 нм. Примечательно, что лазер с длиной волны излучения 405 нм стабильно показывал лучшие результаты, чем источник излучения с длиной волны 625 нм, что подтверждает вывод о том, что увеличение плотности спеклов, обеспечиваемое более короткой волной, повышает точность оценки деформации на основе методов машинного обучения.

Таблица 4. Точность обученных нейронных сетей на улучшенной экспериментальной установке

Длина волны лазерного излучения, нм	Средняя точность / максимальная точность			
	№ 1	№ 2	№ 3	ZNCC
625	97.12% / 98.60%	97.13% / 98.11%	97.16% / 98.21%	67.87% / 75.38%
405	99.01% / 99.35%	97.56% / 98.33%	98.40% / 98.91%	91.29% / 96.60%

Для модернизированной установки стек сверточных слоев в ветви сиамской нейронной сети с выраженным бутылочным горлышком продемонстрировал наиболее высокую точность как при длине волны лазерного излучения 625 нм, так и при длине волны 405 нм, а разница между средней и максимальной точностями свидетельствует о стабильности результатов прогнозирования.

4. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Настоящее исследование демонстрирует, что сиамские нейронные сети способны эффективно описывать сложные нелинейные взаимосвязи между морфологией спеклограммы и механической деформацией. Применение сверточных слоев, организованных по схеме бутылочного горлышка, дает сравнительно лучшие результаты при извлечении признаков и обработке структур спеклограмм. Предложенная архитектура сиамской нейронной сети не только подходит для данной конкретной задачи, но и представляет собой универсальную основу для других задач регрессии в рамках волоконно-оптических спеклограммных датчиков.

Ключевым результатом является успешное использование стандартного одномодового волокна 9/125 мкм в маломодовом режиме при применении лазерных источников на длинах волны 625 нм и 405 нм. Хотя традиционные метрики, основанные на измерении интенсивности, такие как нормированная взаимная корреляция с вычитанием среднего, просты в вычислении, их сложные кривые отклика часто ограничивают практическое применение. Напротив, морфологический анализ, обеспечиваемый моделями глубокого обучения, существенно повышает устойчивость анализа данных. Обученная сеть продемонстрировала высокую точность прогнозирования, при этом наилучшие результаты достигали 98.60% и 99.35% для источников с длинами волны 625 нм и 405 нм соответственно.

Кроме того, данное исследование подтверждает, что увеличение плотности спеклов за счет уменьшения длины волны лазера без изменения типа волокна заметно повышает качество данных. Лазер с длиной волны 405 нм стабильно обеспечивал более высокую точность, что подтверждается тем, что более насыщенная спекл-структура способствует более эффективному извлечению признаков нейронной сетью. Полученные результаты подтверждают потенциал системы как экономически эффективной и масштабируемой альтернативы традиционным интерферометрическим датчикам для мониторинга технического состояния конструкций в реальном времени.

КОНФЛИКТ ИНТЕРЕСОВ

Автор заявляет об отсутствии финансовых интересов, коммерческих связей или иных потенциальных конфликтов интересов, которые могли бы повлиять на объективность данного исследования или на подготовку рукописи.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Jackson D.A., Jones, J.D.C.* Optica Acta. 1986. V. 33. № 12. P. 1469.
<https://doi.org/10.1080/713821914>
2. *Balageas D., Fritzen C.-P., Güemes A. (eds.).* Structural Health Monitoring, Hoboken: John Wiley & Sons, 2010.
3. *Leng J.S., Asundi A.* NDT E Int. 2002. V. 35. № 1. P. 45.
[https://doi.org/10.1016/S0963-8695\(01\)00024-X](https://doi.org/10.1016/S0963-8695(01)00024-X)
4. *Kou J.L., Ding M., Feng J., Lu Y.Q., Xu F., Brambilla G.* Sensors. 2012. V. 12. № 7. P. 8861.
<https://doi.org/10.3390/s120708861>
5. *Wang Y., Gong J., Wang D.Y., Dong B., Bi W., Wang A.* IEEE Photon. Technol. Lett. 2011. V. 23. № 2. P. 70–72. <https://doi.org/10.1109/LPT.2010.2089676>
6. *Francon M.,* in Neutron Interferometry. Bonse, U., Rauch, H., Eds., Oxford: Clarendon Press, 1979, P. 231.
7. *Islam M.R., Ali M.M., Lai M.H., Lim K.S., Ahmad H.* Sensors. 2014. V. 14. № 4. P. 7451.
<https://doi.org/10.3390/s140407451>
8. *Jackson D.A.* J. Phys. E : Sci. Instrum. 1985. V. 18. № 12. P. 981.
<https://doi.org/10.1088/0022-3735/18/12/001>
9. *Saghaei H., Elyasi P., Karimzadeh R.* Photonics Nanostruct.-Fundam. Appl. 2019. V. 37. P. 100733.
<https://doi.org/10.1016/j.photonics.2019.100733>
10. *Giacomo P.* Microchim. Acta. 1987. V. 93. № 1. P. 19–31. <https://doi.org/10.1007/BF01201680>
11. *Li X., Nguyen L.V., Zhao Y., Ebendorff-Heidepriem H., Warren-Smith S.C.* Sens. Actuators B. 2018. V. 269. P. 103. <https://doi.org/10.1016/j.snb.2018.04.165>
12. *Yin S., Purwosumarto P., Francis T.S.* Opt. Commun. 1999. V. 170. № 1–3. P. 15.
[https://doi.org/10.1016/S0030-4018\(99\)00405-8](https://doi.org/10.1016/S0030-4018(99)00405-8)
13. *Spillman W.B., Jr., Kline B.R., Maurice L.B., Fuhr P.L.* Appl. Opt. 1989. V. 28. № 15. P. 3166.
<https://doi.org/10.1364/AO.28.003166>
14. *Pan K., Uang C.M., Cheng F., Yu F.T.* Appl. Opt. 1994. V. 33. № 10. P. 2095.
<https://doi.org/10.1364/ao.33.002095>
15. *Yu F.T., Wen M., Yin S., Uang C.M.* Appl. Opt. 1993. V. 32. № 25. P. 4685.
<https://doi.org/10.1364/ao.32.004685>
16. *Rodriguez-Cobo L., Lomer M., Cobo A., Lopez-Higuera J.M.* Sens. Actuators A. 2013. V. 203. P. 341 <https://doi.org/10.1016/j.sna.2013.09.006>

17. Cuevas A.R., Fontana M., Rodriguez-Cobo L., Lomer M., López-Higuera J.M. J. Lightwave Technol. 2018. V. 36. № 17. P. 3733. <https://doi.org/10.1109/JLT.2018.2850801>
18. Fujiwara E., Wu Y.T., Cordeiro C.M. Results Opt. 2021. V. 5. P. 100155. <https://doi.org/10.1016/j.rio.2021.100155>
19. Liu Y., Qin Q., Liu H.H., Tan Z.W., Wang M.G. Opt. Fiber Technol. 2018. V. 46. P. 48. <https://doi.org/10.1016/j.yofte.2018.09.007>
20. Fujiwara E., de Oliveira Rosa L. Results Opt. 2023. V. 10. P. 100345. <https://doi.org/10.1016/j.rio.2022.100345>
21. Gao H., Hu H., Opt. Express. 2023. V. 31. № 5. P. 7671. <https://doi.org/10.1364/OE.482953>
22. Smith D.L., Nguyen L.V., Ottaway D.J. et al. Opt. Express. 2022. V. 30. № 7. P. 10443. <https://doi.org/10.1364/OE.443932>
23. Malzbender J., Steinbrech R.W. Surf. Coat. Technol. 2004. V. 176. № 2. P. 165. [https://doi.org/10.1016/S0257-8972\(03\)00740-0](https://doi.org/10.1016/S0257-8972(03)00740-0)
24. Liu Y., Li G., Qin Q., Tan Z., Wang M., Yan F. Opt. Laser Technol. 2020. V. 131. P. 106424. <https://doi.org/10.1016/j.optlastec.2020.106424>
25. Li G., Liu Y., Qin Q. et al. Opt. Fiber Technol. 2023. V. 80. P. 103446. <https://doi.org/10.1016/j.yofte.2023.103446>
26. Mezeix L., Poquillon D., Bouvet C. Appl. Compos. Mater. 2016. V. 23. № 1. P. 71. <https://doi.org/10.1007/s10443-015-9451-6>
27. Matthewson M.J., Kurkjian C.R. J. Am. Ceram. Soc. 1987. V. 70. № 9. P. 662. <https://doi.org/10.1111/j.1151-2916.1987.tb05736.x>
28. Fujiwara E., Rosa L.O., Oku H., Cordeiro C.M.B. Sci Rep. 2023. V.13. P. 13517. <https://doi.org/10.1038/s41598-023-40749-7>
29. Buades A., Coll B., Morel J.-M. IPOL. 2011. V. 1. P. 208. https://doi.org/10.5201/ipol.2011.bcm_nlm
30. Hermann K., Chen T., Kornblith S. Adv. Neural Inf. Process. Syst. 2020. V. 33. P. 19000. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1911.09071>
31. Martin K., Wiratunga N., Sani S., Massie S., Clos J. Proc. ICCBR (Workshops). 2017. P. 85. <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:21722369>
32. Joshi S., Owens J.A., Shah S., Munasinghe T. Proc. 2021 IEEE Int. Conf. Big Data (Big Data), Orlando, FL, 2021. P. 4165. <https://doi.org/10.1109/BigData52589.2021.9671878>

33. Pon M.Z.A., Krishna Prakash K.P. STAIQC. 2021. V. 1. № 1. P. 36.
<https://doi.org/10.55011/STAIQC.2021.1104>
34. Tishby N., Pereira F.C., Bialek W. ArXiv preprint. 2000.
<https://doi.org/10.48550/arXiv.physics/0004057>
35. Hébert V., Porcher T., Planes V. et al. E3S Web Conf. 2020. V. 146. P. 01003.
<https://doi.org/10.1051/e3sconf/202014601003>
36. Zhang J., Sun J., Wang J., Li Z., Chen X. Comput. Electr. Eng. 2022. V. 98. P. 107730.
<https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2022.107730>
37. Li W., Chen Q., Gu G., Sui X. Appl. Intell. 2022. V. 52. № 7. P. 7734.
<https://link.springer.com/article/10.1007/s10489-021-02841-1>
38. Aristizabal V.H., Hoyos A., Rueda E., Gomez N.D., Gomez J.A. Photonic Sens. 2015. V. 5. № 1. P. 1. <https://doi.org/10.1007/s13320-014-0210-3>
39. Inalegwu O.C., Ii R.E.G., Huang J. Sensors. 2023. V. 23. № 10. P. 4574.
<https://doi.org/10.3390/s23104574>
40. Tsuji T., Asakura T., Fujii, H. Opt. Quantum Electron. 1984. V. 16. № 1. P. 9.
<https://doi.org/10.1007/BF00619872>

ПОДПИСИ К РИСУНКАМ

- Рис. 1.** Схема экспериментальной установки, включающая образец со встроенным волоконно-оптическим датчиком и жестко закрепленными разъемами, источник лазерного излучения и модуль камеры
- Рис. 2.** **а** – 3D-печатные литьевые формы, использованные для получения эпоксидного образца со встроенным оптическим волокном; **б** – окончательный отвержденный эпоксидный образец с полностью встроенным оптическим волокном
- Рис. 3.** Программа нагружения при испытании на трехточечный изгиб, показывающая перемещение индентора во времени
- Рис. 4.** **а** – Образец со встроенным оптическим волокном и с закрепленными на жестких разъемах модулями лазерного диода и камеры; **б** – фотография собранной экспериментальной установки в рабочем режиме
- Рис. 5.** Предварительная обработка спеклограмм: **а** – обрезанное цветное изображение спекл-структуры, **б** – соответствующее изображение в оттенках серого, использованное для анализа
- Рис. 6.** Пример преобразований кадров, использованных для аугментации данных: **а** – исходный кадр, **б** – поворот на 90° против часовой стрелки, **в** – поворот на 180° против часовой стрелки, **г** – поворот на 270° против часовой стрелки, **д** – вертикальное отражение, **е** – горизонтальное отражение
- Рис. 7.** Рабочий процесс предварительной обработки данных и формирования набора данных; экспериментальные данные были разделены на 80% обучающей и 20% валидационной выборки. Таким образом, для обучения нейронной сети использовались 2 595 048 пар входных данных, а для валидации — 648 762 пары
- Рис. 8.** Архитектура предложенной сиамской сверточной нейронной сети и архитектура ее ветвей
- Рис. 9.** График нормированной метрики корреляции спеклограмм ZNCC и перемещения индентора во времени при испытании на изгиб, демонстрирующий их обратную зависимость
- Рис. 10.** Изображения спеклограмм, зарегистрированные при различных токах лазерного диода: **а** – 35 мА, **б** – 50 мА
- Рис. 11.** Нормированная метрика ZNCC во времени при различных токах питания лазера (35–50 мА), демонстрирующая ее нелинейный отклик при разных режимах работы

- Рис. 12.** Средняя абсолютная ошибка (MAE) по эпохам обучения для вариантов сети V1 (сверху), V2 (в середине) и V3 (снизу); сплошные линии соответствуют MAE на обучающей выборке, пунктирные – MAE на валидационной выборке для каждой сети
- Рис. 13.** Сравнение нормированных значений деформации: экспериментально измеренные и предсказанные нейронной сетью – для репрезентативного теста при использовании источника лазерного излучения с длиной волны 625 нм
- Рис. 14.** Спеклограммы, зарегистрированные в одномодовом оптическом волокне 9/125 мкм при длинах волн лазерного излучения 625 нм (а) и 405 нм (б)
- Рис. 15.** Сравнение нормированных значений деформации: экспериментально измеренные и предсказанные нейронной сетью – для репрезентативного теста при использовании лазерного источника 405 нм (синий лазер)
- Рис. 16.** Модернизированная экспериментальная установка для фазово-согласованных измерений: **а** – конструкция регулируемого держателя модуля лазера, обеспечивающего контролируемое осевое вращение/перемещение, **б** – фотография модифицированной установки с лазерным модулем, установленным на держателе
- Рис. 17.** Сравнение измеренных и предсказанных нормированных значений деформации для теста с источником лазерного излучения с длиной волны 625 нм после модернизации экспериментальной установки, демонстрирующее улучшенное согласование между экспериментом и прогнозом
- Рис. 18.** Сравнение измеренных и предсказанных нормированных значений деформации для теста с источником лазерного излучения с длиной волны 405 нм в модернизированной установке

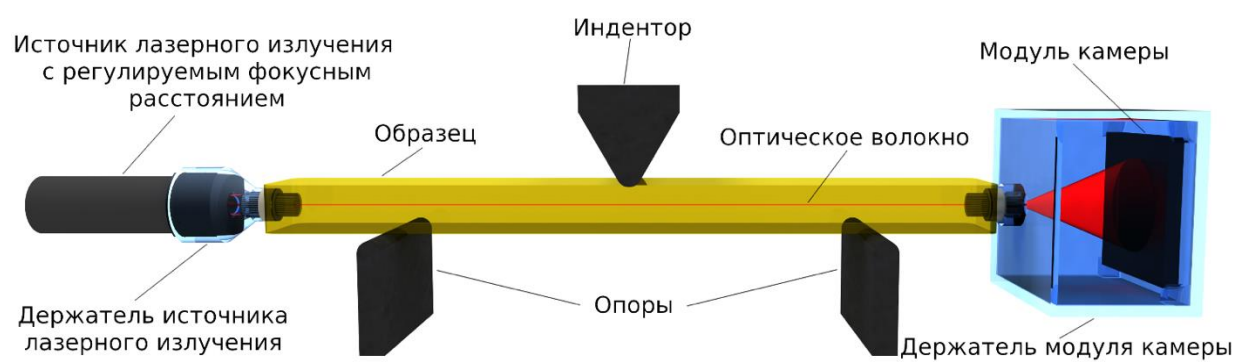


Рис. 1



Рис. 2

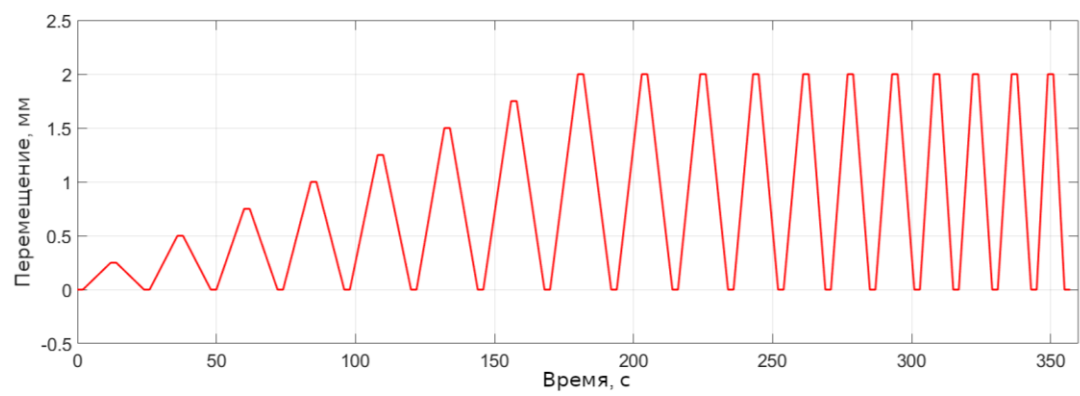


Рис. 3

(a)



(б)

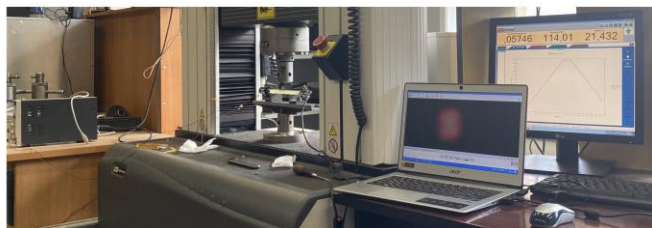
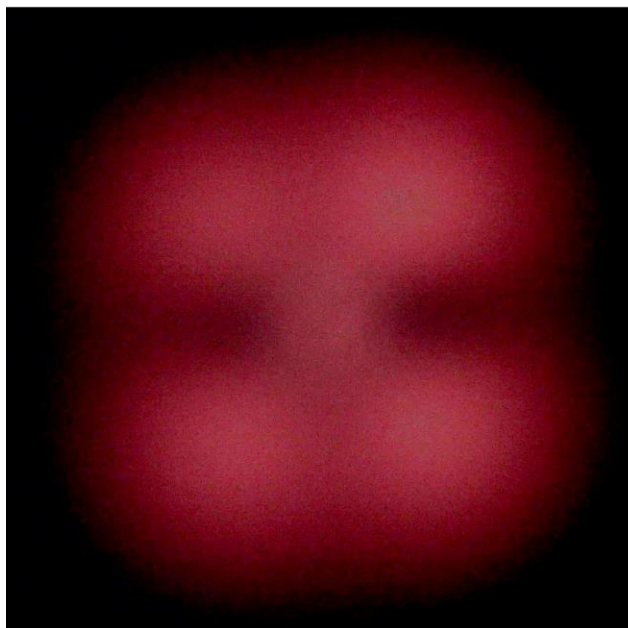


Рис. 4

(a)



(б)

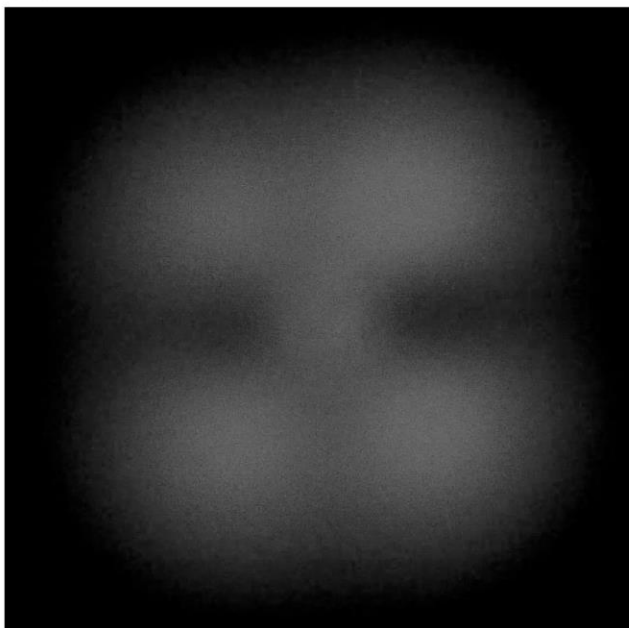
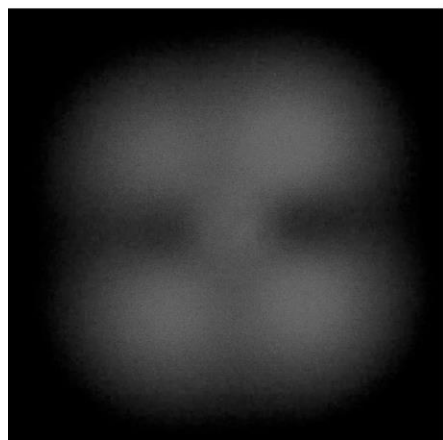
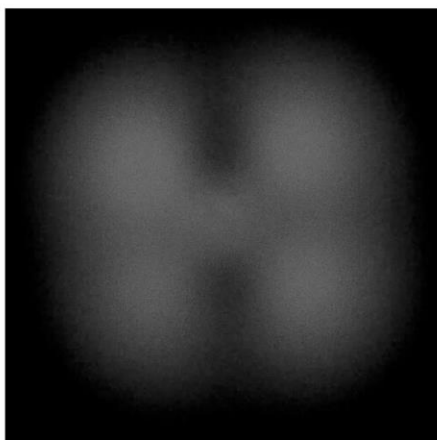


Рис. 5

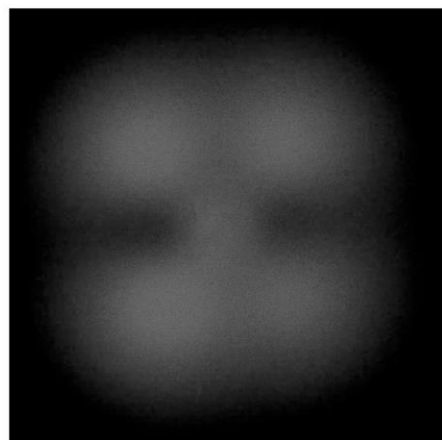
(a)



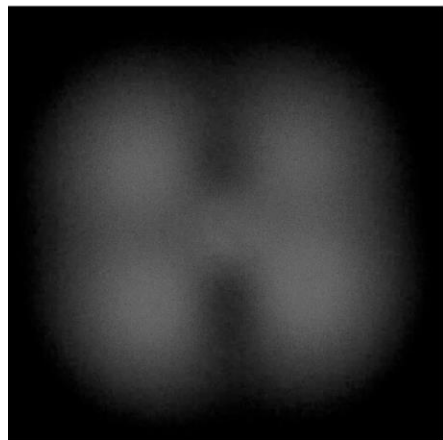
(б)



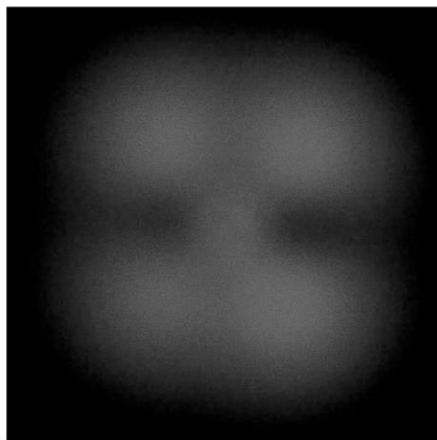
(B)



(Г)



(Д)



(e)

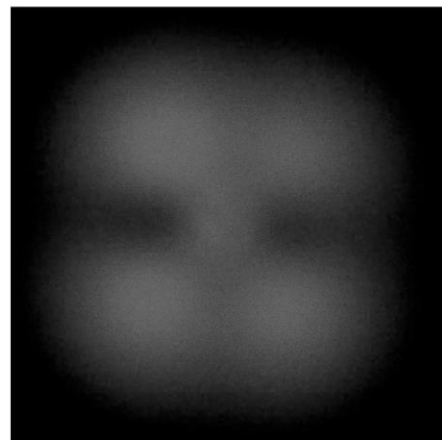


Рис. 6

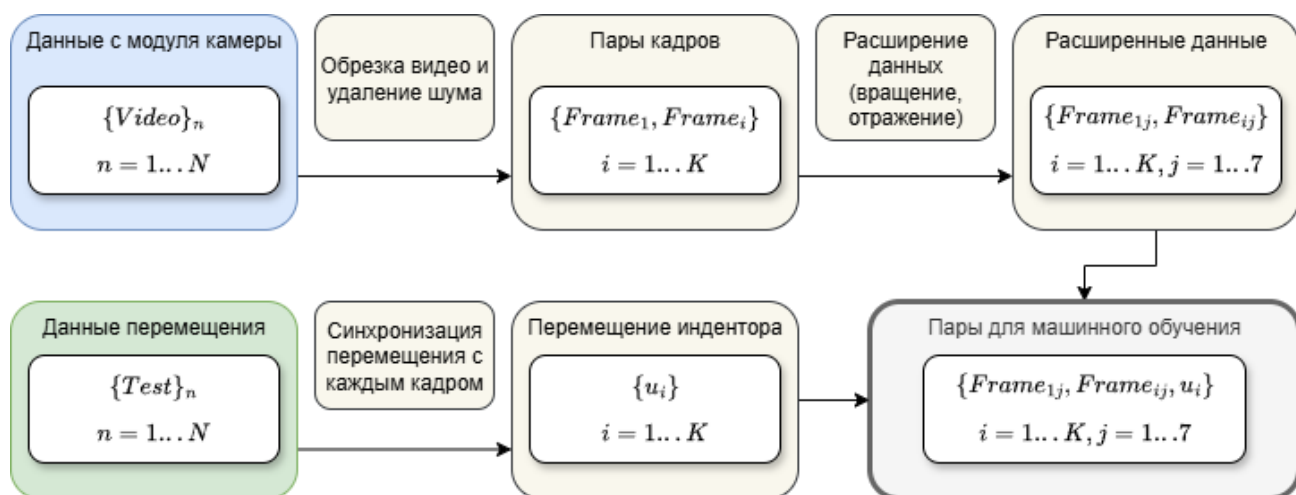


Рис. 7

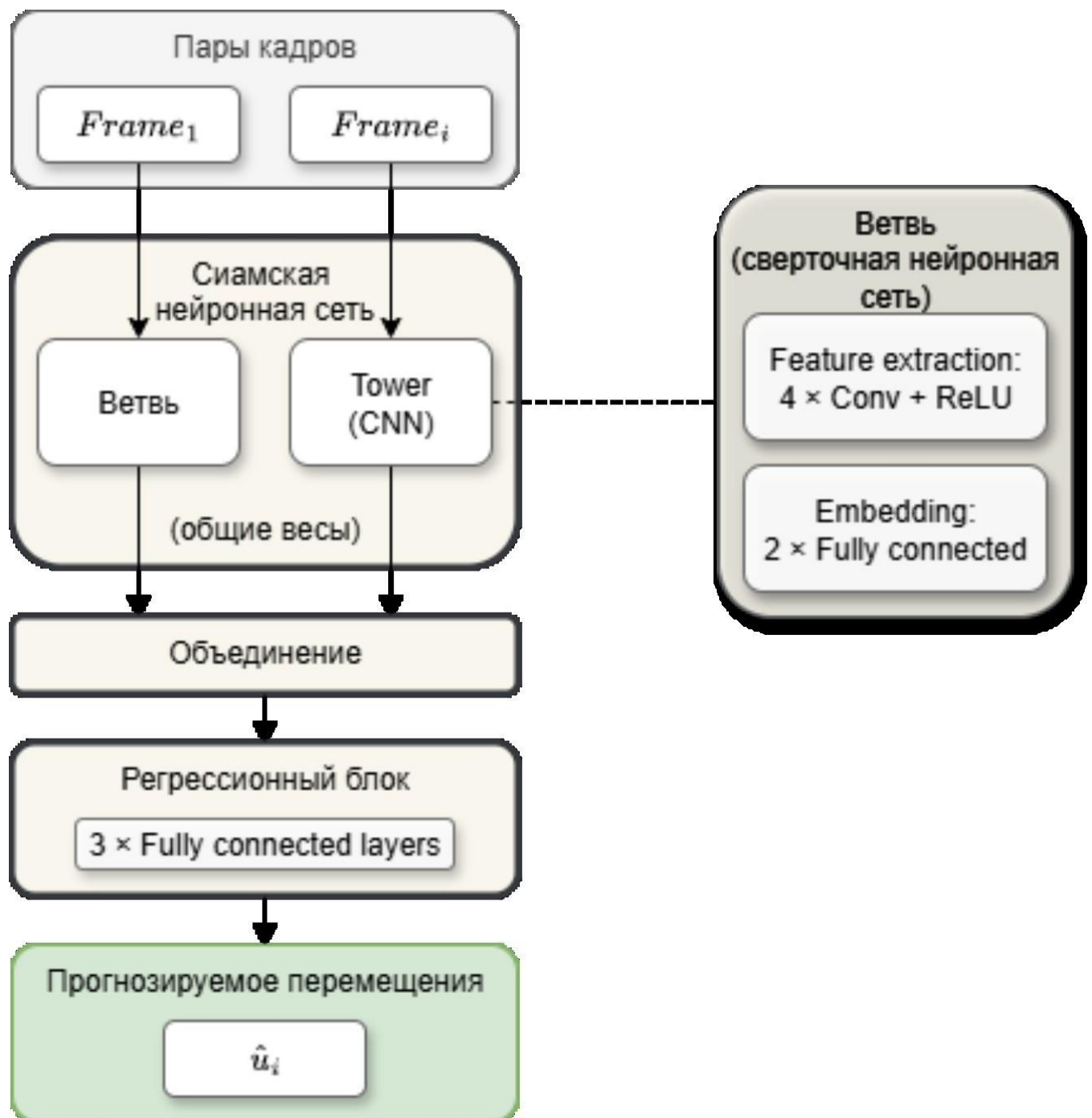


Рис. 8

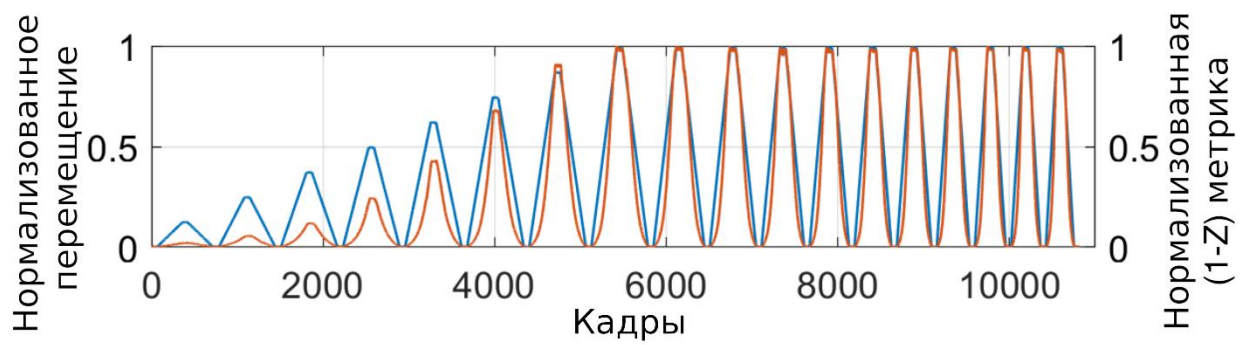
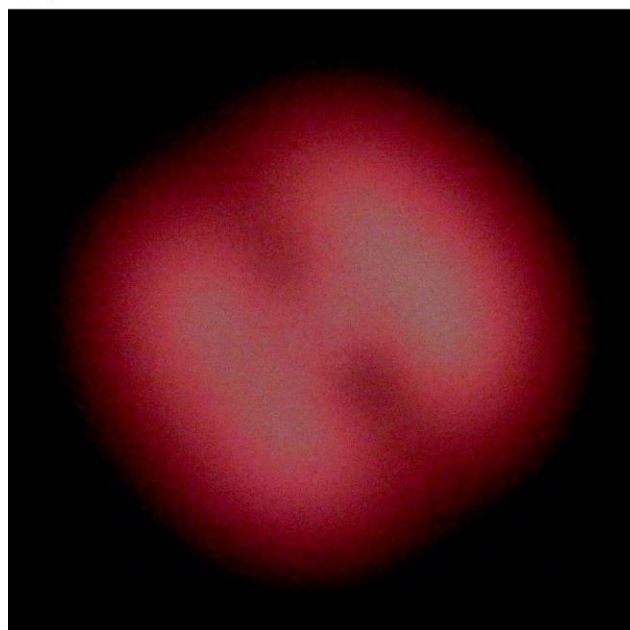


Рис. 9

(a)



(б)

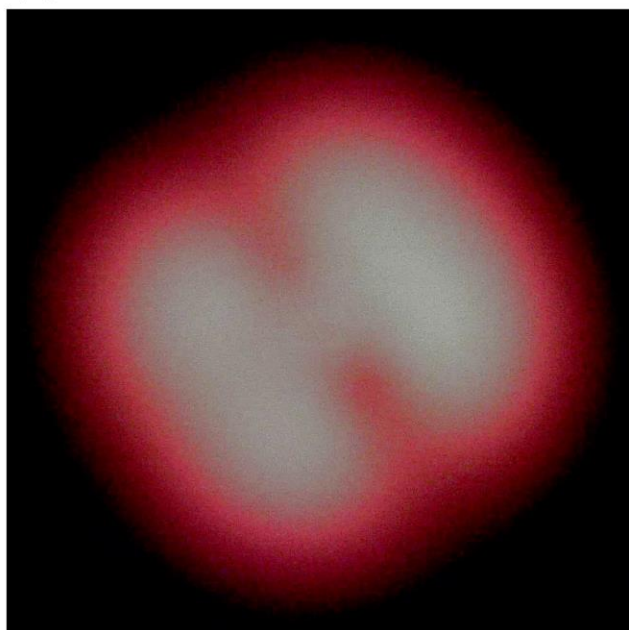


Рис. 10

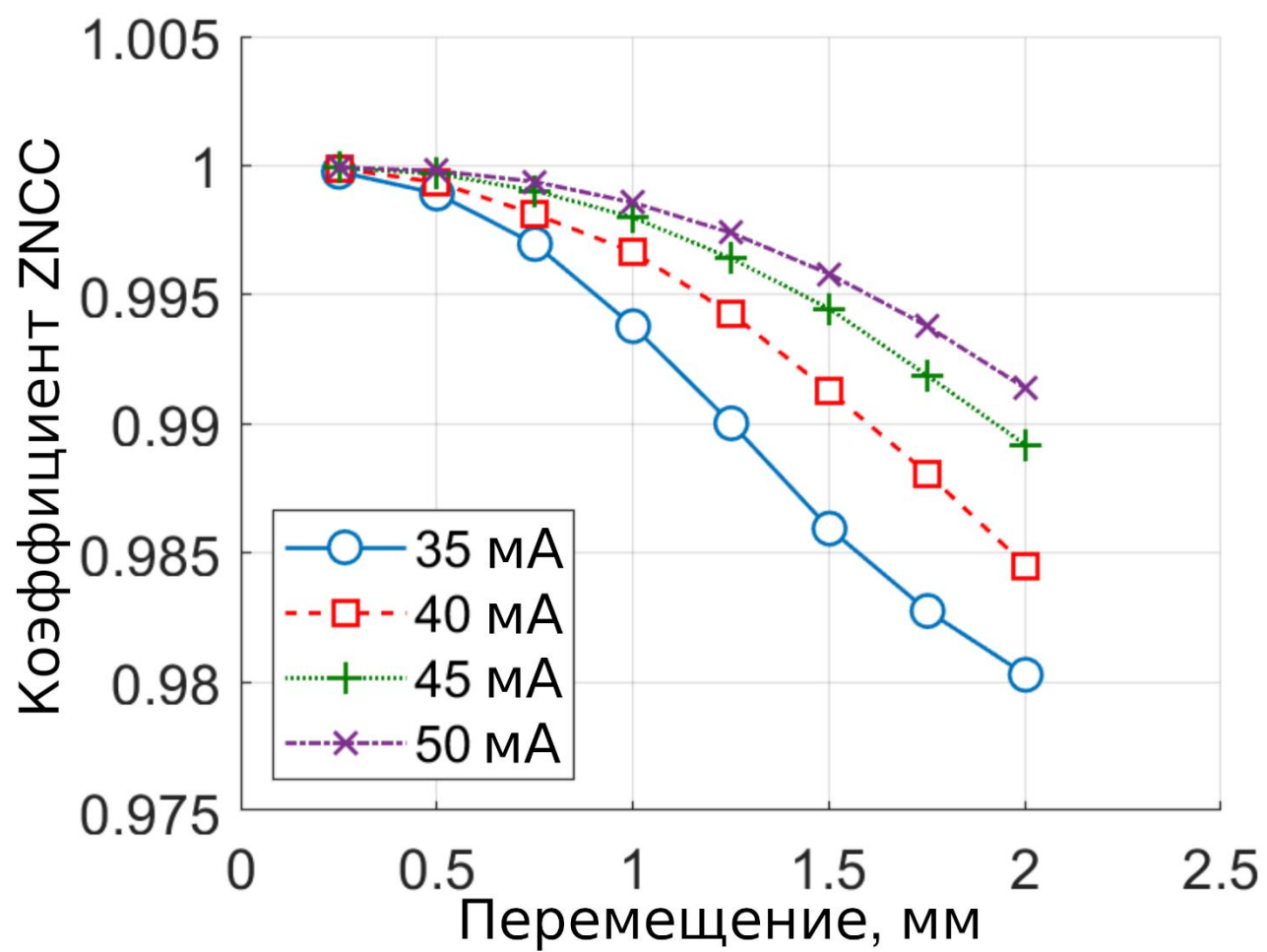


Рис. 11

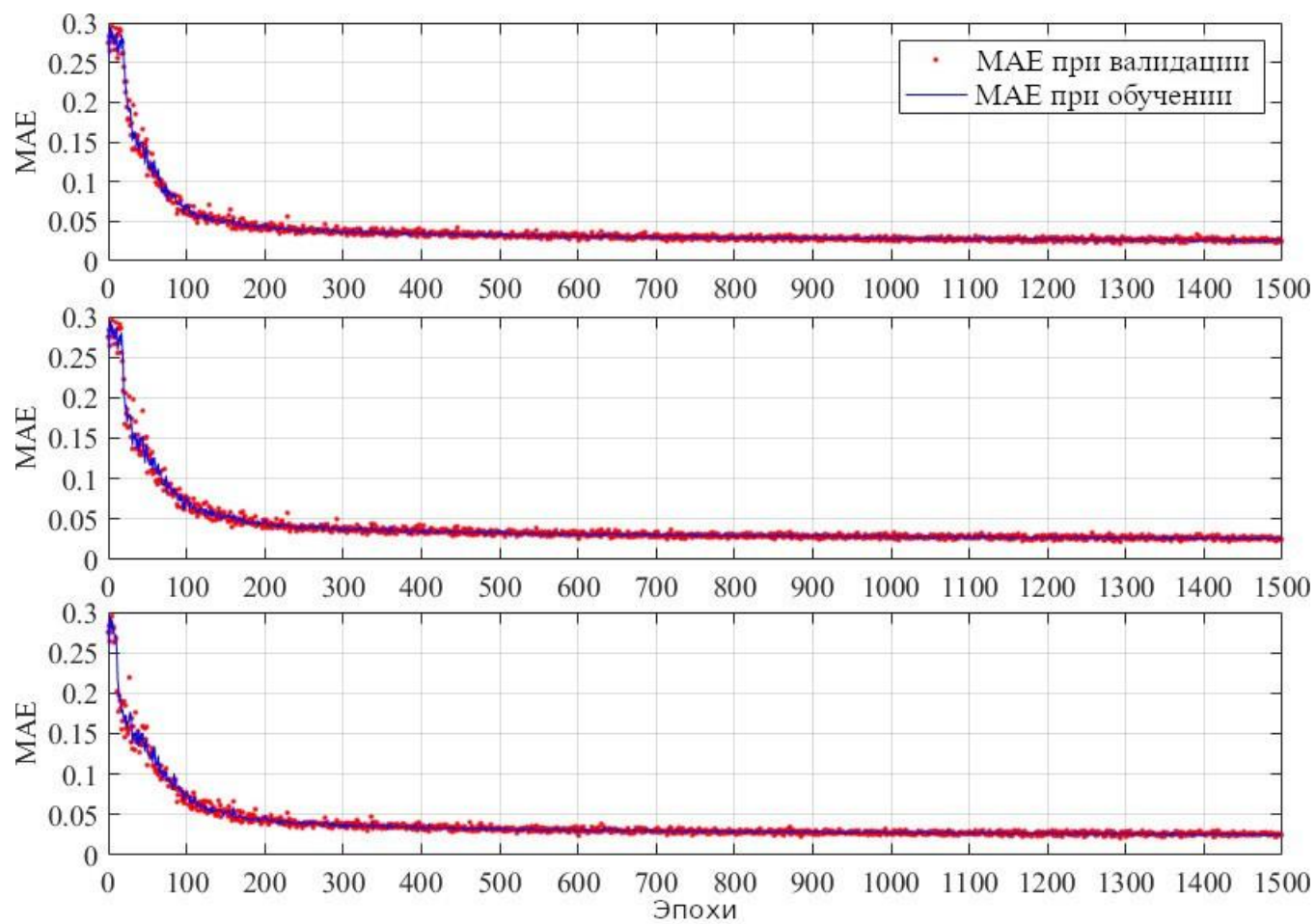


Рис. 12

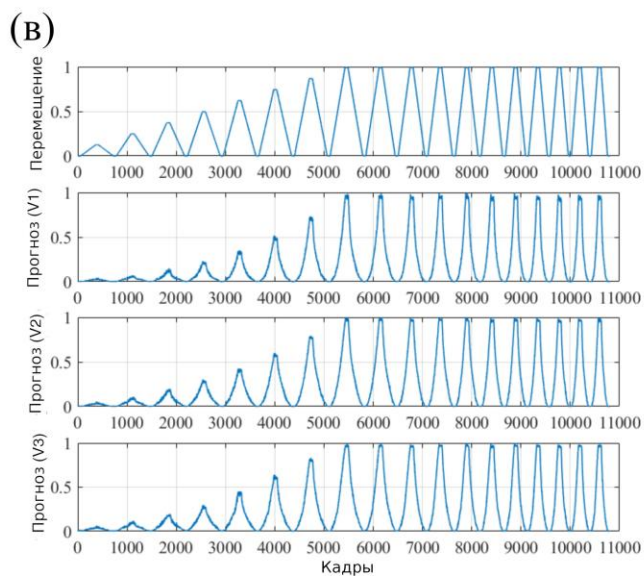
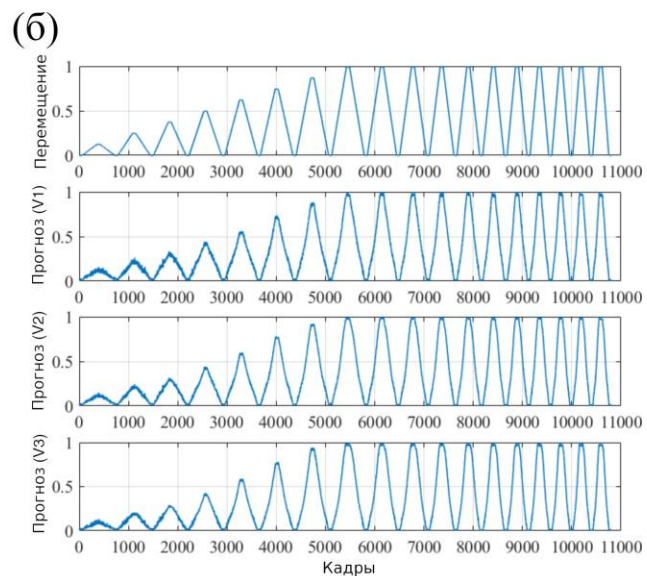
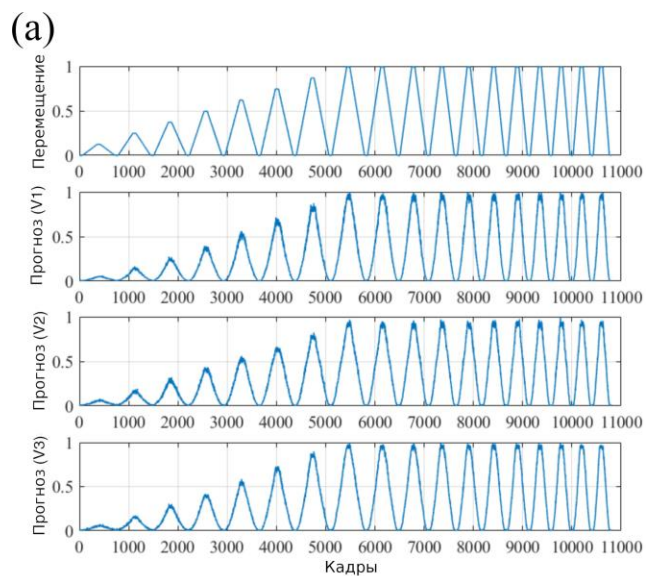
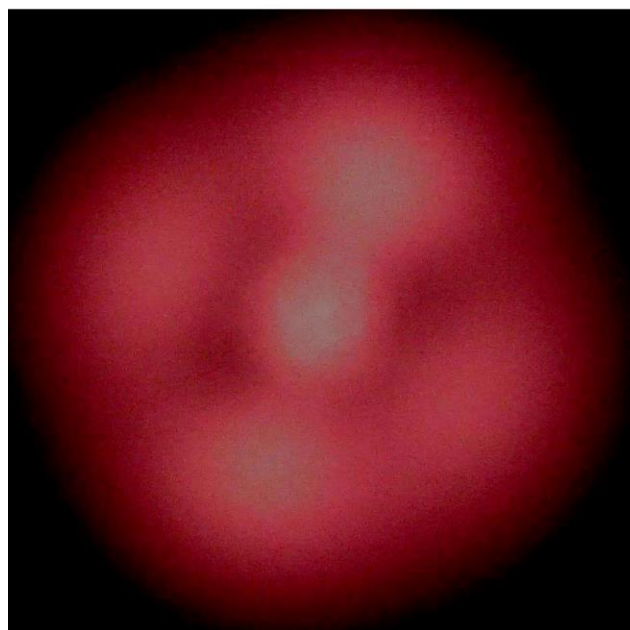


Рис. 13

(a)



(б)

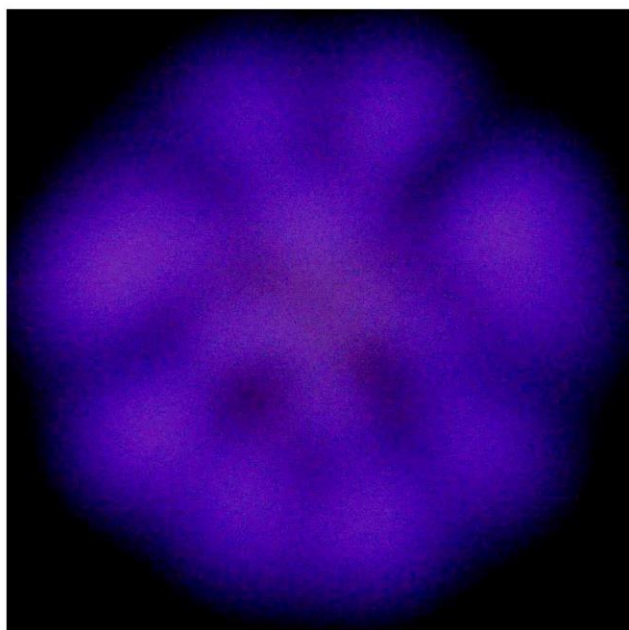


Рис. 14

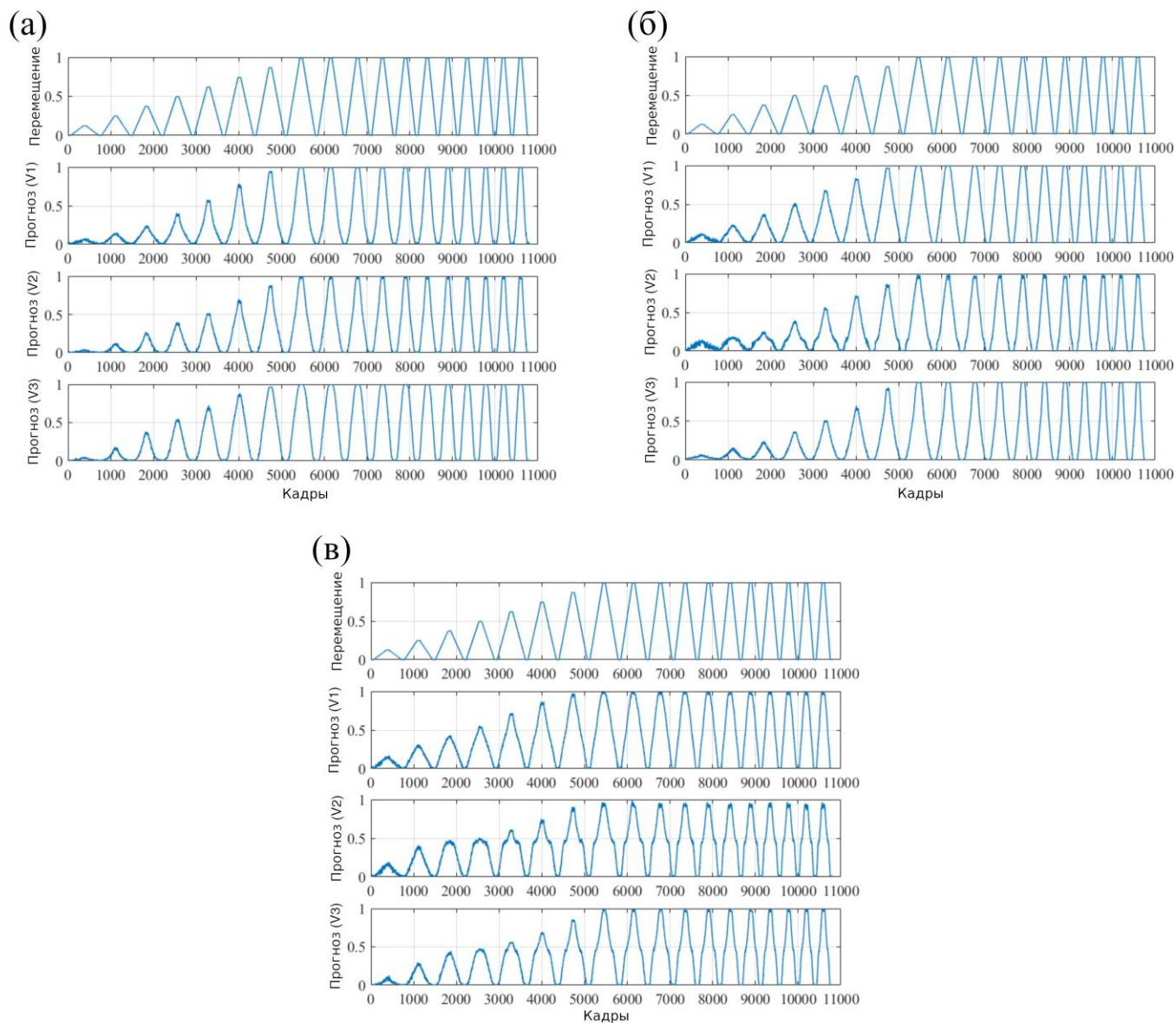
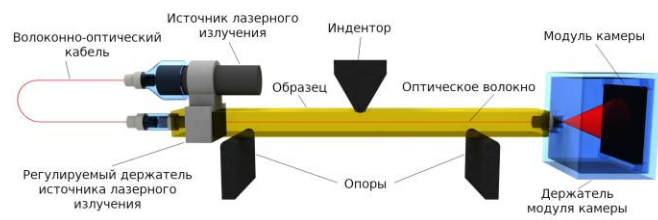


Рис. 15

(a)



(б)

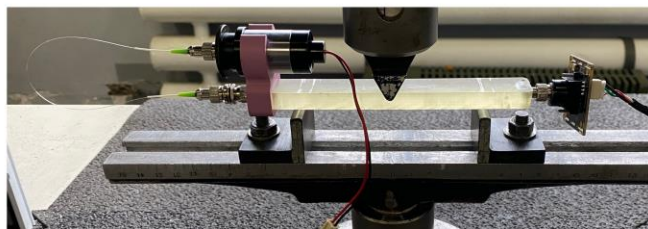


Рис. 16

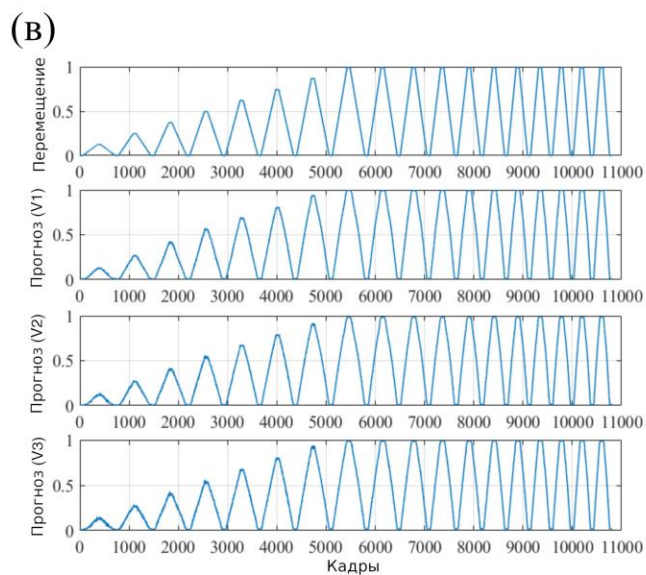
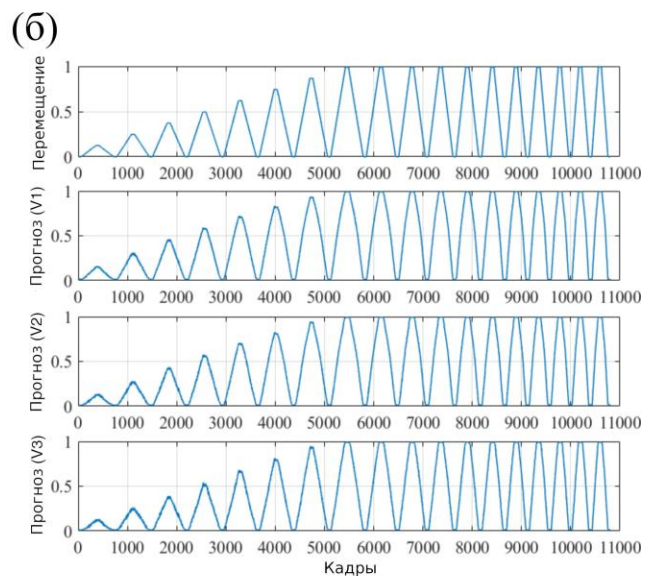
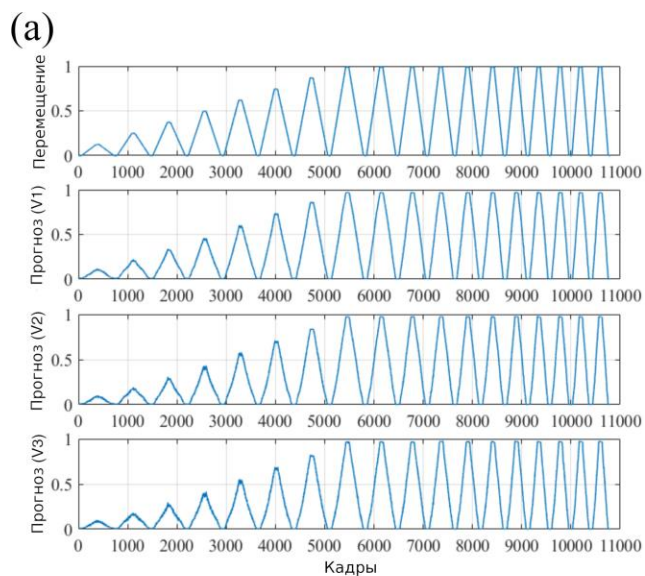


Рис. 17

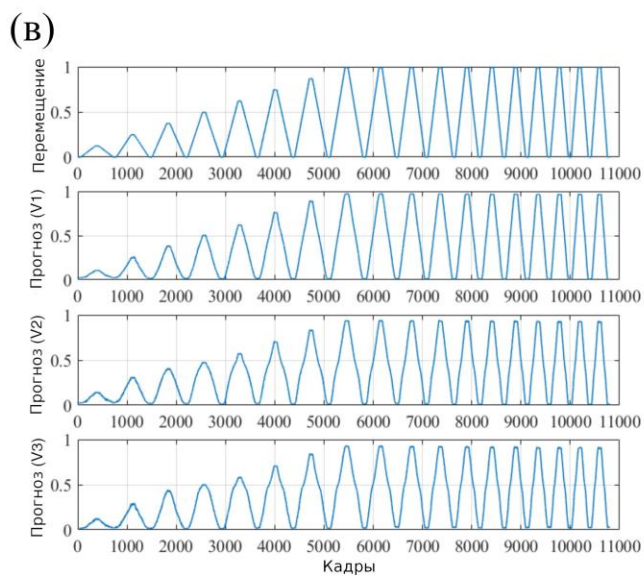
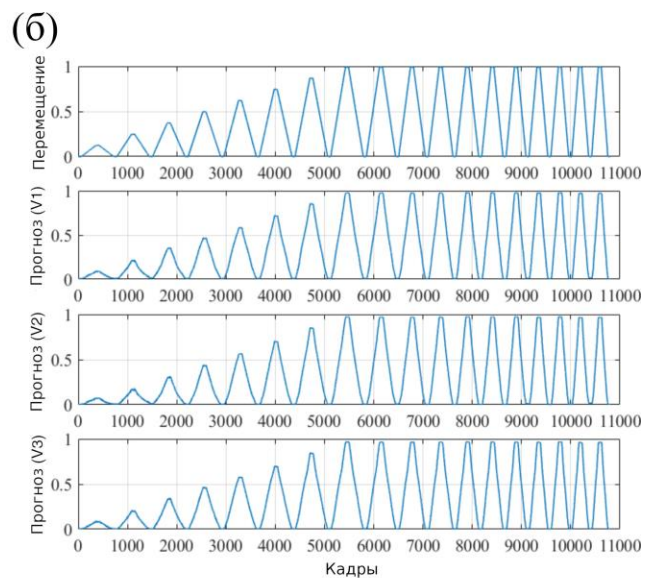
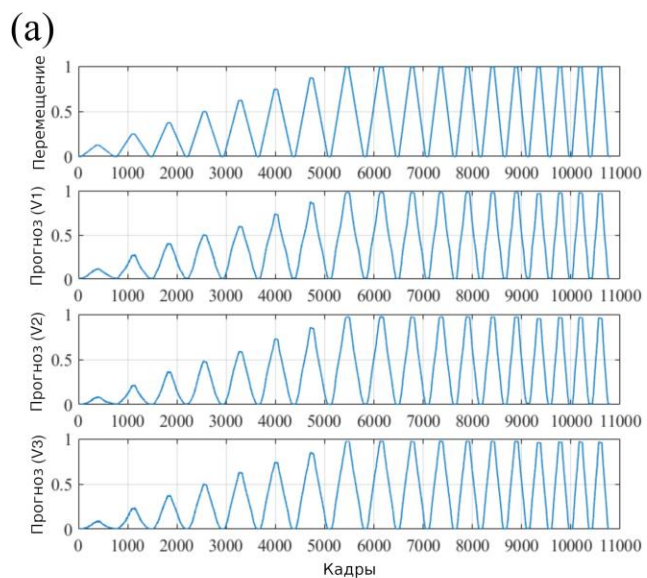


Рис. 18