

ОБРАБОТКА ИНФОРМАЦИИ КОМПЛЕКСОМ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ В РАСПРЕДЕЛЁННЫХ ВОЛОКОННО-ОПТИЧЕСКИХ ИЗМЕРИТЕЛЬНЫХ СИСТЕМАХ

Кульчин Ю. Н.¹, Закасовская Е. В.²

¹Институт автоматики и процессов управления ДВО РАН,

²Дальневосточный государственный университет

Аннотация

В работе рассмотрена задача восстановления параметров физических полей с использованием распределённых волоконно-оптических измерительных систем для случаев неполных схем укладки измерительных линий. Представлен новый комбинированный алгоритм, который заключается в «оптимизации геометрии» измерительной сети с целью дальнейшего применения комплексов нейронных сетей. Исследована возможность выбора и использования подходящей нейронной сети из комплекса нескольких заранее обученных нейронных сетей радиально-базисного типа.

Ключевые слова: распределённые волоконно-оптические измерительные системы, схемы укладки измерительных линий, параллельно-лучевая томография, нейронные RBF-сети.

Введение

Процесс непрерывного развития науки и техники требует наличия совершенных измерительных технологий. Интенсивное развитие и внедрение волоконно-оптических телекоммуникационных систем привело к появлению одной из наиболее динамично развивающихся областей оптоэлектроники – волоконно-оптических датчиков физических величин [1, 2]. Волоконно-оптические измерительные устройства [3] обладают высокой чувствительностью к широкому классу физических величин и, в частности, к различным параметрам электрических, магнитных, температурных, акустических и деформационных полей.

Сегодня наукоёмкое производство не обходится без постоянного контроля за динамикой поведения множества параметров различных физических величин и физических полей (ФП). Решить эту задачу призваны информационно-измерительные системы, имеющие различную топологию и организацию, построенные, например, на волоконно-оптической элементной базе.

Использование измерительных технологий на основе волоконной оптики для создания сенсорных систем в ряде случаев является более перспективным благодаря тем преимуществам, которыми обладают волоконно-оптические чувствительные элементы по сравнению с их аналогами.

Распределённая информационно-измерительная система содержит распределённую волоконно-оптическую измерительную сеть (ВОИС), систему обработки измерительной информации, устройство хранения и представления информации.

ВОИС представляет собой набор волоконно-оптических измерительных линий, уложенных в соответствии с определённой схемой на исследуемой поверхности. Задача восстановления параметров распределённых ФП по характеристикам оптического излучения, проходящего по ВОИС, является томографической [4].

Для восстановления функций распределения ФП с помощью ВОИС измерительные линии (ИЛ) укладывались по четырём направлениям (рис. 1). Для этой схемы характерна малоракурность [5].

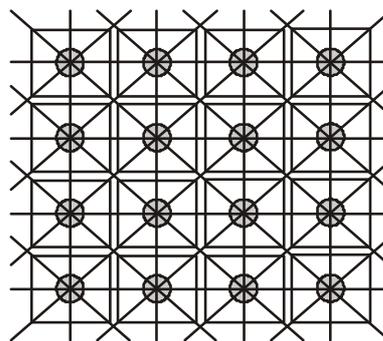


Рис. 1. Параллельная схема укладки измерительных линий в ВОИС

При использовании измерительных сетей возникает проблема обработки томографических данных, так как все приемлемые алгоритмы реконструкции распределений исследуемых физических полей [6] являются итерационными, что не позволяет создавать быстродействующие информационно-измерительные системы даже при применении параллельных принципов организации вычислительных сетей.

Поэтому основное внимание в этой работе уделено процессу обработки измерительной информации, который, в свою очередь, заключается в последовательном выполнении двух процессов: оптимизации геометрии измерительной сети и предобработки с помощью набора заранее обученных нейронных сетей (НС).

Выбор нейросетевых методов определяется их быстродействием, способностью к обучению, обеспечивающей выполнение практически любого преобразования данных, даже в том случае, если оно не может быть описано определённой функциональной зависимостью. Адаптивность нейросистем, вытекающая из способности к обучению, позволяет осуществлять подстройку вычислительной системы под изменения параметров решаемой задачи.

Следует заметить, что нейронные сети не подходят для томографии при большом числе проекций, поскольку число переменных в задаче о восстановлении является чрезвычайно большим. Однако в задачах с РВОИС проекционных данных намного меньше и это даёт возможность использования НС.

1. Основные определения и обозначения

Пусть $f = f(x_1, x_2)$ – вещественная положительная функция двух переменных, описывающая исследуемый объект. Далее будем предполагать, что f бесконечно дифференцируема и имеет компактный носитель.

Двумерное преобразование Радона отображает функцию f во множество её линейных интегралов.

Пусть индекс i определяет направление сканирования φ_i , индекс j определяет отсчёт s_{ij} в выбранном i -м направлении. В этом случае пара индексов (i, j) соответствует прямой линии L_{ij} , вдоль которой сканируется область. Тогда значение проекции вдоль прямой L_{ij} можно записать как

$$g_{ij} = \mathfrak{R}_{ij} f = \int_{L_{ij}} f(x_1, x_2) dl, \quad (1)$$

где \mathfrak{R} – преобразование Радона функции f , а dl – приращение вдоль прямой L_{ij} .

Пары чисел (φ_i, s_{ij}) , определяющие параллельную схему сканирования на плоскости.

ВОИС могут быть использованы для исследования различных свойств объектов окружающего пространства. Этой цели в наибольшей степени удовлетворяют сети матричного типа. Разобьём исследуемую область $S \subset R^2$ на малые элементарные ячейки S_k (элементы изображения) так, чтобы

$$S = \bigcup_{k=1}^N S_k.$$

Считаем функцию f постоянной в каждой ячейке S_k и равной f_k , символом f также обозначается и матрица, соответствующая этому разбиению:

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

$$F = (f_1 \ f_2 \ \dots \ f_m \ f_{m+1} \ \dots \ f_{2m} \ \dots \ f_{nm})^T.$$

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

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

В системе (3) столбец неизвестных $F = (f_1, \dots, f_{nm})^T$ высоты mn , соответствующий матрице f вида (2), последовательно составлен из строк матрицы f .

В правой части матричного уравнения (3) стоит столбец проекционных данных 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.

Коэффициенты столбца (4) представляют собой линейную комбинацию неизвестных элементов f_1, \dots, f_{nm} , с коэффициентами, значения которых определяются матрицей схемы сканирования A размеров $M \times (m \times n)$.

2. Оптимизация геометрии ВОИС

Спецификой задач волоконно-оптической томографии является наличие ультрамалоракурсной схемы сбора данных. Как правило, в таких ВОИС число измерительных линий меньше числа контролируемых областей. Имеет место недоопределённость СЛАУ (3).

В силу того, что входные данные имеют большую размерность, необходимо выполнить предобработку, позволяющую выделить наиболее значимые параметры, снизив тем самым число свободных переменных в СЛАУ (3).

В данном контексте оптимизация ВОИС заключается в удалении строк и столбцов по краям матрицы f («обрезке» матрицы f), сумма элементов которых равна нулю. Зная размер матрицы f и значения 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 $n' \times m'$, причём $n' \leq n$, $m' \leq m$. Таким образом, при выполнении описанного выше алгоритма производится выделение областей-кандидатов, в которых находятся искомые «объекты».

Приведём пример применения вышеизложенного метода для конкретного распределения параметра физического поля, которое в аналитической форме задаётся функцией вида (рис. 2а).

$$z(x, y) = e^{-0.5((x-6)^2 + (y-11)^2)} + e^{-0.5((x-16)^2 + (y-7)^2)}.$$

На рис. 2 представлены проекционные данные для двух взаимно перпендикулярных направлений сканирования. Из графиков видно, что первые и последние значения проекционных данных в обоих случаях имеют довольно много нулевых значений и, следовательно, целесообразно произвести процедуру предобработки в виде обрезки области по краям.

В результате применения алгоритма обрезки ВОИС исследуемая измерительная сеть с размерами $n \times m = 30 \times 30$ преобразуется в сеть с размерами $n' \times m' = 7 \times 11$ (рис. 2).

После описанной выше процедуры «обрезки» области (соответственно матрицы f) можно применять как обычные процедуры восстановления, такие как FBP[4], ART[7-8], так и специальные, разработанные авторами, алгоритмы UQC[9-10], а также алгоритмы нейронных сетей для восстановления исследуемых функций [6, 11-12].

После окончания восстановления функций для «обрезанной» области $n' \times m'$ производится процедура восстановления первоначальных размеров $n \times m$ с использованием списка поверхностного слоя, содержащего информацию об удалённых строках и столбцах матрицы f .

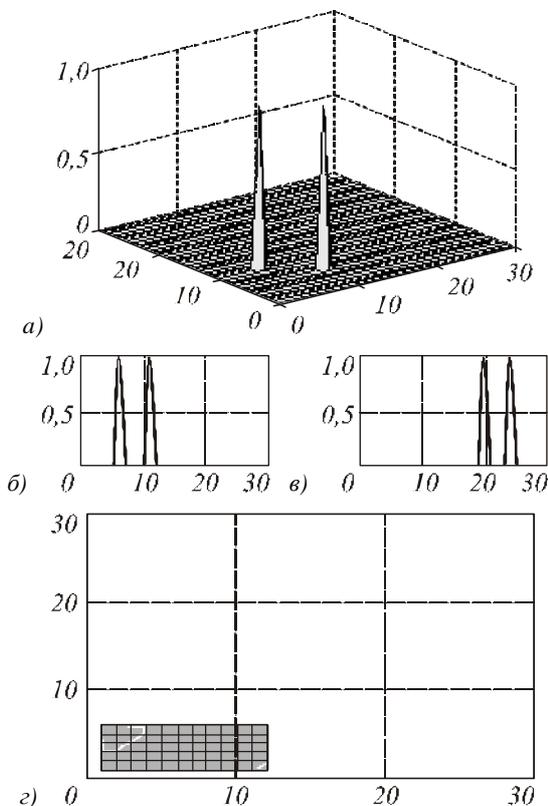


Рис. 2. Исследуемая функция $z(x, y) = e^{-0.5((x-6)^2 + (y-11)^2)} + e^{-0.5((x-16)^2 + (y-7)^2)}$ (а), графики проекций (б), (в), подобласть, полученная в результате применения процедуры «обрезки» (г)

3. Комплекс нейронных сетей

Следующим пунктом обработки данных является нейросетевая обработка проекционных данных, полученных в результате оптимизации геометрии ВОИС:

$$SN = \left\{ \begin{matrix} NN_{n_1, m_1} \\ \dots \\ NN_{n_i, m_i} \\ \dots \\ NN_{n_K, m_K} \end{matrix} \right\} \Rightarrow NN_{n_i, m_i} \quad (5)$$

Пусть ВОИС после применения процедуры, описанной в п. 2, имеет размеры $n' \times m'$, $n' \leq n$, $m' \leq m$. Размеры n и m , вообще говоря, должны уменьшиться ($n' \leq n$, $m' \leq m$). Это происходит в подавляющем большинстве случаев, т.к. пространственная частота $b = \pi$ накладывает ограничения на размеры исследуемых объектов. В крайнем случае, придётся пользоваться нейронной сетью для всей области.

Заранее неизвестно, какие это будут размеры. Поэтому естественным образом возникает вопрос, какого конкретно размера нейронную сеть нужно использовать?

Ответ на поставленный вопрос содержится в подходе, предложенном в данной работе. Заключается он в следующем:

1. Обучим параллельно (независимо друг от друга) несколько нейронных сетей разных размеров.

Обозначим через $NN(n_i, m_i)$ нейронную сеть размера $n_i \times m_i$, т.е. нейронную сеть, которая предназначена для обработки ВОИС соответствующего размера.

Через SN обозначим множество всех K заранее обученных нейронных сетей вида $NN(n_i, m_i)$:

$$SN = \{NN(n_1, m_1), \dots, NN(n_i, m_i), \dots, NN(n_K, m_K)\}, \quad (6)$$

$$n_1 \leq \dots \leq n_i \leq \dots \leq n_K, m_1 \leq \dots \leq m_i \leq \dots \leq m_K, \quad (7)$$

$$(n_i, m_i) \neq (n_j, m_j) \text{ при } i \neq j, 1 \leq i, j \leq K.$$

2. Для обработки проекционных данных, поступающих от ВОИС, размера $n' \times m'$, $n' \leq n$, $m' \leq m$ выбираем в множестве SN вида (6) нейронную сеть подходящего размера, т.е. $NN(n_i, m_i)$, для которой

$$n_{i-1} \leq n' \leq n_i, m_{i-1} \leq m' \leq m_i, 1 \leq i, j \leq K. \quad (8)$$

Из условий (7), (8) очевидным образом следует, что нейронная сеть $NN(n_i, m_i)$ является сетью наименьшей размерности, с помощью которой можно обработать проекционные данные измерительной сети размера $n' \times m'$.

4. Использование RBF-сетей

В качестве нейронных сетей в работе использованы нейронные сети радиально-базисного типа. Ранее в статье [6] авторами уже была исследована возможность применения радиально-базисных нейронных сетей (RBFNN).

Формируемый сетью информационный массив, представленный вектором G , являлся набором томографических данных, по которым нейронная сеть должна реконструировать вектор F . Таким образом, нейросеть должна выполнить преобразование вида $F = A^{-1}(G)$, предварительно пройдя обучение на множестве обучающих пар $\{(G, F)\}$.

Для создания обучающей страницы использовался способ выбора обучающих пар «с подкреплением», при котором рассматривались пары вида (G_i, F_i) , где $AF_i = G_i$.

При создании обучающих пар RBFNN в [6] использовались функции гауссовского типа $z(x, y) = e^{-a_i((x-c_i)^2 + (y-b_i)^2)}$, причём параметры b_i, c_i подбирались как узлы решётки соответствующей схемы сканирования и пары Гауссиан.

Например, для поля 5×5 была составлена обучающая страница, состоящая из 3325 обучающих пар, на которой была обучена сеть RBFNN. Экспериментально было показано, что построенная сеть позволяет осуществлять восстановление функций

пространственного распределения исследуемой физической величины с погрешностью в отдельной точке не более 2%, обладает хорошими прогнозирующими возможностями. Однако было отмечено, что при этом способе восстановления в задачах с применением ВОИС повышенных размерностей возникают серьёзные трудности при обучении сети ввиду слишком большого объёма обучающих страниц. Поэтому возникла необходимость поиска оптимальных путей при применении нейронных сетей.

Одним из способов оптимизации обработки информации является использование набора заранее обученных нейронных сетей различных размерностей.

Выбор эталонных функций должен находиться в зависимости от ширины спектра b исследуемой функции $f(x, y)$. Функции гауссовского типа

$$z(x, y) = e^{-a_1((x-c_1)^2+(y-b_1)^2)} \quad (9)$$

могут быть использованы в качестве таковых, так как они принимают ненулевые значения только в зоне вокруг определённого центра.

Для проведения анализа нейросетевого метода решения задачи с помощью RBFNN в этой работе была рассмотрена томографическая задача восстановления функций ФП по информации, поступающей с информационно-измерительной системы размерности 30×30 .

Предполагалось, что эталонное воздействие на поле имеет вид гладкой функции с ограниченной эффективной шириной спектра b , равной условной спектральной единице π . Считается, что все значения функции неотрицательны и нормированы.

В данной работе использованы те же три типа эталонных распределений физической величины, что и в [6]. Первый и второй типы относятся к регулярному способу, а третий – к случайному. Опишем их подробнее.

Тип I. Эталонные распределения поля в этом случае представляют собой одиночные Гауссианы вида (9), центры которых расположены в узлах измерительной сети. Было установлено, что оптимальными для обучения являются параметры a_i , принимающие значения $0 < a_i \leq 5$.

Тип II. Аналитически эти функции могут быть представлены в виде

$$z(x, y) = e^{-a_1((x-c_1)^2+(y-b_1)^2)} + e^{-a_2((x-c_2)^2+(y-b_2)^2)} \quad (10)$$

при условии, что носители находятся на расстоянии не менее $2\pi/b$. Это пары Гауссиан с непересекающимися носителями.

Тип III. Эталонные распределения этого типа были получены с помощью процесса рандомизации с нормированием. Каждому целочисленному случайному набору $a_1, a_2, b_1, c_1, b_2, c_2 = \overline{1, N}$ ставилась в соответствие функция вида (10). Каждый вектор перед включением в обучающую страницу был нормирован.

5. Численное моделирование

Для проведения анализа нейросетевого метода решения задачи с помощью комплекса RBFNN была рассмотрена информационно-измерительная сеть 30×30 .

В таблице 1 для каждой нейронной сети радиально-базисного типа, принадлежащей множеству SN , представлены следующие характеристики:

- размеры (n_i, m_i) соответствуют геометрии измерительной сети, которая обрабатывается нейронной сетью радиально-базисного типа $NN(n_i, m_i)$,
- общий объём обучающей страницы (ОС) включает типы I – III,
- среднее время обучения по результатам серии нескольких (10-15) вычислительных экспериментов,
- значения нормированной среднеквадратичной ошибки (СКО) по всей обучающей странице,
- число воздействий, распознаваемое нейронной сетью $NN(n_i, m_i)$,
- возможности прогнозирования, т.е. распознавание сетью видов воздействий, которые не принадлежат обучающей странице,
- качество обучения является усреднённой характеристикой, связанной в том числе с наличием артефактов в результате недостаточного объёма обучающей страницы.

Из приведённых в таблице 1 результатов видно, что с ростом размера сети качество обучения падает.

В таблицах 2 и 3 представлены результаты работы предложенного метода для эталонных воздействий на измерительную сеть одиночных воздействий (9) и двойных воздействий (10), соответственно.

Из приведённых результатов следует, что обработка с помощью процедуры обрезки области с последующей коллективной обработкой нейронными сетями даёт большой выигрыш в точности. Это объясняется локализацией места воздействия на сеть и обработкой с помощью нейронной сети, как правило, меньшей размерности, которая обучена более качественно и быстро. При этом значение ошибки СКО для элементов из обучающей страницы падает в 15-20 раз.

На рис. 3 показаны результаты обработки эталонного воздействия вида $z(x, y) = e^{-0.5((x-6)^2+(y-19)^2)}$.

После локализации воздействия получена подобласть размера 3×3 , которая обрабатывается хорошо обученной нейронной сетью $NN(3, 3)$. В завершение, были восстановлены исходные размеры области (рис. 3б). На рис. 3в представлен результат восстановления исследуемой функции с помощью нейросети максимального размера $NN(30, 30)$. Качество обучения $NN(30, 30)$ невысокое, что объясняет появление артефактов даже при восстановлении одного воздействия на измерительную сеть.

Таблица 1. Характеристики нейронных сетей радиально-базисного типа, принадлежащих множеству SN

	Размер (n_i, m_i)	Объём ОС	Время обучения	Ошибка mse по всей ОС	Число воз-действий	Прогнозирующие свойства	Качество обучения
1	3×3	1390	5 с	2×10^{-27}	3	+	высокое
2	5×5	3325	2 мин.	$2,8 \times 10^{-16}$	4	+	высокое
3	7×7	4850	3-4 мин.	$1,3 \times 10^{-27}$	4	+	высокое
4	10×10	8500	22 мин.	$1,8 \times 10^{-27}$	3	+	среднее
5	15×15	9102	22 мин.	$3,5 \times 10^{-27}$	3	±	среднее
6	20×20	9264	30 мин.	$3,4 \times 10^{-29}$	3	±	среднее
7	30×30	9000	25 мин.	10^{-25}	2	-	низкое

Таблица 2. Результаты обработки данных комплексом RBFNN для эталонных функций вида (9)

	a_i	$n' \times m'$	Размер в %	Время обработки, с	Ошибка СКО
1	0,5	3×3	1 %	0,0554	$1,9 \times 10^{-4}$
2	0,1	5×5	2,77 %	0,0823	0,0062
3	0,05	7×7	5,44 %	0,0879	0,0102

Таблица 3. Результаты обработки данных комплексом RBFNN для эталонных функций вида (10)

Расстояние между центрами Гауссиан	$n' \times m'$	Размер в %	СКО
4	3×5	1,6 %	$1,9 \times 10^{-4}$
5	4×5	2,2 %	$1,87 \times 10^{-4}$
11	7×13	10%	0,0181
20	14×14	22 %	0,0017
34	25×25	69,5 %	0,0024

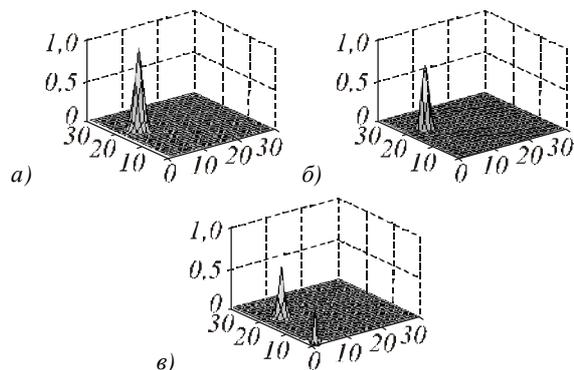


Рис. 3. Исследуемая функция $z(x, y) = e^{-0.5((x-6)^2 + (y-19)^2)}$ (а), результат восстановления с применением комплекса нейронных сетей SN (б), результат восстановления с помощью NN (30, 30) (в)

Заключение

В статье представлен новый комбинированный алгоритм обработки проекционных данных для восстановления информации, поступающей с волоконно-оптических измерительных линий распределённой ВОИС.

Этот алгоритм заключается в последовательном выполнении двух алгоритмов:

- 1) в предобработке измерительной информации с помощью локализации мест воздействия на ВОИС,
- 2) в применении комплекса нейронных сетей для обработки измерительных систем различной геометрии.

Из приведённых результатов следует, что

- 1) обработка с помощью процедуры обрезки области с последующей коллективной обработкой нейронными сетями даёт выигрыш в точности во многом за счёт локализации места воздействия на сеть и обработки с помощью нейронной сети, как правило, меньшей размерности, которая обучена более качественно и быстро; при этом значение ошибки СКО для элементов из обучающей страницы падает в 15-20 раз;
- 2) уменьшение ошибки СКО и сокращение времени обработки главным образом зависят от того, насколько радикально был оптимизирован вычислительный процесс в результате предобработки и от сложности восстанавливаемой функции.

Литература

1. Кульчин, Ю.Н. Распределённые волоконно-оптические измерительные системы / Ю.Н. Кульчин. – М.: Физматлит, 2001. – 272 с.
2. Kersey, A.D. A review of recent developments in fiber optic sensor technology / A.D. Kersey // Opt. Fiber Technol. – 1996. – Vol. 2, N 3. – P. 291-317.
3. Мирвицкий, Д.И. Распределённые и квазираспределённые волоконно-оптические датчики / Д.И. Мирвицкий // Изм.техника. – 1991. – № 11. – С. 43-44.
4. Наттерер, Ф. Математические аспекты компьютерной томографии / Ф. Наттерер; пер. с англ. – М.: Мир, 1990. – 280 с.
5. Филонин, О.В. Малоракурсная томография / О.В. Филонин. – Самара: СНЦ РАН, 2006. – 256 с.
6. Kulchin, Yu.N. Application of Radial Basis Function Neural Network for Information Processing in Fiber Optical Distributed Measuring Systems / Yu.N. Kulchin, E.V. Zakasovskaya // Optical Memory & Neural Networks (Information Optics). – 2008. – V. 17, N 4. – P. 317-327.
7. Хермен, Г. Восстановление изображений по проекциям: Основы реконструктивной томографии / Г. Хермен – М.: Мир, 1983. – 352 с.
8. Zakasovskaya, E.V. Restoration of point influences by the fiber-optical network in view of a priori information / E.V. Zakasovskaya, V.V. Fadeev // SPIE Proc. – APCOM. – 2007. – V. 6675.

9. **Kulchin, Yu.N.** Artifacts suppression in limited data problem for parallel fiber optical measuring systems / Yu.N. Kulchin, E.V. Zakasovskaya // *Optical Memory & Neural Networks (Information Optics)*. – 2009. – V. 18, N 3. – P. 171-180.
10. **Кульчин, Ю.Н.** Неравномерные схемы укладки измерительных линий в распределённых волоконно-оптических системах / Ю.Н. Кульчин, Е.В. Закасовская // *Информатика и системы управления*. – 2009. – № 3(21). – С. 61-71.
11. **Haykin, S.** *Neural Networks: a Comprehensive Foundation* / S. Haykin – New Jersey, Prentice Hall, 1999.
12. **Кульчин, Ю.Н.** Нейросетевое и алгебраическое моделирование параллельного 2d проецирования в волоконно-оптической томографии при ограниченном числе направлений сканирования / Ю.Н. Кульчин, Е.В. Закасовская // *Компьютерная оптика*. – 2009. – Т. 33, № 3. – С. 318-324.

References

1. **Kulchin, Yu. N.** *Distributive Fiber Optical Measuring System* / Yu. N. Kulchin – Moscow: Fizmatlit Publisher, 2001. – 272 p. – (in Russian).
2. **Kersey, A.D.** A review of recent developments in fiber optic sensor technology / A.D. Kersey // *Opt. Fiber Technol.* – 1996. – Vol. 2, N 3. – P. 291-317.
3. **Mirovitskii D.I.** Distributed and quasi-distributed fiber optic sensor // *Meas. tech.* – 1991. – N 11. – P. 43-44. – (in Russian).
4. **Natterer, F.** *Mathematics of Computerized Tomography* / F. Natterer – John Wiley & Sons Ltd., N. Y., 1986. – 288 p.
5. **Filonin, O.V.** *Low angle Tomography* / O.V. Filonin. – Samara, SNC RAN Publisher, 2006. – 256 p. – (in Russian).
6. **Kulchin, Yu.N.** Application of Radial Basis Function Neural Network for Information Processing in Fiber Neural Distributed Measuring Systems / Yu.N. Kulchin, E.V. Zakasovskaya // *Optical Memory & Neural Networks (Information Optics)*. – 2008. – V. 17, N 4. – P. 317-327.
7. **Herman, G.T.** *Projections-Based Image Reconstruction*. / G.T. Herman – In: «Basics of Reconstructive Tomography» – Moscow: “Mir” Publisher, 1983. – 352 p. – (in Russian).
8. **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. – V. 6675.
9. **Kulchin, Yu.N.** Artifacts suppression in limited data problem for parallel fiber optical measuring systems / Yu.N. Kulchin, E.V. Zakasovskaya // *Optical Memory & Neural Networks (Information Optics)*. – 2009. – V. 18, N 3. – P. 171-180.
10. **Kulchin, Yu.N.** Nonuniform schemes of measuring lines stacking in distributed fibre-optic systems/ Yu.N. Kulchin, E.V. Zakasovskaya // *Informatics and control systems* – 2009. – N 3(21). – P. 61-71. – (in Russian).
11. **Haykin, S.** *Neural Networks: a Comprehensive Foundation* / S. Haykin – New Jersey, Prentice Hall, 1999.
12. **Kulchin, Yu.N.** Neural-like and algebraic modeling of projection data in parallel fiber optical tomography in limited-angle conditions / Yu.N. Kulchin, E.V. Zakasovskaya // *Computer Optics*. – 2009. – V. 33, N 3. – P. 318- 324. – (in Russian).

PROCESSING OF THE INFORMATION BY THE COMPLEX OF NEURAL NETWORKS IN THE DISTRIBUTED FIBER-OPTICAL MEASURING SYSTEMS

Y. N. Kulchin¹, E. V. Zakasovskaya²

¹Institute of Automation and Control Processes, FEB RAS,

²Far Eastern National University

Abstract

The paper discusses tomography reconstruction of distributed physical fields by means of distributed fiber optical measuring systems (FOMN) for incomplete parallel schemes of measuring lines (ML) stacking. The approach is presented, consists in optimization of geometry of a measuring network for the purpose of the further application neural network methods of restoration of a full- image of investigated functions. Possibility of a choice and use of a suitable neural network from set of the several, in advance trained, neural networks of RBF- type is investigated.

Key words: distributed fiber-optic measuring system, schemes of scanning, parallel beam tomography, radial basis function neural network (RBFNN).

Сведения об авторах:



Кульчин Юрий Николаевич, 1953 года рождения. В 1976 году окончил специальный факультет физики Московского инженерно-физического института (МИФИ). Доктор физико-математических наук (1991), член-корреспондент РАН (2003). Заместитель председателя Дальневосточного Отделения Российской Академии Наук (ДВО РАН), директор Института Автоматики и Процессов Управления (ИАПУ) ДВО РАН. Специалист в области физической оптики, голографии, волоконной оптики, оптоэлектроники, оптической обработки информации, распределённых информационно-измерительных систем. В списке научных работ Ю.Н. Кульчина 370 статей, 7 монографий, 19 авторских свидетельств и патентов.

Yuri Nikolaevich Kulchin (b. 1953) graduated (1976) special faculty of physics Moscow Engineering-Physical Institute (MEPI). He received his Candidate in Physics & Maths (1982) and Doctor in Physics & Maths (1991) degrees from MEPI, the corresponding member RAS. He is

the vice-president of Far East Branch of Russian Academies of Sciences (FEB RAS). director of Institute of Automation and Control Processes (IACP) FEB RAS. He is co-author of 370 scientific papers, 7 monographs, and 19 inventions and patents. His current research interests include physical optics, holography, fiber optics, optoelectronics, optical processing of the information, the distributed information-measuring systems. E-mail: vss@iacp.dvo.ru, director@iacp.dvo.ru



Закасовская Елена Владимировна, 1963 года рождения. В 1986 году окончила математико-механический факультет Ленинградского государственного университета (ЛГУ) по специальности «Математика». Получила степень кандидата физико-математических наук в Санкт-Петербургском государственном университете (СПбГУ) в 1993 году, доцент (2003). Доцент кафедры информационной безопасности Института физики и информационных технологий (ИФИТ) Дальневосточного государственного университета (ДВГУ), докторант ДВГУ. Область научных интересов: алгебраические и нейросетевые методы обработки информации, распределенные информационно-измерительные системы, волоконно-оптическая томография. В списке научных работ Е.В. Закасовской 45 статей. E-mail: zakasovskaya@inbox.ru.

Elena Vladimirovna Zakasovskaya (b. 1963) graduated (1986) from the Faculty of Mathematics and Mechanics (the department of high algebra and numbers theory) of the Leningrad State University (presently, St. Petersburg State University (SPBSU)) on a speciality "Mathematics". She received her Candidate in Physics & Maths degree from the St.-Petersburg State University (SPbSU) in 1993, associate professor (FESU, 2003) in the department of information security of Far Eastern State University (FESU). Research interests are algebraic and neural-like methods for information processing, fiber optical distributed measuring systems, a fiber-optical tomography. She is co-author of 45 scientific papers. E-mail: zakasovskaya@inbox.ru.

Поступила в редакцию 27 апреля 2010 г.