

УДК 534.222
EDN: AUHEJF

PACS: 07.64.+z, *43.80.-n

Визуализация опухоли на основе обработки вейвлет-преобразования эластографического сигнала с помощью нейросети

© Д. А. Кравчук

ФГАОУ ВО «Южный федеральный университет» ИНЭП, г. Таганрог, 347922 Россия
E-mail: kravchukda@sfnedu.ru; denik545@ya.ru

Статья поступила в редакцию 11.12.2024; после доработки 14.02.2025; принята к публикации 2.06.2025
Шифр научной специальности: 2.2.12, 1.3.7

Рассмотрен новый неинвазивный диагностический метод получения изображений в эластографии, его принципы действия и клиническое применение, а также преимущества перед обычной ультразвуковой эластографией. На основе двумерного вейвлет-преобразования построена зависимость поля смещения от поля упругости имитирующая образование злокачественных опухолей. Рассмотрены два типа моделируемых распределений модуля Юнга (с равномерным распределением Гаусса и в форме пересечения двух эллипсов). Сформированы поля смещений с изменяющимся пол глубине ткани модулем упругости. Сформированы 300 реализаций соответствующие каждому типу распределения для обучения разработанной нейронной сети. С помощью нейронной сети построены графические изображения моделируемых тканей с отображением изменения упругости тканей.

Ключевые слова: эластография; опухоль; нейронная сеть; модуль упругости; акустический сигнал.

DOI: 10.51368/1996-0948-2025-3-12-18

Введение

Эластография – это метод оценки твердости ткани путем визуализации деформации ткани с основным принципом, что сжатие ткани создает деформацию внутри ткани, которая ниже в твердой ткани, чем в мягкой ткани, и это изменение в характере деформации отображается как яркое и темное соответственно. Патологические изменения, такие как рост злокачественных опухолей в мягких тканях, приводят к увеличению жесткости тканей, и это создает контраст эластичности опухолей по сравнению с окружающими здоровыми тканями [1]. Клиническое применение – это дифференциация доброкачественных и злокачественных поражений, обнаружение новообразований в лимфатических узлах, оценка жесткости жевательной мышцы, оценка очаговых поражений в крупных слюн-

ных железах. В работе [2] освещается новый неинвазивный диагностический метод эластографии, его принципы действия и клиническое применение, а также преимущества перед обычной ультразвуковой эластографией.

Эластография, основана на теории модуля Юнга, описывающего продольную деформацию в ответ на продольное напряжение, через модуль сдвига, связанный с поперечной деформацией к поперечному напряжению. Распространение сдвиговой волны в изотропных однородных средах при изменении модуля объемной упругости, реагирующего на изменение объема материала под действием внешнего напряжения. Рассматриваемый метод позволяет оценить упругие свойства различных тканей, а полученные изображения сравниваются с изображениями до и после сжатия [3, 4]. Значение упругости меняется в различных тканях, и в одной и той же ткани

при разных патологических состояниях, например новообразование [5, 6]. Жесткость ткани имеет тенденцию изменяться (обычно увеличиваться) с течением болезни и может быть обнаружена путем измерения деформации ткани под действием приложенного напряжения [7, 8]. Полученные высококонтрастные изображения тканей могут привести к выявлению процессов заболевания на ранних стадиях, когда можно применить методы лечения. Затем данные сравниваются с использованием метода кросс-корреляции для определения величины смещения, которому подвергается каждая небольшая область ткани в ответ на сжатие, приложенное ультразвуковым датчиком [9].

В настоящее время известны методы эластографии для ультразвуковой и для магнитно-резонансной томографии [10]. Соноэластографией, основана на воспроизводимых различиях в обратно рассеянных ультразвуковых сигналах, которые возникают в результате сжатия тканей различной жесткости.

Материал и методы

В работе предложен метод получения изображений патологических тканей на основе разработанных моделей раковых клеток с помощью обучаемой нейронной сети для повышения точности распределения карты эластичности на изображении. Для достижения поставленной цели необходимо решение обратной задачи для определения распределения жесткости тканей.

В последние десятилетия обратные задачи, основанные на смещении или деформации, широко распространены [11]. Построение поля смещения используется для оценки пространственного распределения параметров материала согласно решению обратной задачи упругости. Обратная задача состоит из системы уравнений в частных производных на основе законов механики [12, 13]. При решении прямых задач измеренной поле смещений представляет собой сумму уравнений в частных производных и дают быстрый результат, но имеют ошибки при расчетах с большими градиентами деформации [14, 15]. Предлагается использовать базисные вейвлет-функции для отображения и картографирования операторов поля смещения.

Цель решения обратных задач на основе эластографии обеспечение неинвазивной оценки упругих свойств мягких тканей на основе распределения эластичности, что является диагностическим параметром.

Моделируемая плоскость формировалась в виде неоднородного поля модуля Юнга (E) в координатах (x, y) . Сформирована область размером 20×20 мм в которой предполагалось постоянное значение коэффициента Пуассона 0,3, с неоднородным распределением модуля Юнга. Дискретизация изменений модуля Юнга проводилась с шагом 0,1 мм. Для обучения было создано 300 значений распределений модуля Юнга в координатах (x, y) . Для формирования трехмерной структуры модели неоднородности по высоте h , мы внедрили включение диаметром 3 мм с гауссовым распределением роста амплитуды:

$$E(x, y) = 10 - 5e^{-\left[\left(\frac{x-x_\sigma}{\sigma} \right)^2 - \left(\frac{y-y_\sigma}{\sigma} \right)^2 \right]}$$

где (x_σ, y_σ) координата точек в ткани и σ – стандартное отклонение распределения Гаусса. Стандартное отклонение распределения Гаусса рассчитано для 200 реализаций ткани с различным распределением модуля упругости, которые были сформированы методом Монте-Карло. Пример расчета нормированного Гауссова распределения модуля упругости на максимальное значение модуля упругости в ткани (рис. 1).

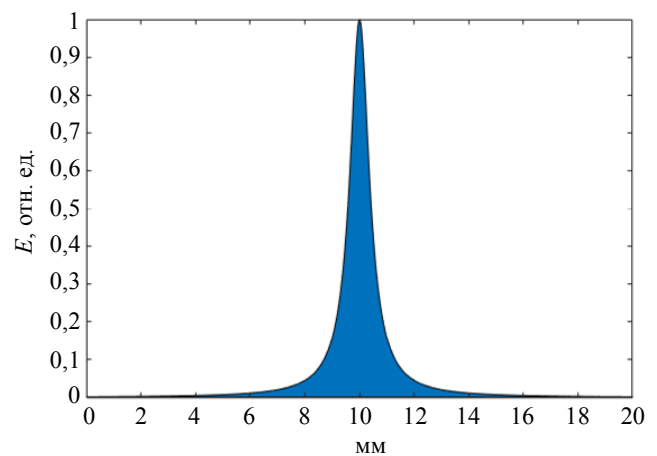


Рис. 1. Гауссово распределение модуля упругости

Известно, что доброкачественные опухоли имеют, как правило, четкие границы и с равномерным распределением модуля упру-

гости [16]. Злокачественные новообразования имеют различные формы с неоднородным распределением модуля упругости внутри (рис. 2а и рис. 2б). Модель злокачественной опухоли представим в виде двух пересекающихся эллипсов разного диаметра (x, y, b – координаты малого эллипса, X, Y, a – координаты большого эллипса):

$$E(x, y) = G \left[\sum_{i=1}^2 \chi_i \left[E_0 + E_i \left\{ 1 - \left(\frac{x - X_i}{a_i} \right)^2 \right\} \left\{ 1 - \left(\frac{y - Y_i}{b_i} \right)^2 \right\} \right] \right]$$

На рисунке 2 представлены моделируемые неоднородности распределения модуля упругости на плоскости 20×20 мм высотой 1 мм. На рисунке а) представлена ткань одним моделируемым слоем, на рисунке б) приведены 300 слоев формирующих неоднородность ткани.

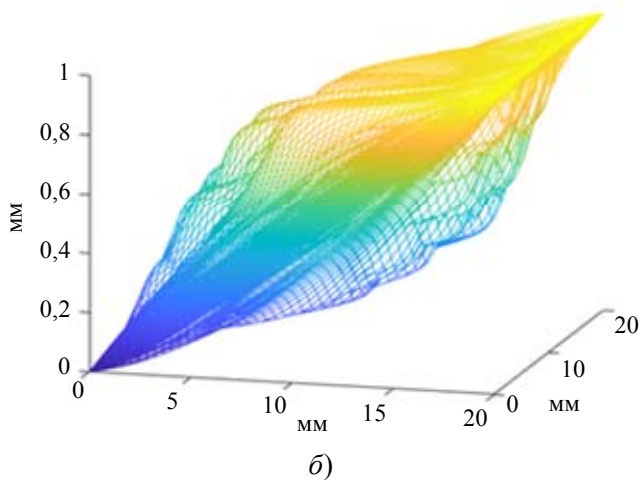
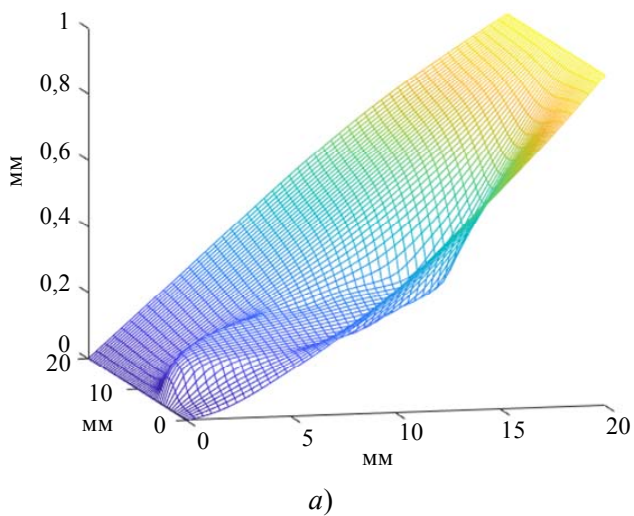


Рис. 2. Слой моделируемой ткани: а) – один слой, б) – 300 слоев

Система представляет собой обучаемую нейронную сеть на выходе которой построение поля упругих свойств биологических тканей. Для математической модели будем рассматривать поле смещений x, y, z и поле упругости $E(x)$. Для формирования сетки и точечной дискретизации введем параметр n , характеризующий разрешающую способность для построения точек изображения по осям x_n, y_n, z_n . Задача состоит в формировании оператора преобразующего поле смещения в поле упругости $E(x)$. При использовании стандартных методик формирования изображения при эластографии мы получаем только контур неоднородности, без внутренних структур (рис. 3).

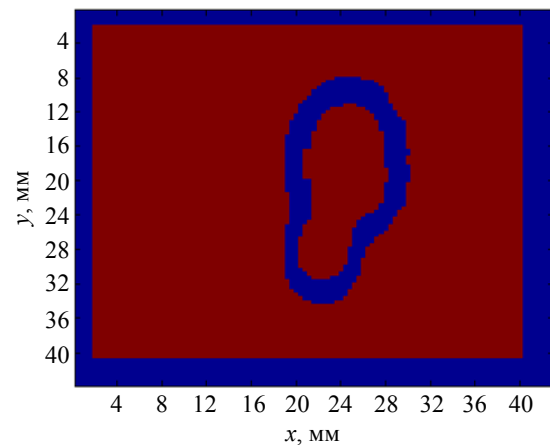


Рис. 3. Контур неоднородности без использования вейвлет преобразования и нейросети

Будем использовать дискретное вейвлет-преобразование, которое по скорости вычисления быстрее, чем непрерывное вейвлет-преобразование. Так же можно использовать множество базисных функций с различными свойствами локализации частоты. Использование двойного древовидного комплексного вейвлет-преобразования приводит к использованию более сложных базисных функций, которые имеют инвариантность сдвига и направленность, хотя математически так же быстро реализуемые, как и дискретное вейвлет-преобразование. Теоретические модели расчета акустического поля при соответствующих граничных условиях для моделей неоднородностей будем использовать из наших исследований [14].

Простейший нейрон состоит из входов x_i , веса w_i (смещение) и также функции активации. Функцию активации используем ReLU

для повышения скорости расчета. На рисунке 4 представлена схема нейронной сети тремя скрытыми слоя для обучения и построения изображения изменяющейся структуры ткани. Двумерное дискретное вейвлет-преобразование (DWT) имеет одну масштабирующую функцию и три вейвлет-функции, состоящие из произведения одномерных вейвлетов в горизонтальном и вертикальном направлениях [15].

Для двумерной свертки (с 1 входным каналом и 1 выходным каналом) градиент пропускания является градиентом относительно выхода, свернутых с временным обращением фильтра если $Y(z) = Y(z_1, z_2) = H(z)X(z)$, то: $\Delta X(z) = H(z-1)\Delta Y(z)$, где $H(z-1)$ – обратное преобразование времени/пространства $H(z)$, $\Delta Y(z)$ – градиент потерь относительно выхода, а $\Delta X(z)$ – градиент потерь относительно входа.

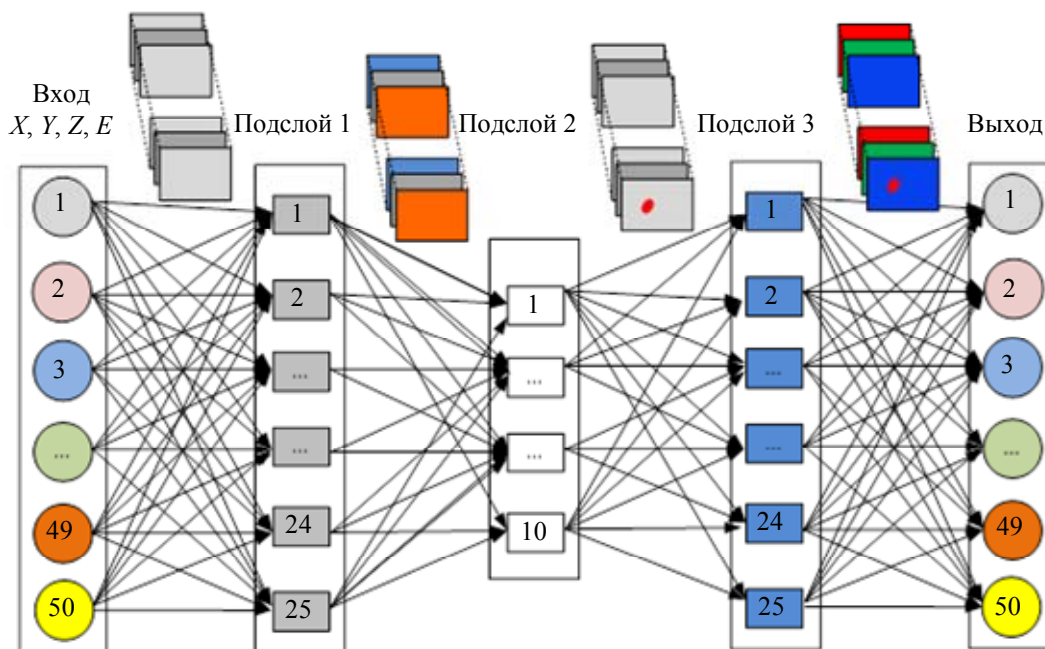


Рис. 4. Схема нейронной сети кодировщик-декодировщик

Результаты

На рисунке 5 приведены результаты построения изображений акустического отклика от моделируемых неоднородностей полей распределения модуля упругости. Обучение проводилось по 50 эпохам.

Рисунок 6 отображает результаты построения изображений акустического отклика от моделируемых неоднородностей полей распределения модуля упругости для 500 эпох обучения. Полученные рисунки отображают форму моделируемой опухоли по изменению модуля упругости. Например, рисунок в) иллюстрирует форму и неоднородности распределения более твердых тканей, которые имеют более темный оттенок красного цвета.

Патологические изменения, такие как рост злокачественных опухолей в мягких тканях, приводят к увеличению жесткости тканей, и это создает контраст эластичности опухолей по сравнению с окружающими здоровыми тканями [17]. Предложенный метод распознавания ультразвуковых изображений при ультразвуковой эластографии использует нейронную сеть на основе двумерного вейвлет-преобразования, который отображает изменение упругих свойства в биологических тканях. Нейронный оператор на основе вейвлета-преобразования преобразует поля смещения в поля упругости. Сформированные модели ткани с изменением модуля упругости по глубине тканей, позволили с помощью построенной сверточной нейронной сети получить изображения моделируемых эластографических изображений опухолевых тканей.

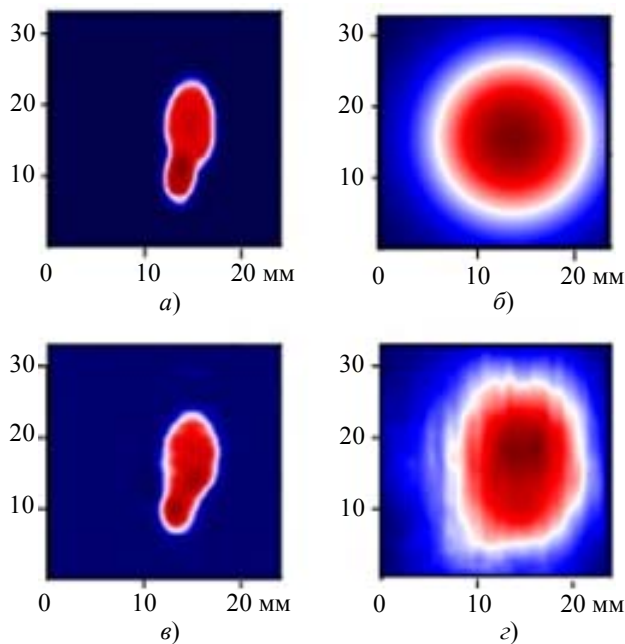


Рис. 5. Расчеты для 50 эпох обучения: а) моделируемая опухоль; б) моделируемая опухоль в виде Гауссова распределения модуля Юнга; в) обнаруженная нейросетью модель формы опухоли; г) обнаруженная нейросетью модель опухоли с Гауссовым распределение модуля Юнга

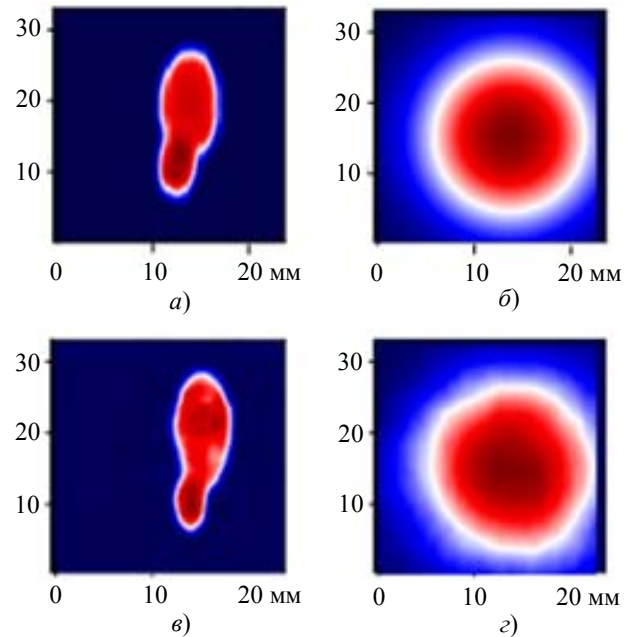


Рис. 6. Расчеты для 500 эпох обучения: а) моделируемая опухоль; б) моделируемая опухоль в виде Гауссова распределения модуля Юнга; в) обнаруженная нейросетью модель формы опухоли; г) обнаруженная нейросетью модель опухоли с Гауссовым распределение модуля Юнга

Заключение

Приведена модель визуализации упругости сдвиговой волны, связанная с модулем сдвига в ткани. Использование двумерного дискретного вейвлет-преобразования положенное в основу обработки распространения акустического сигнала в тканях с меняющимся модулем в по глубине ткани позволило получить изображение изменений происходящих в ткани, которые можно классифицировать как опухоль. Проведены сравнения изображений для изменяющего модуля упругости в биологических тканях, сформированные структуры позволяют сделать выводы о форме, размерах и структуре опухоли.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Palmeri M. L., Nightingale K. R. / Interface Focus. 2011. Vol. 1. № 4. P. 553–564.
2. Cui Xin-Wu, Li Kang-Ning, Yi Ai-Jiao, Wang Bin; Wei, Qi, Wu Ge-Ge, Dietrich Christoph F. / Endoscopic Ultrasound. 2022. Vol. 11. № 4. P. 252–274.
3. Cè Maurizio, Natascha Claudia D'Amico, Giulia Maria Danesini, Chiara Foschini, Giancarlo Oliva, Carlo Martinenghi, Michaela Cellina / BioMedInformatics. 2023. Vol. 3. № 1. P. 17–43.

4. Giovannini M., Hookey L. C., Bories E., Pesenti C., Monges G., Delpero J. R. / Endoscopy. 2006. Vol. 38. № 4. P. 344–348. doi: 10.1055/s-2006-925158
5. Yazaki T., Tobita H., Sato S., Miyake T., Kataoka M., Ishihara S. / Journal of International Medical Research. 2022. Vol. 50. № 6. Article no 3000605221100126. doi: 10.1177/03000605221100126.
6. Alam F., Naito K., Horiguchi J., Fukuda H., Tachikawa T., Ito K. / American Journal of Roentgenology. 2008. Vol. 191. № 2. P. 604–610. doi: 10.2214/AJR.07.3401
7. Miller T., Bello U. M., Tsang C. S. L., Winser S. J., Ying M. T. C., Pang M. Y. C. / Disability and Rehabilitation. 2023. Vol. 46. № 16. P. 3549–3563. <https://doi.org/10.1080/09638288.2023.2252744>
8. Harvey C. J., Pilcher J. M., Eckersley R. J., Blomley M. J., Cosgrove D. O. / Clinical Radio. 2002. Vol. 57. Is. 3. P. 157–177. <https://doi.org/10.1053/crad.2001.0918>.
9. Ophir J., Garra B., Kallel F., Konofagou E., Krouskop T., Righetti R. / Ultrasound in Medicine & Biology. 2020. Vol. 26. Suppl. 1. P. S23–S29. [https://doi.org/10.1016/S0301-5629\(00\)00156-3](https://doi.org/10.1016/S0301-5629(00)00156-3).
10. Awasthi A., Gautam U., Bhaskar S., Roy S. / Computer Methods and Programs in Biomedicine. 2020. Vol. 197. Article no 105688. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2020.105688>.
11. Sandrin L., Fourquet B., Hasquenoph J.-M. / Ultrasound in Medicine and Biology. 2003. Vol. 29. № 12. P. 1705–1713. doi: 10.1016/j.ultrasmedbio.2003.07.001
12. Мухралиева А. И., Карстун В. А., Заграй Н. П., Чернов Н. Н. / Моделирование, оптимизация и информационные технологии. 2018. Т. 6. № 4(23).

С. 53–60. doi: 10.26102/2310-6018/2018.23.4.004 (дата обращения: 10.08.2024).

13. Кравчук Д. А., Чернов Н. Н., Михралиева А. И. / Известия Юго-Западного государственного университета. Серия: Управление, вычислительная техника, информатика. Медицинское приборостроение. 2024. Т. 14. № 1. С. 104–113.

<https://doi.org/10.21869/2223-1536-2024-14-1-104-113> (дата обращения: 10.09.2024).

14. Fovargue D., Nordsletten D., Sinkus R. / NMR Biomed. 2018. Vol. 31. № 10. Article no e3935. <https://doi.org/10.1002/nbm.3935>

15. Chia-Yen Lee, Guan-Lin Chen, Zhong-Xuan Zhang, Yi-Hong Chou, Chih-Chung Hsu / Journal of Healthcare Engineering. 2018. Vol. 2018. Article no 8413403. <https://doi.org/10.1155/2018/8413403>

16. Tripura T., Awasthi A., Roy S., Chakraborty S. / Computer Methods and Programs in Biomedicine. 2023. Vol. 232. Article no 107436.

17. Лагута М. В., Кравчук Д. А., Чернов Н. Н. / Известия Юго-Западного государственного университета. Серия: Управление, вычислительная техника, информатика. Медицинское приборостроение. 2025. Т. 15. № 1. С. 131–143. doi: 10.21869/2223-1536-2025-15-1-131-143 (дата обращения: 3.03.2025).

PACS: 07.64.+z, *43.80.-n

Tumor visualization of elastographic study based on wavelet transform processing using neural network

D. A. Kravchuk

*Southern Federal University, Taganrog, 347922 Russia
E-mail: kravchukda@sfnu.ru; denik545@ya.ru*

Received 11.12.2024; revised 14.02.2025; accepted 2.06.2025

The article considers a new noninvasive diagnostic method for obtaining images in elastography, its operating principles and clinical application, as well as advantages over conventional ultrasonography. Based on the two-dimensional wavelet transform, the dependence of the displacement field on the elasticity field simulating the formation of malignant tumors is constructed. Two types of simulated distributions of Young's modulus are considered (with a uniform Gaussian distribution and in the form of an intersection of two ellipses). Displacement fields with a changing elasticity modulus throughout the tissue depth are formed. 300 realizations corresponding to each type of distribution are formed for training the developed neural network. Using the neural network, graphical images of the simulated tissues are constructed with the display of changes in tissue elasticity.

Keywords: elastography; tumor; neural network; elastic modulus; acoustic signal.

REFERENCE

- Palmeri M. L. and Nightingale K. R., Interface Focus **1** (4), 553–564 (2011).
- Cui Xin-Wu, Li Kang-Ning, Yi Ai-Jiao, Wang Bin; Wei, Qi, Wu Ge-Ge and Dietrich Christoph F., Endoscopic Ultrasound **11** (4), 252–274 (2022).
- Cè Maurizio, Natascha Claudia D'Amico, Giulia Maria Danesini, Chiara Foschini, Giancarlo Oliva, Carlo Martinenghi and Michaela Cellina, BioMedInformatics **3** (1), 17–43 (2023).
- Giovannini M., Hookey L. C., Bories E., Pesenti C., Monges G. and Delpero J. R., Endoscopy **38** (4), 344–348 (2006). doi: 10.1055/s-2006-925158
- Yazaki T., Tobita H., Sato S., Miyake T., Kataoka M. and Ishihara S., Journal of International Medical Research **50** (6), 3000605221100126 (2022). doi: 10.1177/03000605221100126.
- Alam F., Naito K., Horiguchi J., Fukuda H., Tachikawa T. and Ito K., American Journal of Roentgenology **191** (2), 604–610 (2008). doi: 10.2214/AJR.07.3401
- Miller T., Bello U. M., Tsang C. S. L., Winser S. J., Ying M. T. C. and Pang M. Y. C., Disability and Rehabilitation **46** (16), 3549–3563 (2023). <https://doi.org/10.1080/09638288.2023.2252744>
- Harvey C. J., Pilcher J. M., Eckersley R. J., Blomley M. J. and Cosgrove D. O., Advances in ultrasound. Clinical Radio **57** (3), 157–177 (2002). <https://doi.org/10.1053/crad.2001.0918>.

9. Ophir J., Garra B., Kallel F., Konofagou E., Krouskop T. and Righetti R., *Ultrasound in Medicine & Biology* **26** (1), S23–S29 (2020). [https://doi.org/10.1016/S0301-5629\(00\)00156-3](https://doi.org/10.1016/S0301-5629(00)00156-3).
10. Awasthi A., Gautam U., Bhaskar S. and Roy S., *Computer Methods and Programs in Biomedicine* **197**, 105688 (2020). <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2020.105688>.
11. Sandrin L., Fourquet B. and Hasquenoph J.-M., *Ultrasound in Medicine and Biology* **29** (12), 1705–1713 (2003). doi: 10.1016/j.ultrasmedbio.2003.07.001
12. Mihralieva A. I., Karstin V. A., Zagrai N. P. and Chernov N. N., *The scientific journal modeling, optimization and information technology* **6** (4(23)), 53–60 (2018). doi: 10.26102/2310-6018/2018.23.4.004 [in Russian].
13. Kravchuk D. A., Chernov N. N. and Mihralieva A. I., *Proceedings of the Southwest State University. Series: Control, Computer Engineering, Information Science. Medical Instruments Engineering* **14** (1), 104–113 (2024). <https://doi.org/10.21869/2223-1536-2024-14-1-104-113> [in Russian].
14. Fovargue D., Nordsletten D. and Sinkus R., *Stiffness reconstruction methods for MR elastography*, *NMR Biomed* **31** (10), e3935 (2018). <https://doi.org/10.1002/nbm.3935>
15. Chia-Yen Lee, Guan-Lin Chen, Zhong-Xuan Zhang, Yi-Hong Chou and Chih-Chung Hsu, *Journal of Healthcare Engineering* **2018**, 8413403 (2018). <https://doi.org/10.1155/2018/8413403>
16. Tripura T., Awasthi A., Roy S. and Chakraborty S., *Computer Methods and Programs in Biomedicine* **232**, 107436 (2023).
17. Laguta M. V., Kravchuk D. A. and Chernov N. N. *Proceedings of the Southwest State University. Series: Control, Computer Engineering, Information Science. Medical Instruments Engineering* **15** (1), 131–143 (2025). <https://doi.org/10.21869/2223-1536-2025-15-1-131-143> [in Russian].

Об авторе

Кравчук Денис Александрович, д.т.н., профессор, ФГАОУ ВО «Южный федеральный университет» ИНЭП (Россия, 347922, г. Таганрог, ул. Шевченко, 2, корп. «Е»). E-mail: kravchukda@sfedu.ru; denik545@ya.ru SPIN-код РИНЦ 2826-3107, Author ID 550525