

Рисунок 3 – Зависимость КПМ АУ AD-44/CW-TA-30-512 в рабочем диапазоне частот (1. без СЦ, 2. С СЦ): а) в лесополосе; б) в помещении; в) в непосредственной близости с техникой.

Заключение. Таким образом, использование адаптивного СУ синтезированного на основе метода вещественных частот с параметрическим представлением позволит обеспечить уровень КПМ стремящийся к максимальному в рабочем диапазоне частот, что позволит максимизировать передаваемую (принимаемую) мощность сигнала в нагрузку, тем самым обеспечит подразделение устойчивой радиосвязью в различных условиях эксплуатации.

1. Бабков В.Ю., Муравьев Ю.К. Основы построения устройств согласования антенн // ВАС, 1980. – 240 с.
2. Полушин П.А., Самойлов А.Г., Самойлов С.А. Адаптирующиеся высокочастотные генераторы для биомедицинских целей // Медицинская техника. – 2000. – № 4. – С. 26–36.
3. Yarman, B.S. Design of ultra wideband antenna matching networks / B.S. Yarman. – Istanbul: Springer, 2008. – 308 p.
4. Trival antene. Datasheet AD-44/CW-TA-30-512. – Slovenia, 2019.

НЕЙРОСЕТЕВОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ ДЛЯ АНАЛИЗА ТЕМПЕРАТУРНЫХ ДАННЫХ СИМУЛЯЦИЙ МОЛОЧНЫХ ЖЕЛЕЗ

Емельянов Е.А., Поляков М.В.,

*аспиранты Волгоградского государственного университета,
г. Волгоград, Российская Федерация*

Научный руководитель – Хоперсков А.В., доктор физ.-мат. наук, профессор

Актуальность данной работы обусловлена созданием методов и технологий диагностики онкологических заболеваний молочных желез на ранней стадии с использованием метода радиомикроволновой термометрии. Перспективным видится развитие данного метода для решения класса проблем, связанных с локализацией опухоли [2].

Основной задачей исследования является построение модели нейронной сети способной классифицировать произвольный объект, описанный набором температурных показателей, полученных в ходе компьютерного моделирования, на группы в которых опухоль локализована в той или иной точке, а также исследование влияния топологии нейронной сети на точность получаемых результатов.

Материалы и методы. В работе использовались данные компьютерного моделирования яркостной температуры молочных желез пациентов, у которых наблюдалась опухоль радиуса $R=0.75$ см. Данные были представлены в виде таблицы, содержащей девять значений температуры на поверхности кожи (ИК) и девять значений внутренней температуры (РТМ). Схема, на которой изображены точки, в которых происходило изменение температур, изображена на рисунке 1.

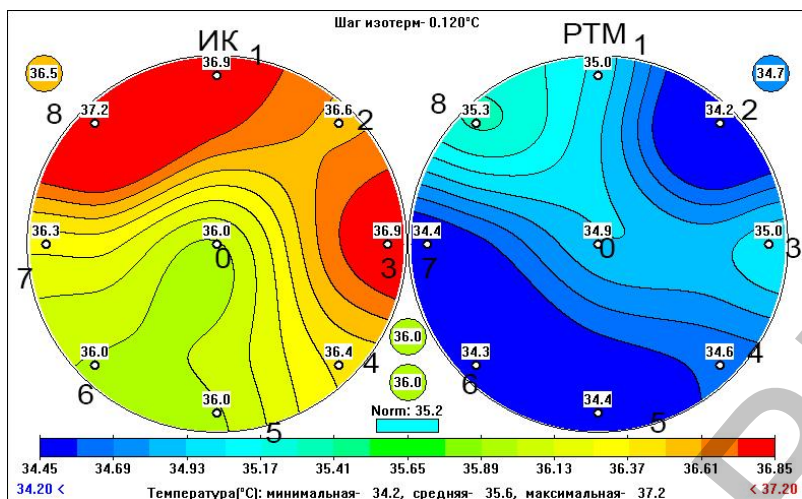


Рисунок 1 – Температурные данные пациента, у которого наблюдается опухоль в точке «8»

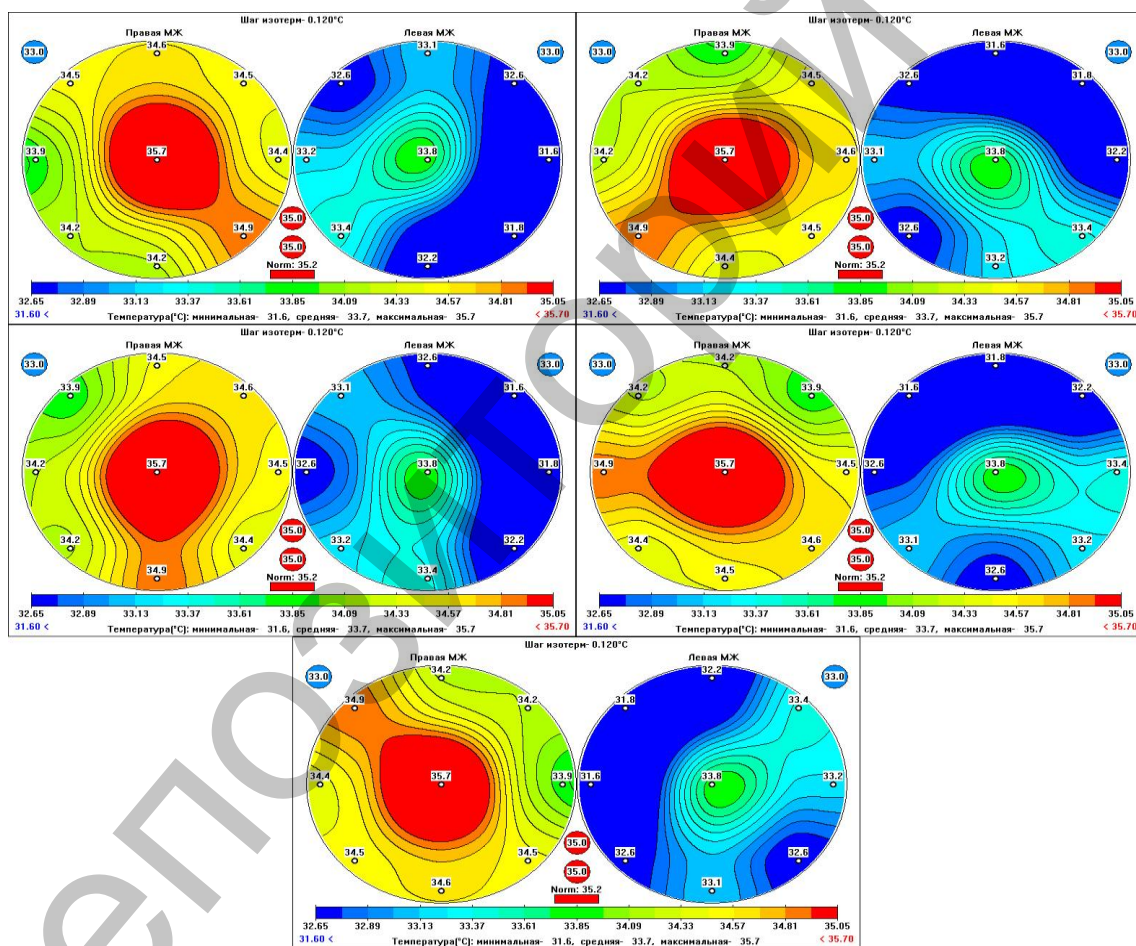


Рисунок 2 – Искусственное увеличение объема выборки данных

Объем исходной выборки данных составил 80 результатов обследований, что для обучения нейронной сети является крайне малым значением. Вследствие этого, было проведено искусственное увеличение данных выборки, путем смещения точек относительно точки «0» рисунок 2.

Исходные данные были приведены к единому виду, с использованием двух различных методов стандартизации [3] – z-масштабирование и метод минимакс.

В качестве основного инструмента использовались модели нейронных сетей прямого распространения [1], реализованные на языке Python. Приведены результаты экспериментальных исследований, показывающие точность определения класса от используемой топологии нейронной сети.

Результаты и их обсуждение. Результаты наиболее удачных топологий нейронных сетей представлены в таблице 1.

Таблица 1 – Результаты тестирования

	Модель 2		Модель 3		Модель 4		Модель 5	
	Кол-во нейронов	Функция активации	Кол-во нейронов	Функция активации	Кол-во нейронов	Функция активации	Кол-во нейронов	Функция активации
Слой 1	18	Tanh	18	Tanh	18	Tanh	18	Tanh
Слой 2	36	RELU	36	RELU	36	RELU	36	RELU
Слой 3	9	RELU	36	RELU	36	RELU	18	Sigmoid
Слой 4	9	RELU	9	RELU	36	RELU	36	RELU
Слой 5	9	Softmax	9	Softmax	9	Softmax	9	Softmax
Точность	54.55%		63.64%		54,5%		69.2%	

Для исходной выборки данных точность составила 20–30%, что является не удовлетворительным результатом. Точка пространственного расположения опухоли далеко не всегда совпадает с самым «горячим» местом на тепловой карте, поэтому данные были подобраны таким образом, чтобы местоположение опухоли совпадало с областью максимальной температуры. На этой специально созданной выборке была обучена и протестирована нейронная сеть. Результаты тестирования показали точность 55–69% (таблица 1).

Заключение. Задача локализации раковых опухолей является довольно трудной по ряду причин: неполнота информации в медицинских базах и довольно малые объемы данных натуральных экспериментов. Для обучения и тестирования нейронных сетей необходимо задействовать как можно больше входных данных. В данном случае применение результатов компьютерного моделирования видится достаточно перспективным направлением в развитии данного подхода.

Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ, проект № 19-01-00358.

1. Goodfellow I. Deep learning. / Goodfellow I., Bengio Y., Courville A // MIT press, 2016. – 787 P.
2. Глазунов В.А., Лосев А.Г. Алгоритм локализации опухоли при раке молочной железы по данным микроволновой термометрии. Инженерный вестник Дона, 2019, № 7, С. 1–15
3. Жуков Л.А., Решетникова Н.В. Приложения нейронных сетей: Учебное пособие для студентов, учащихся лицей и ЗПШНИ // Л. А. Жуков, Н. В. Решетникова. Красноярск: ИПЦ КГТУ, 2007. – 154 с.

ПОСЛЕДОВАТЕЛЬНЫЙ АЛГОРИТМ СИГНАЛЬНО-ТРАЕКТОРНОГО РАСПОЗНАВАНИЯ РАДИОЛОКАЦИОННЫХ ОБЪЕКТОВ С АДАПТАЦИЕЙ К УСЛОВИЯМ НАБЛЮДЕНИЯ

Зайко Е.В., Свинарский М.В.,

*адъюнкт, инженер лаборатории кафедры автоматики, радиолокации и приемо-передающих устройств УО «ВА РБ», г. Минск, Республика Беларусь
Научный руководитель – Ярмолик С.Н., канд. техн. наук, доцент*

Для эффективного противодействия налету противника необходимо обеспечить первоочередное уничтожение наиболее опасных целей в налете. Для выбора таких целей необходимо иметь соответствующую информацию о классах или типах наблюдаемых объектов. Факт принадлежности наблюдаемого объекта к определенному классу или типу устанавливается в процессе решения задачи распознавания [1, С. 10–15].

Для решения задачи радиолокационного распознавания (РЛР) в качестве отличительных признаков широко используют сигнальные и траекторные классификационные признаки объектов [1, С. 7–23]. С учетом того, что задача РЛР решается в условиях сложной воздушной и помеховой обстановки при ограниченности временного ресурса, возникает необходимость повышения эффективности алгоритмов РЛР. Совершенствование