



ПРИМЕНЕНИЕ ПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОСТИ КОМПЛЕКСОВ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ В РАСПРЕДЕЛЕННЫХ ВОЛОКОННО-ОПТИЧЕСКИХ ИЗМЕРИТЕЛЬНЫХ СИСТЕМАХ

Ю.Н. Кульчин, Е.В. Закасовская

Рассмотрена задача томографического восстановления параметров физических полей с помощью распределенных волоконно-оптических измерительных систем при неполных схемах укладки измерительных линий. Представлен новый комбинированный алгоритм, заключающийся в «оптимизации геометрии» измерительной сети в целях дальнейшего последовательного применения двух комплексов нейронных сетей: для синтеза синограмм и для восстановления параметров физического поля.

Ключевые слова: распределенная волоконно-оптическая измерительная система, схема укладки, измерительная линия, томография, нейронные RBF-сети.

ВВЕДЕНИЕ

Для непрерывного развития науки и техники необходимы совершенные измерительные технологии. Неразрушающий мониторинг структурных элементов инженерных конструкций представляет собой чрезвычайно важную задачу современной науки и техники. В огромной степени возросли требования к техническому состоянию потенциально опасных объектов: нефтедобывающих платформ, плотин, гидроэлектростанций, тоннелей, мостов, спортивных комплексов и высотных зданий. Создание и эксплуатация таких объектов требуют разработки протяженных систем мониторинга. В связи с этим возникает необходимость создания специализированных измерительных средств, обладающих распределенной в пространстве чувствительностью. Широкие возможности решения подобных задач открывает применение измерительных систем на основе распределенных волоконно-оптических измерительных сетей (ВОИС) [1].

Измерительные технологии на основе волоконной оптики в ряде случаев оказываются более перспективными благодаря преимуществам волоконно-оптических измерительных преобразователей по сравнению с их аналогами: высокой чувствительности, малым размерам, помехоустойчивости

и др. Измерительная сеть может быть выполнена на основе волоконно-оптических измерительных преобразователей с распределенной чувствительностью [2]. Распределенный волоконно-оптический измерительный преобразователь, называемый далее измерительной линией (ИЛ), представляет собой непрерывный чувствительный участок волоконного световода, воспринимающий внешние воздействия [1].

Волоконно-оптическая измерительная система может служить основой оптоэлектронной сигнальной системы [3], позволяющей определять в реальном времени место внешнего деформационного воздействия на распределенную ВОИС и отслеживать его перемещения по контролируемой поверхности. Оптическое излучение от источника света, распространяясь по волоконно-оптическим ИЛ, несет информацию о характеристиках внешнего физического поля, действующего на исследуемую область. В результате внешнего физического воздействия на распределенную ВОИС вследствие изгиба волоконных световодов непосредственно модулируется интенсивность распространяющихся по световоду оптических сигналов пропорционально этому воздействию.

В работах [1, 4] показана возможность применения томографических методов для восстановле-

ния функций распределенных физических полей (ФП) путем сканирования исследуемой области волоконно-оптическими ИЛ. При этом на выходе каждой протяженной волоконно-оптической ИЛ принимается суммарный сигнал о внешних воздействиях на измерительную сеть, а принимаемая величина в этом случае во многом аналогична луч-сумме, получаемой при томографическом исследовании объектов. По такому же принципу — на основании данных, полученных с помощью волоконных линий интегрирующего типа, как это впервые отмечается в работе [5] — может быть организовано восстановление пространственных распределений ФП. Иными словами, измерительная сеть может быть организована как совокупность относительно простых измерительных элементов — протяженных волоконных ИЛ с интегральной чувствительностью. Подобно обычным томографическим системам, такая сеть способна обеспечить непрерывный по охватываемой ею поверхности прием информации. Сеть будет иметь распределенную в пространстве чувствительность, несмотря на то, что составляющие ее элементы таким свойством не обладают. Благодаря низким потерям на светопропускание в волоконных световодах, волоконные ИЛ могут быть значительной длины и произвольной конфигурации.

В случае распределенных волоконно-оптических измерительных сетей нельзя напрямую воспользоваться принципами организации традиционных томографических систем. Существуют особенности, затрудняющие решение задачи реконструкции пространственных распределений ФП по томографическим данным, формируемым распределенной ВОИС:

— недостаточность числа направлений наблюдений [1, 6];

— все приемлемые алгоритмы реконструкции распределений исследуемых ФП [7] итерационные и не позволяют создавать быстродействующие информационно-измерительные системы даже путем организации параллельных вычислений;

— сложность геометрии исследуемых областей, нестандартные схемы укладки измерительных линий, в том числе нерегулярные;

— «протяженность» ВОИС вызывает необходимость обработки больших массивов данных.

Эти и другие особенности могут ограничивать возможные применения распределенных ВОИС. Поэтому основное внимание в настоящей работе уделено обработке измерительной информации, которая заключается в оптимизации параметров измерительной сети и последующей обработке информации с помощью специализированных нейросетевых конструкций.

1. ОСНОВНЫЕ ОПРЕДЕЛЕНИЯ И ОБОЗНАЧЕНИЯ

Один из способов сбора информации о состоянии распределенной ВОИС состоит в получении синограммы путем сканирования исследуемой области набором параллельных ИЛ.

Рассмотрим воздействие физического поля на распределенную измерительную сеть, периферийная часть которой составлена из интегрирующих ИЛ.

Предположим, что ФП с пространственным распределением параметров, описываемым функцией распределения $f(x_1, x_2)$, реализовано на плоской поверхности Ω . Если через область распределения ФП проложить прямую ИЛ, чувствительную к воздействию данного поля по всей ее длине, то интегральный сигнал на ее выходе можно описать зависимостью

$$g(\varphi, s) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x_1, x_2) \delta[s - x \cos \varphi - y \sin \varphi] dx_1 dx_2, \quad (1)$$

где (φ, s) — полярные координаты, $\delta(z)$ — дельта-функция Дирака, а $g(\varphi, s)$ — функция проекции (синограмма).

Разобьем исследуемую область $\Omega \subset R^2$ на малые элементарные ячейки Ω_k (элементы изображения)

так, чтобы $\Omega = \bigcup_{k=1}^N \Omega_k$. Считаем функцию $f(x_1, x_2)$ постоянной в каждой ячейке Ω_k и равной f_k , символом f также обозначается и матрица, соответствующая этому разбиению:

$$f = \begin{pmatrix} f_1 & f_2 & \dots & f_m \\ f_{m+1} & f_{m+2} & \dots & f_{2m} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ f_{n(m-1)+1} & f_{n(m-1)+2} & \dots & f_{nm} \end{pmatrix} \Leftrightarrow (f_1 f_2 \dots f_m f_{m+1} \dots f_{2m} \dots f_{nm})^T. \quad (2)$$

В соответствии с выбранной схемой укладки измерительных линий интегральные уравнения (1) преобразуются в систему линейных алгебраических уравнений вида:

$$AF = G. \quad (3)$$

Столбец неизвестных $F = (f_1, \dots, f_{mn})^m$ высоты mn , соответствующий матрице (2), последовательно составлен из строк. В правой части матричного уравнения (3) стоит столбец проекционных дан-

ных размера $M = \gamma(1) + \dots + \gamma(i) + \dots + \gamma(p)$, который имеет вид:

$$G = (g_{11}, \dots, g_{1\gamma(1)}; \dots; g_{i1}, \dots, g_{i\gamma(i)}; \dots; g_{p1}, \dots, g_{p\gamma(p)})^T, \quad (4)$$

где $\gamma(i)$ — число ИЛ в i -м направлении. Элементы столбца представляют собой линейную комбинацию неизвестных элементов f_1, \dots, f_{mn} с коэффициентами, значения которых определяются матрицей A схемы сканирования размера $M \times (mn)$.

Теоретически совершенная реконструкция может быть получена при бесконечном наборе проекций. На практике проекции известны только на некоторых подмножествах из области определения. Для получения единственного решения на восстанавливаемую функцию принято накладывать ограничение в виде конечной ширины спектра b . Алгоритмы вычислительной томографии позволяют достаточно точно восстанавливать функцию в случае, когда шаг сканирования h удовлетворяет условию Найквиста $h \leq \pi/b$ [7].

2. ОПТИМИЗАЦИЯ ПАРАМЕТРОВ ВОЛОКОННО-ОПТИЧЕСКОЙ СИСТЕМЫ

Специфика задач волоконно-оптической томографии заключается в ультрамалоракурсной схеме сбора данных. Как правило, в таких ВОИС число измерительных линий меньше числа контролируемых областей, поэтому имеет место недоопределенность системы линейных уравнений (3). Поскольку входные данные имеют большую размерность, необходимо выполнить предобработку, позволяющую выделить наиболее значимые параметры, снизив тем самым число свободных переменных в (3).

В данном контексте оптимизация параметров ВОИС заключается в удалении строк и столбцов по краям матрицы f (в «обрезке» матрицы f), сумма элементов которых имеет значения, равные нулю [8]. Зная размер матрицы f и значения элементов столбца проекционных данных (4), всегда можно проверить, имеет ли матрица f такую строку или столбец. Затем строки и столбцы, обладающие этим свойством, удаляются из матрицы f . Далее модифицируются сама матрица (2) и столбец проекционных данных.

В результате выполнения алгоритма «обрезки» образуется новая матрица f размера $n' \times m'$, причем $n' \leq n$, $m' \leq m$. Таким образом, при описанном алгоритме выделяются области-кандидаты, в которых могут находиться искомые «объекты».

После процедуры «обрезки» области (соответственно матрицы f) можно применять как обыч-

ные процедуры восстановления, такие как FBP [7], ART [9, 10], так и специальные разработанные авторами алгоритмы УОС [11, 12], а также алгоритмы нейронных сетей для восстановления исследуемых функций [13, 14].

После окончания восстановления функций для «обрезанной» области $n' \times m'$ восстанавливается первоначальный размер $n \times m$ с учетом списка поверхностного слоя, содержащего информацию об удаленных строках и столбцах матрицы f . Заранее неизвестно, какими будут значения n' и m' . Поэтому естественно возникает вопрос, какого конкретно размера нужна нейронная сеть?

Предлагается применять два разных по своим функциям комплекса нейронных сетей. Первый из них сразу восстанавливает параметр ФП на ВОИС размера $n' \times m'$, второй — восстанавливает функцию проекции, т. е. восполняет синограмму.

3. ОСНОВНЫЕ НЕЙРОСЕТЕВЫЕ КОНСТРУКЦИИ

Выбор нейросетевых методов определяется их быстродействием, способностью к обучению и возможностью выполнения практически любого преобразования данных, даже в том случае, если оно не может быть описано определенной функциональной зависимостью. Адаптивность нейросетей, вытекающая из способности к обучению, позволяет подстраивать вычислительную систему под изменения параметров решаемой задачи.

Нейронные сети не подходят для решения задач классической томографии при большом числе проекций, поскольку число переменных чрезвычайно велико. Однако в задачах с распределенными ВОИС при малом числе направлений укладки ИЛ проекционных данных относительно немного, что позволяет применять нейронные сети.

3.1. Комплекс нейронных сетей для восстановления параметров физических полей

Обучим параллельно (независимо друг от друга) несколько нейронных сетей разных размерностей. Обозначим через $NN_f(n_p, m_i)$ нейронную сеть, которая предназначена для обработки информации в ВОИС соответствующего размера $n_i \times m_i$.

Через SN_f обозначим множество всех K заранее обученных НС вида $NN_f(n_p, m_i)$, которое в дальнейшем будем называть *комплексом нейронных сетей*:

$$SN_f = \{NN_f(n_1, m_1), \dots, NN_f(n_p, m_i), \dots, \dots, NN_f(n_K, m_K)\}, \quad (5)$$

$$n_1 \leq \dots \leq n_i \leq \dots \leq n_K, \quad m_1 \leq \dots \leq m_i \leq \dots \leq m_K,$$

$$(n_p, m_i) \neq (n_p, m_j) \text{ при } i \neq j, \quad 1 \leq i, j \leq K. \quad (6)$$

Для обработки проекционных данных, поступающих от ВОИС размера $n' \times m'$, $n' \leq n$, $m' \leq m$, выбираем в комплексе SN_f нейронную сеть подходящего размера, т. е. $NN_f(n_i, m_i)$, для которой

$$n_{i-1} \leq n' \leq n_i, \quad m_{i-1} \leq m' \leq m_i, \quad 1 \leq i, \quad j \leq K. \quad (7)$$

Нейронная сеть $NN_f(n_i, m_i)$ по заданному набору проекционных данных восстанавливает функцию ФП на подобласти, т. е. выполняет преобразование пространств:

$$\mathbb{R}^{K_i} \rightarrow \mathbb{R}^{n_i m_i},$$

где K_i — число ИЛ в соответствующей оптимизированной измерительной сети.

Из условий (6) и (7) очевидным образом следует, что нейронная сеть $NN_f(n_i, m_i)$ является сетью наименьшей размерности, с помощью которой можно обработать проекционные данные измерительной сети размера $m' \times m'$.

3.2. Комплекс нейронных сетей для восстановления функции проекции

Внешне этот комплекс выглядит аналогично предыдущему: через $NN_g(n_i, m_i)$ обозначается нейронная сеть для восстановления функции проекции с параметрами n_i и m_i , а через SN_g обознача-

ется множество из K обученных нейронных сетей вида $NN_g(n_i, m_i)$:

$$SN_g = \{NN_g(n_1, m_1), \dots, NN_g(n_i, m_i), \dots, NN_g(n_K, m_K)\}. \quad (8)$$

Нейронная сеть $NN_g(n_i, m_i)$ выполняет преобразование пространств:

$$\mathbb{R}^{M_i} \rightarrow \mathbb{R}^\gamma, \quad (9)$$

где γ — число ИЛ в восстанавливаемом направлении укладки.

Комплекс нейронных сетей SN_g может использоваться, например, для того чтобы сделать неполные проекционные данные равномерными по углу.

Далее возможны два пути: продолжить пополнять множество проекционных данных или же сразу приступить к процедуре восстановления исследуемого параметра ФП по имеющимся проекционным данным. Для реализации первого пути можно применить (рис. 1) алгебраический алгоритм UQC 2 для удвоения числа проекций, а для второго может быть применен любой из методов: классические FBP, ART и другие или нейросетевой метод восстановления по проекциям с применением первого комплекса SN_f .

3.3. Комбинация двух комплексов нейронных сетей

Важная задача вычислительной томографии заключается в уменьшении времени реконструкции объекта контроля. Поэтому далее вместо затратных по времени классических методов обратного проецирования предлагается использовать нейросетевое восстановление функции по проекциям.

В соответствии со схемой (см. рис. 1), сначала проекционные данные можно обработать комплексом нейронных сетей SN_g , а затем — комплексом SN_f .

Для реализации этих планов достаточно заметить, что нейронная сеть $NN_f(n_i, m_i)$ из комплекса (5) выполняет преобразование пространств

$$\mathbb{R}^{K_i} \rightarrow \mathbb{R}^{n_i m_i}, \quad (10)$$

а отображение пространств (9), выполняемое нейронной сетью $NN_g(n_i, m_i)$ из комплекса (8), очевидным образом индуцирует отображение вида

$$\mathbb{R}^{M_i} \rightarrow \mathbb{R}^{\gamma + M_i}. \quad (11)$$

Тогда при $K_i = M_i + \gamma$ возможно последовательное применение двух комплексов нейронных сетей. При этом комбинации комплексов нейрон-

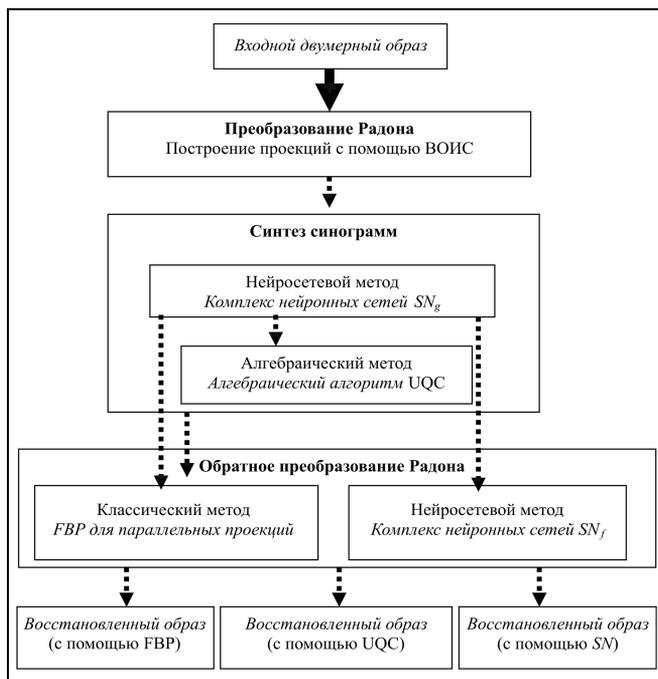


Рис. 1. Схема восстановления параметра физического поля

ных сетей будет соответствовать последовательность преобразований пространств (10) и (11):

$$\mathbb{R}^{M_i} \rightarrow \mathbb{R}^{\gamma + M_i} \rightarrow \mathbb{R}^{n_i m_i}.$$

Проекционные данные сначала приобретают регулярный по углу вид, а затем по пополненным проекционным данным восстанавливается параметр ФП.

4. РЕЗУЛЬТАТЫ МАТЕМАТИЧЕСКОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ

При решении реконструктивной томографической задачи одним из определяющих факторов состоит в правильном выборе схемы укладки измерительных линий. Обычно ИЛ укладывались по четырем направлениям — горизонтальному, вертикальному и двум диагональным (рис. 2, а). Однако применение подобной схемы укладки ИЛ при изготовлении ВОИС большой размерности приводит к усложнению конструкции всей информационно-измерительной системы и методов обработки информации. Поэтому весьма актуальна задача разработки эффективных конструкций ВОИС, позволяющих уменьшить число используемых ИЛ.

Рассмотрим конструкцию распределенной ВОИС повышенной размерности со схемой укладки ИЛ в трех направлениях.

В соответствии со схемой (см. рис. 2, в), сначала проекционные данные обрабатываются комплексом нейронных сетей SN_g , а затем — комплексом SN_f .

Применение комплекса нейронных сетей SN_g .

В случае трех направлений (см. рис. 2, б) в разных направлениях — разные отсчеты, неравномерное распределение углов. По этой причине эта схема укладки ИЛ неудобна для обработки: к ней нельзя сразу применить классический метод FBP. Далее, эту схему нельзя представить в виде объединения двух однотипных двумерных решеток, чтобы затем применить аппроксимационную формулу для нерегулярной сетки [11, 12]. Для того чтобы это стало возможным, не хватает значений четвертого направления сканирования, и их предполагается получить, применив комплекс нейронных сетей SN_g .

Для проведения анализа нейросетевого метода решения задачи восстановления параметра ФП была рассмотрена информационно-измерительная сеть 30×30 . В качестве NN_g и NN_f были использованы нейронные сети радиально-базисного типа (RBFNN) [13, 14].

Для ускорения обучения сетей и упрощения оценки степени их адекватности решаемой про-

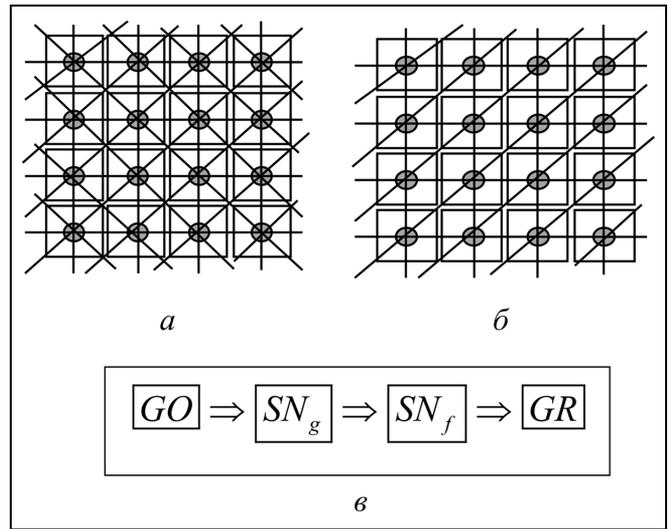


Рис. 2. Параллельные схемы укладки измерительных линий в ВОИС в двух (а) и трех (б) направлениях. Схема последовательной обработки проекционных данных (в) парой комплексов нейронных сетей SN_g и SN_f , где GO — оптимизация геометрии распределенной ВОИС, GR — восстановление ее геометрии

блеме, обучающие наборы данных создавались с помощью компьютерного моделирования измерений. Предполагалось, что эталонное воздействие на поле имеет вид гладкой функции с ограниченной эффективной шириной спектра b , равной условной спектральной единице π . Можно также считать, что все значения функции неотрицательны и нормированы на единицу. В данной работе использованы те же виды эталонных распределений физической величины, что и в работе [14]: одиночные функции гауссовского типа с центрами в узлах измерительной сети и пары гауссиан с непересекающимися носителями.

Из результатов исследований различных нейронных сетей ($5 \times 5 \dots 30 \times 30$) следует, что с ростом размера сети качество обучения падает: для сетей больших размерностей практически невозможно рассмотреть полностью все обучающие пары, соответствующие двойным воздействиям на исследуемое поле.

Рассмотрим восстановление по проекциям функции, моделирующей двойное воздействие на измерительную сеть в виде пары гауссиан с непересекающимися носителями. Эти функции были использованы для обучения нейронных сетей. В качестве примера рассмотрим восстановление по проекциям ($n = m = 30$) функции вида

$$z = e^{-5((X-6)^2 + (Y-11)^2)} + e^{-5((X-11)^2 + (Y-7)^2)}.$$

Предположим, что для нее известны значения трех проекций. Получим значения четвертой про-

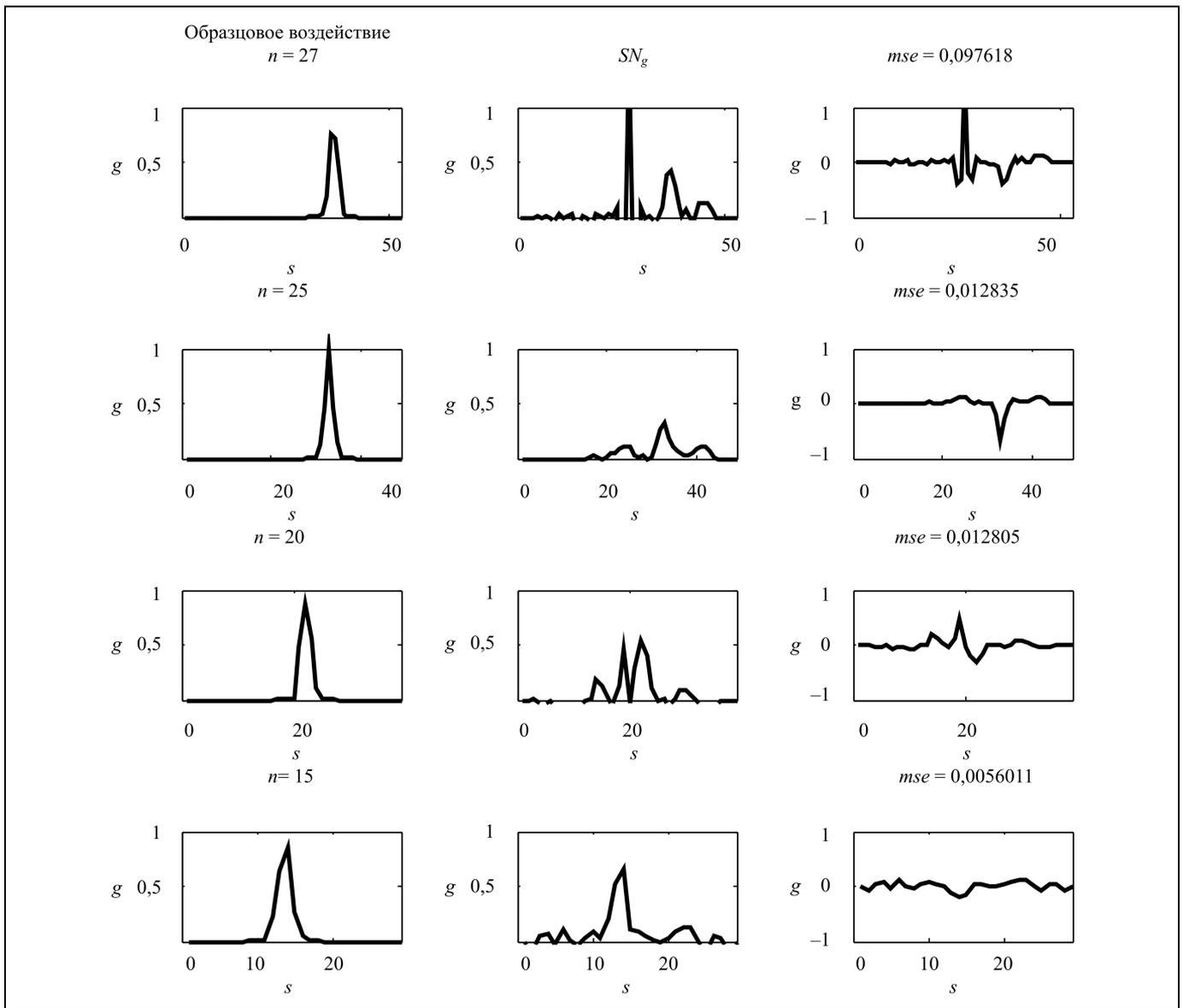


Рис. 3. Восстановление одной проекции для пары гауссиан

екции, применяя комплекс нейронных сетей SN_g . Применим к ней процедуру последовательной оптимизации геометрии сети и последующего восстановления одной проекции нейронными сетями различных размерностей из комплекса SN_g . Из приведенных на рис. 3 результатов следует, что обработка с помощью процедуры обрезки области с последующей коллективной обработкой нейронными сетями дает значительный выигрыш в точности восстановления дополнительной четвертой проекции.

Среднее значение ошибки mse для элементов из обучающей страницы падает в 10 раз. Это объясняется локализацией места воздействия на сеть и

обработкой с помощью нейронной сети, как правило, меньшей размерности, которая обучена более качественно, а также уменьшением размерностей массивов, используемых для обучения.

Применение комплекса нейронных сетей SN_f .

В соответствии со схемой, представленной на рис. 2, в, применим комплекс нейронных сетей SN_f для распределенной ВОИС 15×15 : выбираем в комплексе SN_f нейронную сеть подходящего размера, а именно, $NN_f(15, 15)$ и обрабатываем с ее помощью пополненные проекционные данные.

На рис. 4 представлены результаты восстановления исследуемой модельной функции аналити-

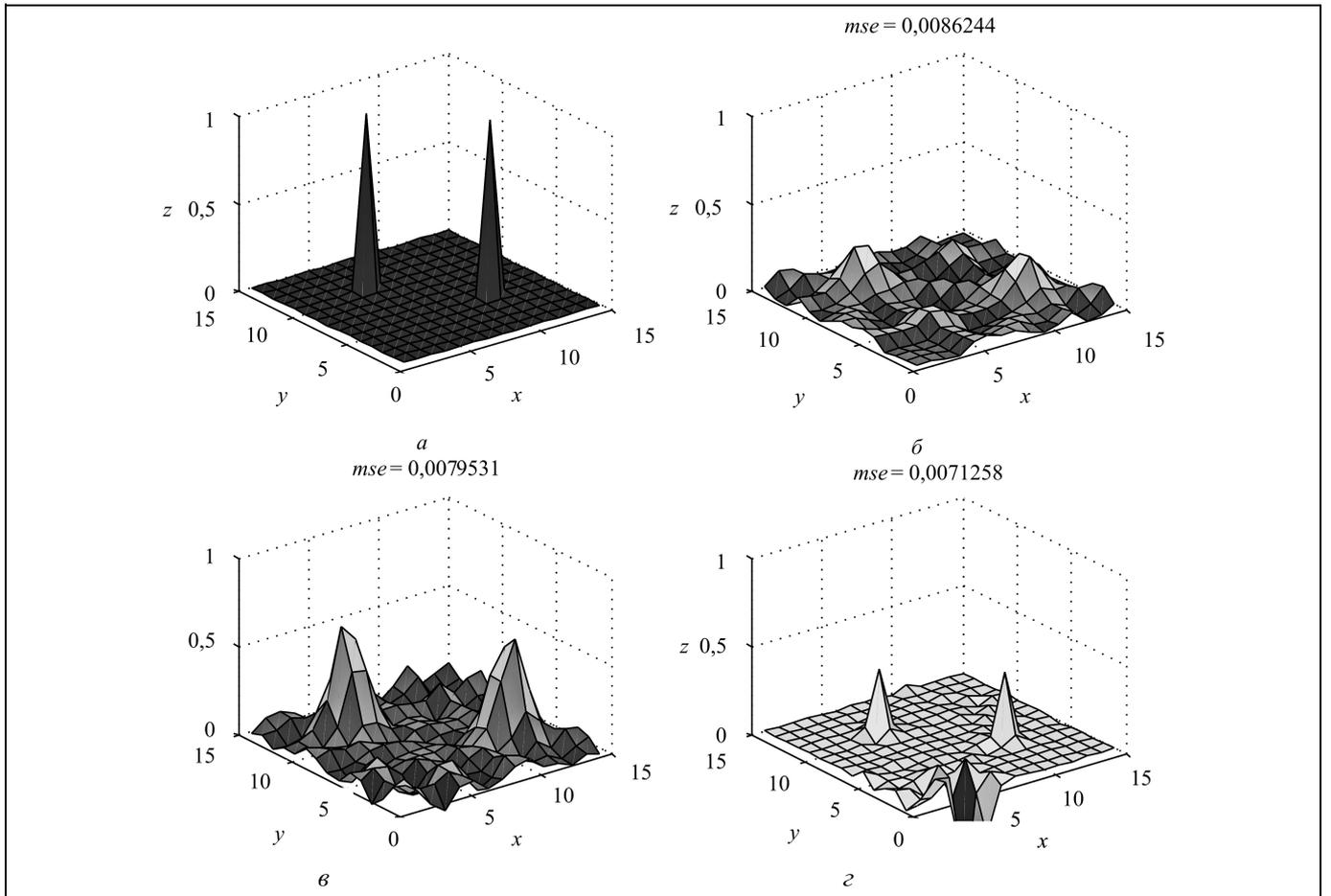


Рис. 4. Восстановление двойного воздействия (а) на ВОИС с помощью: метода FBP для четырех направлений сканирования (б); алгебраического метода UQC с удвоением числа проекционных данных (в); последовательности комплексов нейронных сетей SN_g и SN_f (г)

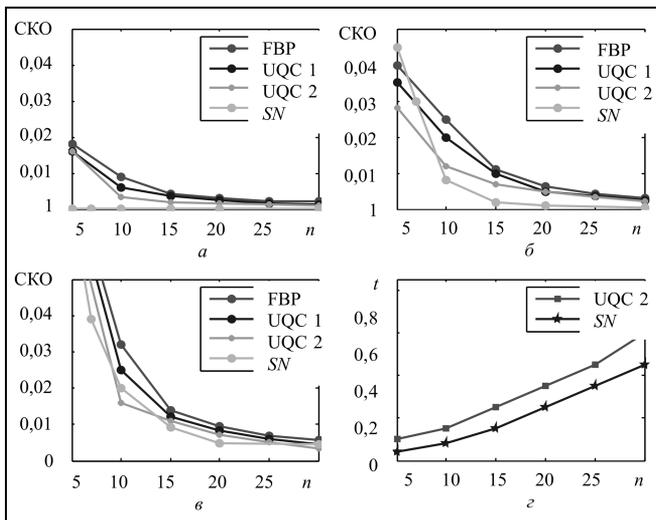


Рис. 5. Графики зависимостей ошибок при восстановлении одного (а), двух (б) и трех (в) воздействий на измерительную сеть и времени восстановления параметров ФП (г) от размерности распределенной ВОИС

ческим (FBP), алгебраическим (UQC) и нейросетевым методами (SN_f и SN_g) — см. рис. 1.

Для окончательного восстановления исследуемого параметра ФП на всей области восстанавливаются первоначальные размеры измерительной сети 30×30 с учетом списка поверхностного слоя, содержащего информацию об удаленных фрагментах области. При этом значения ошибки mse восстановления составляют для: FBP — 0,0045; QC — 0,00198; SN — 0,00178.

На рис. 5, а–в приведены графики зависимостей нормированных среднеквадратичных ошибок mse от значения n , определяющей размер ВОИС в случае одного, двух и трех воздействий на ВОИС для методов, предложенных в статье и схематически представленных на рис. 1. Первый из предложенных методов — классический алгоритм FBP при $p = 4$. Следующие алгоритмы были применены после действия комплекса нейронных сетей SN_g для восстановления параметра ФП на нерегуляр-



ной сетке без удвоения числа проекционных данных (UQC 1) и с удвоением (UQC 2). И наконец, нейросетевой метод SN представляет собой последовательное применение к неполным нерегулярным данным двух нейросетевых комплексов SN_g и SN_f . Рис. 5, z отражает зависимость времени восстановления параметра ФП от размера ВОИС для конкурирующих между собой нейросетевого и алгебраического методов.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Представлен новый комбинированный алгоритм обработки проекционных данных для восстановления информации, поступающей с измерительных линий распределенной волоконно-оптической измерительной системы.

Основное внимание в работе уделено применению двух комплексов нейронных сетей: для синтеза синопграмм и для восстановления параметров физического поля.

Из приведенных результатов можно сделать следующие выводы.

- Обработка с помощью процедуры обрезки области с последующей коллективной обработкой нейронными сетями дает значительный выигрыш в точности: значение ошибки для элементов из обучающей страницы падает в 15–20 раз. Это происходит во многом благодаря локализации места воздействия на сеть и обработке с помощью нейронной сети, как правило, небольшой размерности, которая хорошо обучена. Уменьшение ошибки и сокращение времени обработки главным образом зависят от того, насколько радикально был оптимизирован вычислительный процесс в результате предобработки, и от сложности восстанавливаемой функции.
- Описанные модификации алгоритма содержат общую часть — нейросетевую генерацию проекций в тех направлениях, где они отсутствуют. Эта процедура осуществляется с помощью комплекса нейронных RBF-сетей. При критически малом числе направлений укладки измерительных линий другими методами нельзя получить удовлетворительные результаты.

Затем на выбор применяются аналитические, алгебраические или нейросетевые методы восстановления функции по проекциям.

Сравнительный анализ показывает, что нейросетевые методы дают наиболее быстрые и точные результаты восстановления. Однако это преимущество проявляется только при условии качественного обучения нейронных сетей.

За нейросетевыми алгоритмами следуют, незначительно уступая в точности и скорости, алгебраические алгоритмы с процедурой удвоения числа проекций.

ЛИТЕРАТУРА

1. *Кульчин Ю.Н.* Распределенные волоконно-оптические измерительные системы. — М.: Физматлит, 2001. — 272 с.
2. *Мировицкий Д.И.* Распределенные и квазираспределенные волоконно-оптические датчики // Измерительная техника. — 1991. — № 11. — С. 43–44.
3. *Макет* оптоэлектронной нейроподобной измерительной системы / Ю.Н. Кульчин и др. // Нано- и микросистемная техника. — 2003. — № 10. — С. 40–42.
4. *О применении* томографических методов в волоконно-оптических датчиках / О.И. Котов и др. // Письма в ЖТФ. — 1990. — Т. 16, вып. 2. — С. 90–94.
5. *Малеханов А.И.* О волоконно-оптической томографии акустических полей // Известия вузов. Радиофизика. — 1988. — Т. 31, № 1. — С. 1388–1393.
6. *Витрик О.Б.* Проблема чувствительной кожи и волоконно-оптические измерительные системы // Соросовский образовательный журнал. — 2001. — Т. 7, № 1. — С. 108–115.
7. *Natterer F.* The Mathematics of Computerized Tomography. — Stuttgart: B. G. Teubner and John Wiley and Sons, 1986.
8. *Kulchin Yu.N., Zakasovskaya E.V.* Optimizing algebraic and neural methods for information processing in distributed fiber-optical measuring systems // Optical Memory & Neural Networks (Information Optics). — 2010. — Vol. 19, N 3. — P. 237–247.
9. *Хермен Г.* Восстановление изображений по проекциям: Основы реконструктивной томографии. — М.: Мир, 1983.
10. *Zakasovskaya E.V., Fadeev V.V.* Restoration of point influences by the fiber-optical network in view of a priori information // SPIE Proc. APCOM. — 2007. — Vol. 6675.
11. *Kulchin Yu.N., Zakasovskaya E.V.* Artifacts suppression in limited data problem for parallel fiber optical measuring systems // Optical Memory & Neural Networks (Information Optics). — 2009. — Vol. 18, N 3. — P. 171–180.
12. *Кульчин Ю.Н., Закасовская Е.В.* Неравномерные схемы укладки измерительных линий в распределенных волоконно-оптических системах // Информатика и системы управления. — 2009. — № 3. — С. 61–71.
13. *Haykin S.* Neural Networks: a Comprehensive Foundation. — New Jersey: Prentice Hall, 1999. — 842 p.
14. *Kulchin Yu.N., Zakasovskaya E.V.* Application of Radial Basis Function Neural Network for Information Processing in Fiber Optical Distributed Measuring Systems // Optical Memory & Neural Networks (Information Optics). — 2008. — Vol. 17, N 4. — P. 317–327.

Статья представлена к публикации членом редколлегии В.Ю. Кнеллером.

Кульчин Юрий Николаевич — д-р физ.-мат. наук, чл.-корр. РАН, зам. председателя ДВО РАН, директор,
☎(4232) 31-04-39, ✉director@iacp.dvo.ru,

Закасовская Елена Владимировна — канд. физ.-мат. наук, докторант, ✉zakasovskaya@inbox.ru,

Институт автоматизации и процессов управления ДВО РАН, г. Владивосток.