

Использование искусственной нейронной сети для восстановления изображения внутренней структуры случайно-неоднородной среды по пространственным характеристикам рассеянного назад оптического излучения

Б.А.Векслер, И.В.Меглинский

Рассмотрена возможность использования искусственной нейронной сети (ИНС), являющейся стандартной процедурой программной среды Matlab, для неинвазивной (по данным обратного светорассеяния) диагностики макронеоднородностей, локализованных в приповерхностных слоях мутной сильно рассеивающей свет среды. Пространственно-угловое распределение обратнорассеянного оптического излучения рассчитано методом Монте-Карло, сочетающим в себе схемы моделирования эффективных оптических путей и статистических весов. Показано, что применение метода обратного светорассеяния в комплексе с ИНС позволяет с достаточной степенью точности решать обратные задачи определения среднего размера рассеивателей и восстановления изображения структурных элементов среды.

Ключевые слова: искусственная нейронная сеть, обратное рассеяние, метод Монте-Карло, оптическая томография, многократное рассеяние.

1. Введение

Исследования особенностей распространения оптического излучения в случайно-неоднородных сильно рассеивающих свет средах, каковыми являются и биоткани, активно ведутся на протяжении последних десятилетий [1, 2]. Показано, что существует реальная возможность восстановления изображения макронеоднородностей, локализованных в мутных сильно рассеивающих свет средах, по характеристикам рассеянного излучения [3]. Предложены и успешно разрабатываются различные методы оптической томографии (ОТ), основанные на анализе пространственно-угловых характеристик рассеянного оптического излучения [4]. Реконструкция изображения в ОТ – решение так называемой обратной задачи – может быть реализована посредством диффузионного приближения [5], с использованием потоковых моделей переноса излучения [6, 7], статистических нелинейных алгоритмов [8], методом средних траекторий фотонов [9, 10], методом конечных элементов [11], методом Байеса [12], методом Монте-Карло [13] и др. (см. [4, 5] и цитируемую там литературу). Как правило, алгоритмы решения обратной задачи отличаются сложностью и громоздкостью, что приводит к существенным затратам временных и компьютерных ресурсов.

В настоящей работе рассмотрена возможность ис-

пользования искусственной нейронной сети (ИНС), являющейся стандартной процедурой программной среды Matlab, для визуализации макронеоднородностей, расположенных в приповерхностных слоях модельной среды.

2. Материалы и методы

Искусственная нейронная сеть представляет большой интерес для решения многочисленных задач оптической диагностики [14–17]. Структура ИНС включает в себя сеть так называемых искусственных нейронов (рис.1), связанных между собой синаптическими соединениями [18]. Главная задача искусственного нейрона заключается в умении формировать правильный выходной сигнал в зависимости от сигналов, поступающих на его входы. Преобразуя входной сигнал во времени, ИНС меняет свое внутреннее состояние и формирует искомые выходные параметры. Большинство ИНС требуют процесса

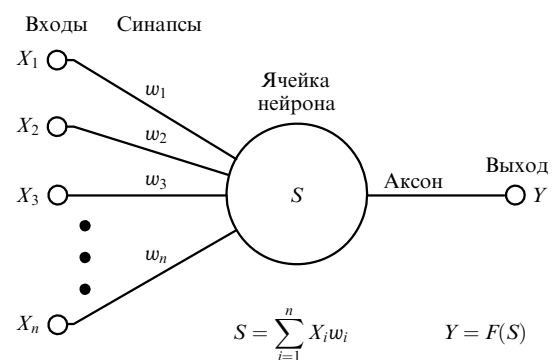


Рис.1. Схематическое изображение искусственного нейрона [18]: $X_1 - X_n$ – входные данные; $w_1 - w_n$ – весовые коэффициенты; S – функция активации ИНС; Y – выход сети.

Б.А.Векслер. Cranfield University, Cranfield Health, Cranfield, MK43 0AL, UK; e-mail: b.veksler@cranfield.ac.uk

И.В.Меглинский. Саратовский государственный университет им. Н.Г.Чернышевского, физический факультет, Россия, 410026 Саратов, ул. Московская, 155; адрес в настоящее время: Cranfield University, Cranfield Health, Cranfield, MK43 0AL, UK; e-mail: i.meglinski@cranfield.ac.uk

Поступила в редакцию 7 января 2008 г., после окончательного оформления – 13 марта 2008 г.

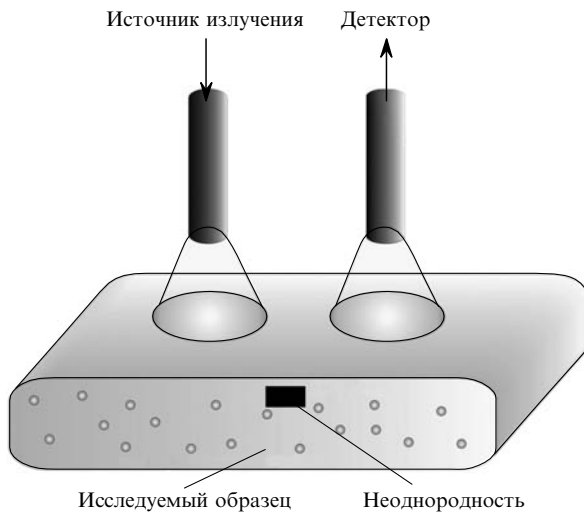


Рис.2. Принцип работы экспериментальной установки. Поверхность исследуемой среды освещается узконаправленным пучком низкоинтенсивного непрерывного лазерного излучения, падающего нормально к поверхности. Обратнорассеянное излучение регистрируется с помощью управляемого компьютером подвижного волоконного световода.

многомерной оптимизации параметров («обучения сети»), для реализации которого существуют различные алгоритмы [18]. В процессе обучения ИНС становится нечувствительной к малым изменениям входных сигналов, таким, например, как шум, вариации входных образов и др., и, как следствие, выдает корректный искомый результат и может быть использована для решения аналогичных задач. При этом, если предъявить сети несколько искаженных вариантов входного образа, то ИНС способна создать на выходе идеальный образ, с которым она никогда прежде не встречалась, – это так называемая способность к абстрагированию [18].

В данной работе мы использовали алгоритм Левенберга – Маркардта, являющийся наилучшим с точки зрения небольшого числа входных параметров ИНС. Кроме того, в рамках данного алгоритма процесс обучения ИНС занимает минимальное время. Оптические параметры модельной среды выбирались из расчета соответ-

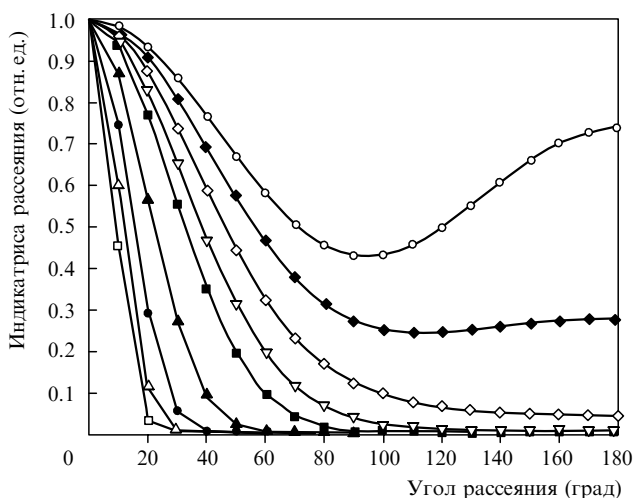


Рис.3. Индикатрисы рассеяния света, рассчитанные согласно теории Ми для рассеивателей размером 0.15 (□), 0.25 (△), 0.35 (●), 0.45 (▲), 0.55 (■), 0.65 (▽), 0.75 (◇), 0.85 (◆) и 0.95 мкм (○). Каждая кривая соответствует элементу обучающего множества ИНС.

ствия типичным параметрам биотканей [2, 19, 20]. Распределение оптического излучения внутри и на поверхности исследуемой среды было рассчитано методом Монте-Карло, сочетающим схемы моделирования эффективных оптических путей и статистических весов [21, 22]. Данный алгоритм, в случае подбора адекватных оптических параметров среды, позволяет с высокой степенью точности воспроизвести детектируемый сигнал с учетом геометрических параметров источника и детектора.

Расположение источника и детектора, реализуемое в моделировании, повторяет эксперимент, который схематически представлен на рис.2. Предполагается, что наличие в среде локальной неоднородности прямоугольной формы с высоким коэффициентом поглощения $\mu_a = 4.5 \text{ см}^{-1}$ существенно меняет пространственное распределение обратнорассеянного излучения, регистрируемого на поверхности среды. Ее оптические параметры: коэффициент поглощения $\mu_a = 0.7 \text{ см}^{-1}$, коэффициент рассеяния $\mu_s = 172 \text{ см}^{-1}$, фактор анизотропии $g = 0.95$, коэффициент преломления $n = 1.4$ [19]. Рассмотрены поглощающие неоднородности размерами 3×3 и 2×4 мм.

3. Результаты и их обсуждение

В качестве тестового примера с целью проверки возможности использования ИНС для определения среднего размера рассеивателей первичными обучающими параметрами ИНС были выбраны индикатрисы рассеяния, рассчитанные согласно теории Ми [23] для рассеивающих частиц с радиусом 0.05–1 мкм (рис.3). В этом случае структура ИНС включала 30 нейронов во входном слое и 2 в скрытом слое. Были использованы три слоя нейронов, с функциями активации в виде гиперболического тангенса для входного и скрытого слоев, с линейной функцией активации на выходе. Последний слой содержал один нейрон из-за наличия только одного выходного параметра – радиуса частицы. Количество нейронов в слоях мы подбирали из расчета максимального уменьшения ошибки обучения, не допуская при этом переобучения сети.

Ошибка обучения ИНС, рассчитанная методом регрессионного анализа [18], значительно возрастает при выходе тестового примера за границы обучающего множества (рис.4), т. е. в случае, когда радиус частиц оказывается вне пределов 0.05–1 мкм, при этом коэффициент регрессии R падает от 0.9 до 0.7. Таким образом, легко видеть, что ИНС может быть применима для восстановления размера рассеивателей по индикатрисе рассеяния только в пределах небольших отклонений от размеров обучающего множества. В противном случае достоверность полученных результатов существенно уменьшается. Для преодоления данного ограничения можно использовать большее количество обучающих параметров. Следует отметить, что частицы размером менее 0.2 мкм имеют индикатрису рассеяния, очень близкую к рэлеевской; их характеристики плохо определяются по угловым зависимостям. Для определения размеров частиц крупнее 1 мкм целесообразно использовать не полную, а малоугловую индикатрису рассеяния [4].

Для расчета пространственно-углового распределения обратнорассеянного излучения на поверхности среды и формирования обучающих параметров ИНС в условиях сильного анизотропного рассеяния, типичного для большинства биотканей, использовался метод Монте-Карло [21, 22]. Было рассмотрено влияние неоднород-

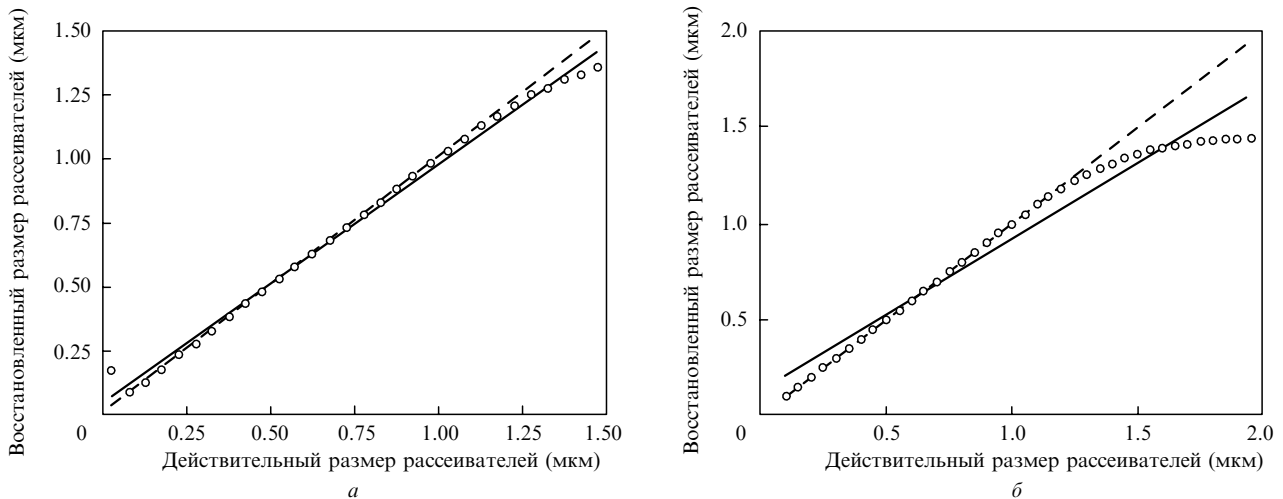


Рис.4. Регрессионный анализ сравнения результатов расчёта ИНС (○) и истинных размеров рассеивателей (---), используемых в тестовом примере. Радиус рассеивателей меняется в пределах 0.03–1.5 мкм (а) и 0.1–2 мкм (б) с шагом 0.05 мкм. Сплошной линией показана линейная интерполяция распределения размеров частиц, восстановленных ИНС.

ности на распределение интенсивности обратнорассеянного излучения. Результаты расчёта пространственно-углового распределения излучения на поверхности среды с различным положением и размером неоднородности и в её отсутствие представлены на рис.5. Поглощающая неоднородность расположена на глубине 3 или 5 мм. Предполагается, что данная модель имитирует структурные элементы ткани в норме и в случае патологии, например опухоли [19, 20]. Для восстановления изображения поглощающей неоднородности использована структура ИНС, имеющая 20 нейронов во входном слое, 5 в скрытом и 16 в выходном. Отличия от структуры тестовой ИНС обусловлены изменением количества входных/выходных параметров. Восстановление изображения неоднородности осуществлялось по шестнадцати точкам местопо-

жения детектора на поверхности, что предполагает использование шестнадцати нейронов в выходном слое. Количество обучающих примеров для прямоугольных неоднородностей составило 30 единиц.

Результаты восстановления изображения местоположения поглощающей неоднородности, расположенной на разных глубинах в модельной среде, представлены на рис.6. Оттенки серого несут информацию о вероятности нахождения поглощающей неоднородности в данной точке среды. Равномерный цвет фона является следствием ошибки ИС. В случае расположения неоднородности в приповерхностном слое с верхней границей на глубине 3 мм (рис.6,а) ИНС достаточно хорошо восстанавливает её образ (рис.6,в), коэффициент регрессии R при этом составляет 0.8. По мере увеличения глубины залегания неоднородности до 5 мм (рис.6,б) ошибка выходного сигнала ИНС возрастает, что приводит к увеличению ошибки восстановления изображения (рис.6,г), коэффициент регрессии R падает до 0.65.

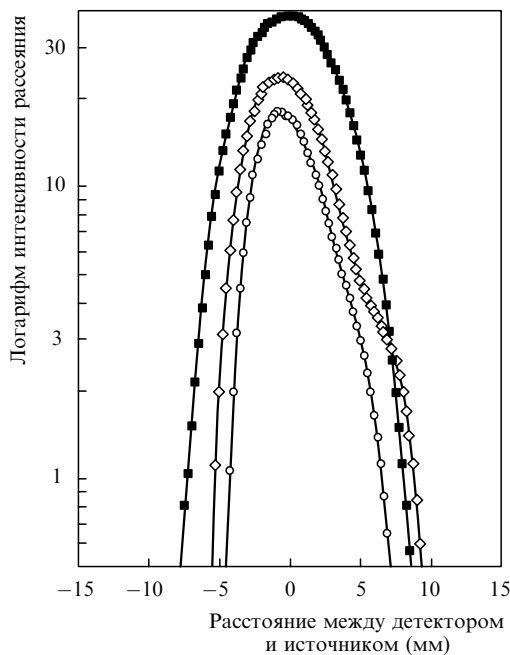


Рис.5. Распределение интенсивности рассеянного назад излучения на поверхности среды в отсутствие неоднородности (■), а также распределения интенсивности для поглощающих неоднородностей размером 3×3 мм на глубине 3 мм (○) и размером 2 мм (по горизонтали) и 4 мм (по вертикали) на глубине 5 мм (◇).

4. Заключение

Рассмотрены потенциальные возможности использования ИНС, являющейся стандартным приложением программного пакета Matlab, для восстановления местоположения поглощающей неоднородности на упрощённой модели случайно-неоднородной рассеивающей свет среды. Показано, что применение метода обратного светорассеяния в комплексе с ИНС позволяет с достаточной степенью точности решать обратные задачи определения среднего размера рассеивателей и восстановления изображения структурных неоднородностей среды.

Потенциальной областью приложения данного метода является возможность неинвазивного восстановления параметров структурных элементов биотканей в норме и патологии, определение местоположения инородных включений, расположенных в приповерхностных слоях биоткани. Кроме того, данная задача приобретает особую актуальность в связи с применением наночастиц для маркировки новообразований в диагностике и терапии онкологических заболеваний и для усиления таким образом контраста границ области локализации новообразований. В плане дальнейшего развития метода пред-

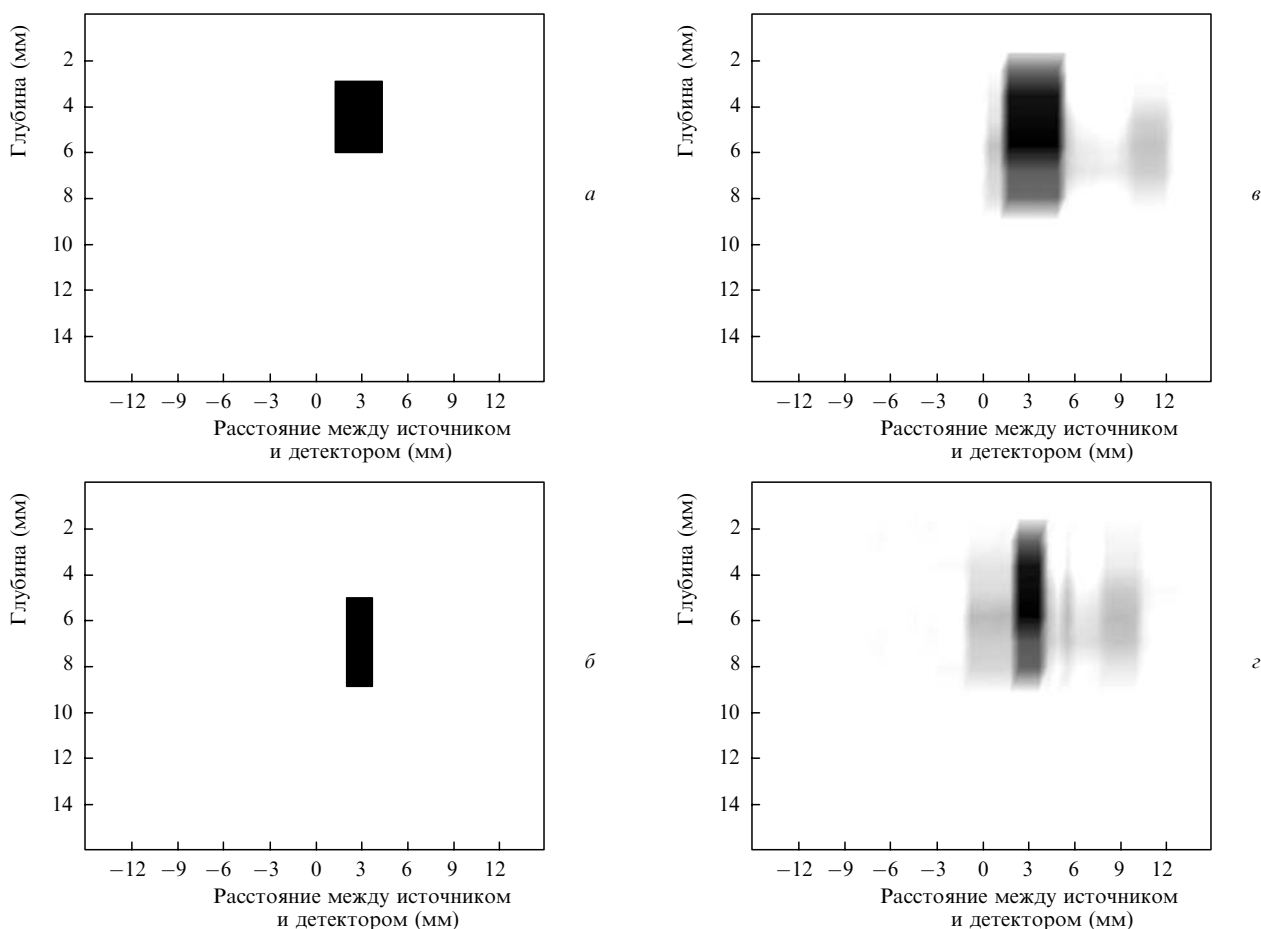


Рис.6. Действительные (*a, б*) и восстановленные ИНС (*в, з*) изображения поглощающих неоднородностей размером 3×3 мм на глубине 3 мм (*a, в*) и 2×4 мм на глубине 5 мм (*б, з*).

ставляется перспективным учет поляризационных эффектов зондирующего излучения.

Работа выполнена при частичной финансовой поддержке ORSAS (UK). Авторы признательны И.Л.Максимовой (СГУ) за ценные советы и замечания в процессе планирования и обсуждения результатов.

- Кузмин В.Л., Романов В.П. *УФН*, **166**, 247 (1996).
- Тучин В.В. *УФН*, **167**, 517 (1997).
- Yodh A., Chance B. *Phys. Today*, **48**, 34 (1995).
- Зимняков Д.А., Тучин В.В. *Квантовая электроника*, **32**, 849 (2002).
- Исимару А. *Распространение и рассеяние волн в случайно-неоднородных средах* (М.: Мир, 1981).
- Селищев С.В., Терещенко С.А. *ЖТФ*, **67**, 61 (1997).
- Рогаткин Д.А. *Оптика и спектроскопия*, **87**, 109 (1999).
- Третьяков Е.В., Шувалов В.В., Шутов И.В. *Квантовая электроника*, **31**, 1095 (2001).
- Волконский В.Б. и др. *Оптика и спектроскопия*, **87**, 457 (1999).
- Коновалов А.Б. и др. *Квантовая электроника*, **36**, 1048 (2006).
- Arridge S.R. et al. *Medical Phys.*, **20**, 299 (1993).
- Jong C. et al. *J. Opt. Soc. Am. A*, **16**, 2400 (1999).
- Кравченко О.В. и др. *Оптика и спектроскопия*, **100**, 1029 (2006).
- Шубников Е.И. *Оптика и спектроскопия*, **76**, 785 (1994).
- Wallace V.P. et al. *Phys. Med. Biol.*, **45**, 2859 (2000).
- Acton P., Newberg A. *Phys. Med. Biol.*, **51**, 3057 (2006).
- Котова С.П., Майоров И.В., Майорова А.М. *Квантовая электроника*, **37**, 22 (2007).
- Горбань А.Н., Россиев Д.А. *Нейронные сети на персональном компьютере* (Новосибирск: Наука, 1996).
- Tuchin V.V. *Tissue Optics: Light Scattering Methods and Instruments for Medical Diagnosis* (Bellingham, Washington: SPIE Press, 2000) Vol. TT38.
- Тучин В.В. *Лазеры и волоконная оптика в биомедицинских исследованиях* (Саратов, Изд-во СГУ, 1998).
- Меглинский И.В. *Квантовая электроника*, **31**, 1101 (2001).
- Меглинский И.В., Матчер С.Д. *Оптика и спектроскопия*, **91**, 692 (2001).
- Ван-де-Хюльст Г. *Рассеяние света малыми частицами* (М.: ИЛ, 1961).