

МИНОБРНАУКИ РОССИИ
Федеральное государственное бюджетное образовательное
учреждение высшего образования
«САРАТОВСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ
ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ ИМЕНИ
Н.Г. ЧЕРНЫШЕВСКОГО»

Кафедра медицинской физики

«Детектирование активности потовых желез на термограммах
методами машинного обучения»

наименование темы выпускной квалификационной работы

АВТОРЕФЕРАТ МАГИСТЕРСКОЙ РАБОТЫ

Студентки 2 курса 2221 группы
направления 03.04.02 «Компьютерные технологии в медицинской физике»

институт физики

Азовой Элины Кирилловны

фамилия, имя, отчество

Научный руководитель:
к.ф.-м.н., доцент



подпись, дата

18.06.25 А.А.Сагайдачный

Зав. кафедрой,
д.ф.-м.н., профессор



подпись, дата

А.В.Скрипаль

18.06.25

Саратов 2025

Введение. ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность темы. Актуальность изучения обусловлена тем, что на практике важность знания уровня активности потовых желез и гемодинамических явлений состоит в том, что это связано с различными аномалиями потоотделения, так как дисфункция малых симпатических нервных волокон холинергического типа отвечает и за активность потовых желез, и наблюдается при заболеваниях, когда снижается плотность волокон.

Поэтому поиск новых способов количественного оценивания активности потовых желез, гемодинамической активности и симпатической реакции организма, как во времени, так и в пространстве, представляет интерес для биомедицинской диагностики

Цель работы. Целью данной работы является разработка метода детектирования количества активных эккринных потовых желез на основе тепловизионного детектирования поверхности кожи и методов машинного обучения, а также апробация данного метода на здоровых добровольцах и добровольцах с дисфункцией малых нервных волокон.

Для достижения поставленной цели было необходимо выполнить ряд задач:

1. Выполнить критический анализ литературы, посвященной методам машинного обучения, изучить применение систем машинного обучения-для обработки изображений;
2. Провести обзор методов детектирования потовых пор на поверхности кожи человека;
3. Разработать новый метод и алгоритм детектирования потовых пор с использованием возможностей машинного обучения;
4. Разработать программу, реализующую алгоритм детектирования количества потовых пор;
5. Применение разработанного метода для анализа динамических термограмм на фаланге пальца на здоровых добровольцах и добровольцах с дисфункцией нервных волокон.

Научная новизна. Новизна работы заключается в применении нового созданного метода на инфракрасных изображениях с целью детектирования точечных объектов на поверхности кожи.

Основное содержание работы

1. Теоретическая часть

1.1. Биофизические основы строения и функционирования потовых желез

1.2. Машинное обучение для обработки инфракрасных изображений

1.3. Машинное обучение. элементы искусственного интеллекта

1.4. Этапы машинного обучения. методы математической статистики в машинном обучении

1.5. Применение систем машинного обучения для обработки изображений

1.6. Применение вейвлет преобразования

2. Практическая часть

2.1. Материалы и программное обеспечение

2.2. Описание алгоритма со скриншотами программы

2.3. Результаты и выводы

Основная теория и результаты исследования

Существуют три основных типа потовых желез: эккриновые, апокриновые и апоэкринные.

Эккриновые потовые железы являются наиболее многочисленными, распределены почти по всей площади поверхности тела и отвечают за самый большой объем выделения пота.

Активизация потовой железы сопровождается выделением пота на поверхность кожи, его испарением в окружающую среду с локальным охлаждением кожи.

Использование инфракрасных изображений для визуализации открытых потовых пор является наиболее эффективным способом детектирования их активности.

Для рассмотрения и анализа работы потовых желез в работе использовались исходных данных, полученные в результате проведения дыхательной пробы.

Запись термографических данных осуществлялась в среднем на протяжении 5 минут, проводилась дыхательная проба: вдохи осуществлялись на 2, 3, 4 минутах и последующая возрастающая активность потовых пор фиксировалась после каждого вдоха.

Для анализа результатов термограммы был составлен алгоритм, состоящий из нескольких этапов.

Первый этап представляет собой сбор экспериментальных данных и предподготовку для обработки полученных термограмм. Исходные данные являются динамической термограммой, из которой с помощью программы ThermoTransform были получены отдельные кадры-матрицы размером 320×240 , каждый элемент которой представляет собой температуру-состояние.

В последующих этапах алгоритма процесс автоматической обработки и анализа данных, включая преобразование, очистку и визуализацию, а также автоматизация операций, связанных с машинным обучением, включая разработку и развертывание моделей машинного обучения и автоматизацию процесса подготовки данных осуществлялся с помощью языка программирования Python.

Предложенный алгоритм сочетает в себе метод средней яркости и метод дискретного вейвлет преобразования. Метод хорошо детектирует поры, так как можно заметить, средняя яркость пор отличается от общего фона, а полученные результаты вейвлет-преобразований дали возможность для уточнения местонахождения пор из образцов.

Общая оценка работы показывает перспективность разработанных подходов для автоматизации анализа кожных структур и их применения в медицинской диагностике.

Второй этап представляет собой очистку, первичную обработку и приведение термограмм к унифицированному виду. С помощью специальных библиотек и функций осуществлен начальный код до считывания, загрузка изображения до преобразований и чтение данных из файла с дальнейшим преобразованием в массив Numpy.

Третий этап представляет собой использование вейвлет-преобразований для многомасштабного анализа, основная идея которого заключается в том, чтобы взглянуть на “сигнал” (в данном случае сигналом является кадр пальца) сначала детализировано, а потом в целом. С помощью такого подхода можно выявить локальные особенности сигнала (в данном случае поры на кадре пальца) и подразделять их по интенсивности.

Применение вейвлет-функции необходимо для дальнейшей свертки образцов — это линейная дифференцируемая операция, используемая в методах машинного обучения и нейронных сетях.

Основная проблема средней яркости заключается в переходных эффектах: яркость краевых участков пальца совпадает с яркостью пор на общем фоне, поэтому необходимо найти составляющую краевых эффектов и вычесть ее из общего количества для избежания ложных результатов.

После нахождения составляющей точек на контуре пальца можно производить свертку для нахождения общего количества точек.

Для улучшения визуализации объекта была применена инверсия, которая работает как “атака”, направленная на восстановление обучающих данных из параметров изображения.

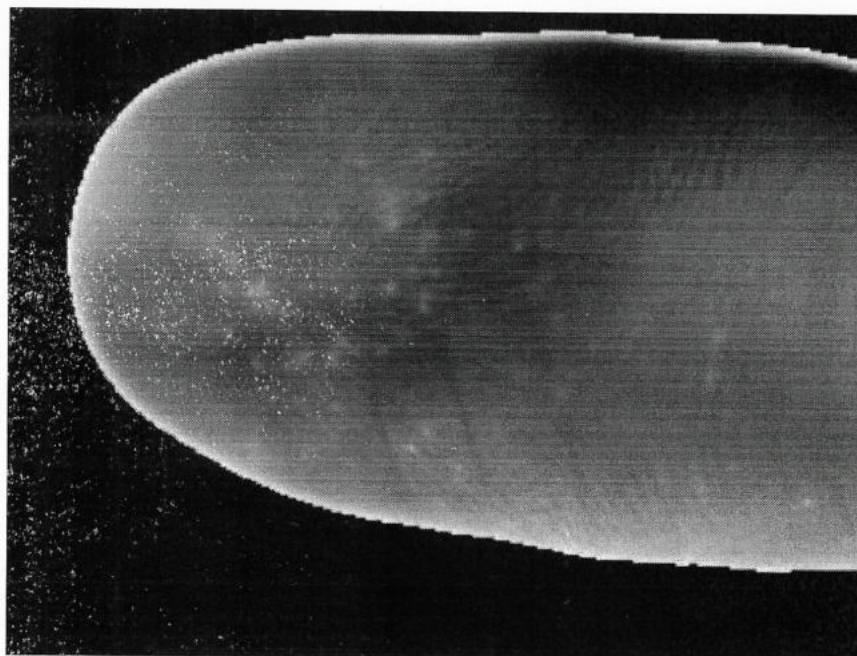


Рис.1. Кадр после инверсии

Результаты использования алгоритма

Верное количество пор выводится посредством удаления составляющей с краевыми точками. На рисунках 2-4 изображены кадры пальцев с обнаруженными порами у добровольцев с диабетической нейропатией, на рисунках 5-8 изображены кадры пальцев здоровых добровольцев. Среднее количество пор, зафиксированное программой представлено в таблице 1.

Поиск пор на изображении при помощи вейвлета

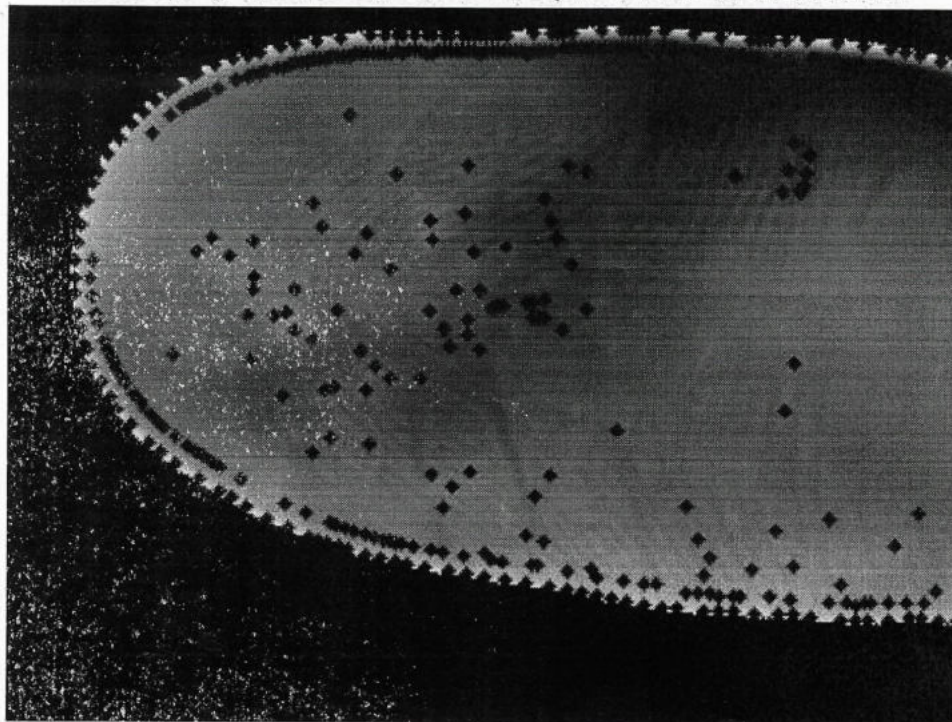


Рис.2. Кадр пальца 1 с детектируемыми порами

Поиск пор на изображении при помощи вейвлета

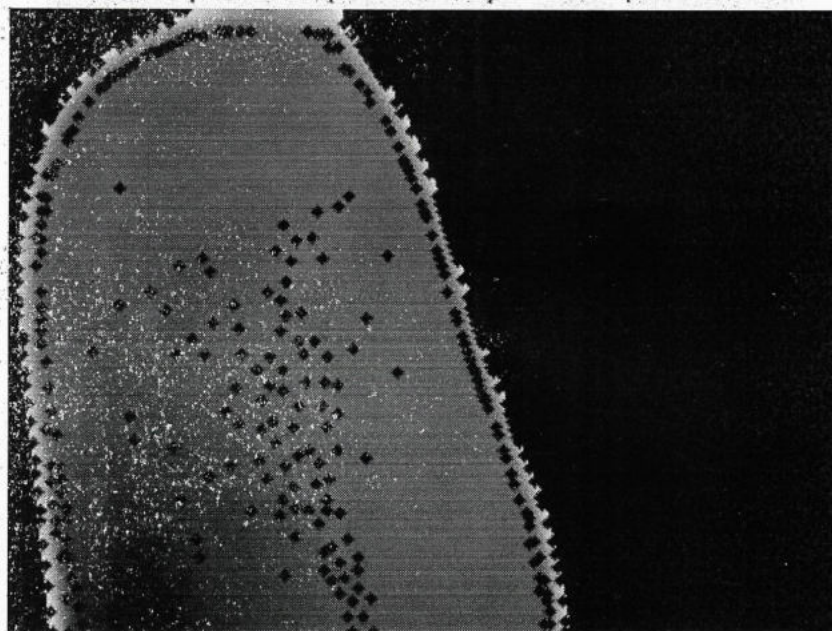


Рис.3. Кадр пальца 2 с детектируемыми порами

Поиск пор на изображении при помощи вейвлета

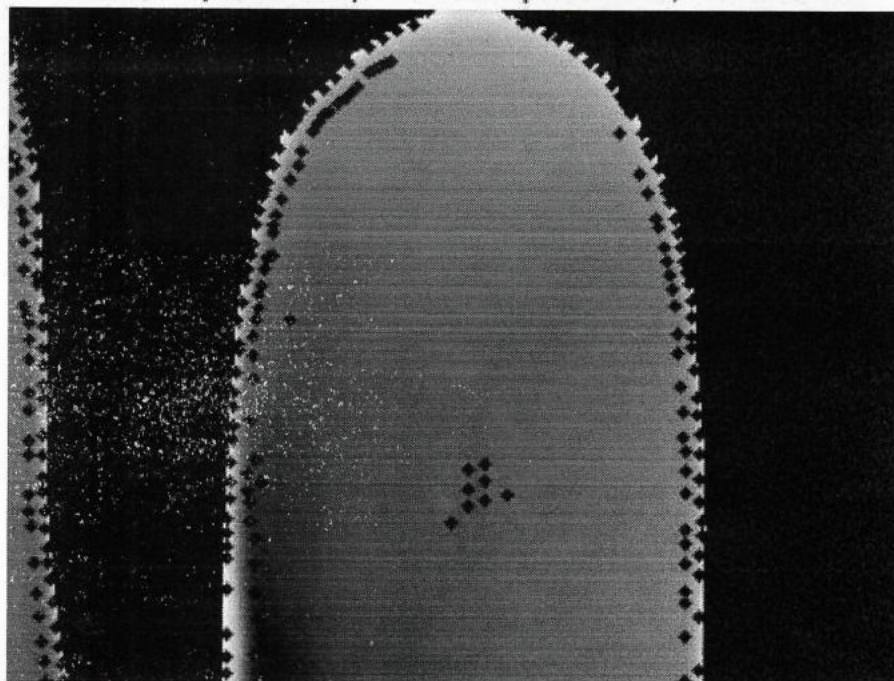


Рис.4. Кадр пальца 3 с детектируемыми порами

Поиск пор на изображении при помощи вейвлета

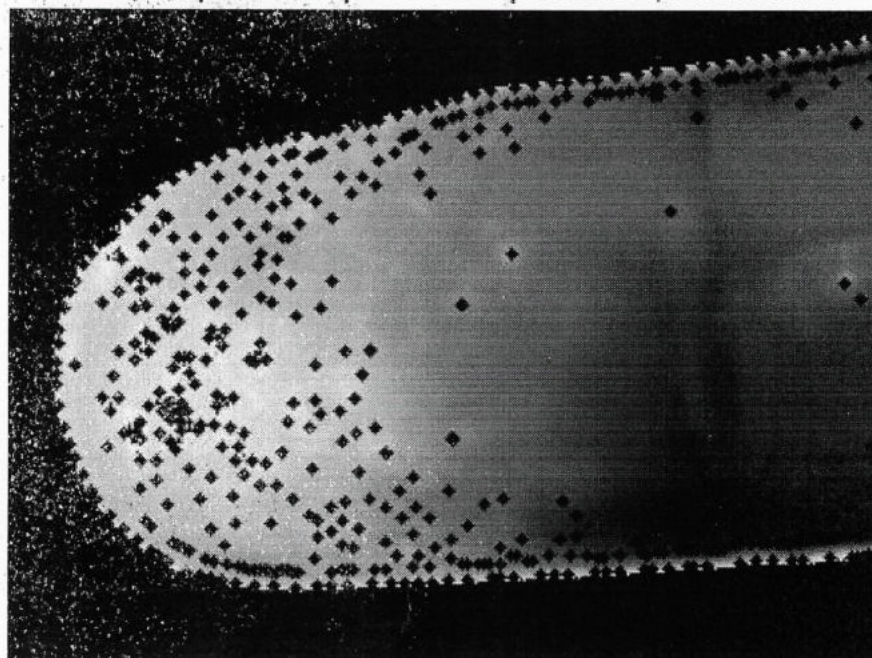


Рис.5. Кадр пальца 4 с детектируемыми порами

Поиск пор на изображении при помощи вейвлета

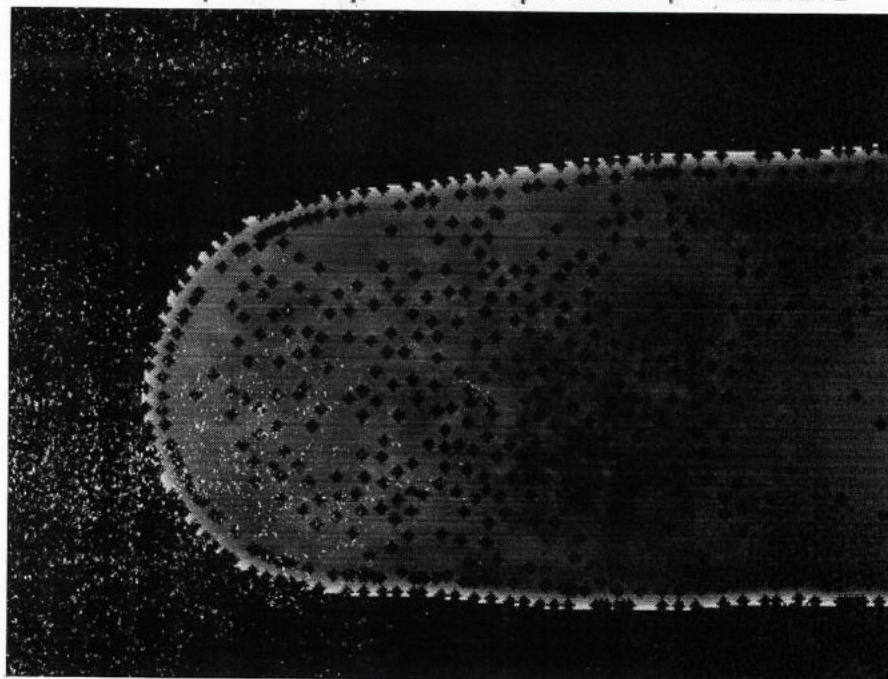


Рис.6. Кадр пальца 5 с детектируемыми порами

Поиск пор на изображении при помощи вейвлета

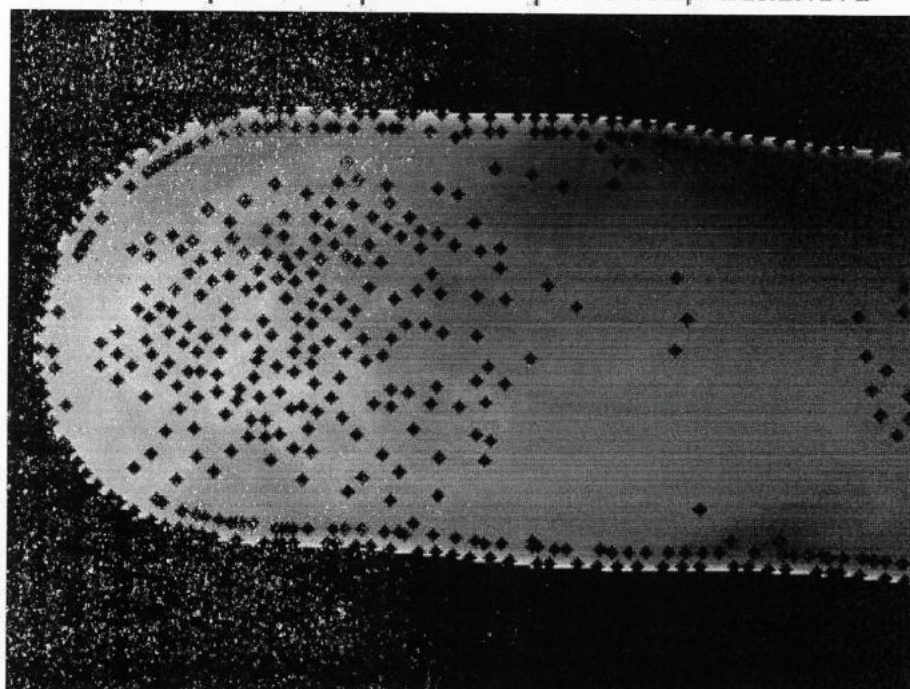


Рис.7. Кадр пальца 6 с детектируемыми порами

Поиск пор на изображении при помощи вейвлета

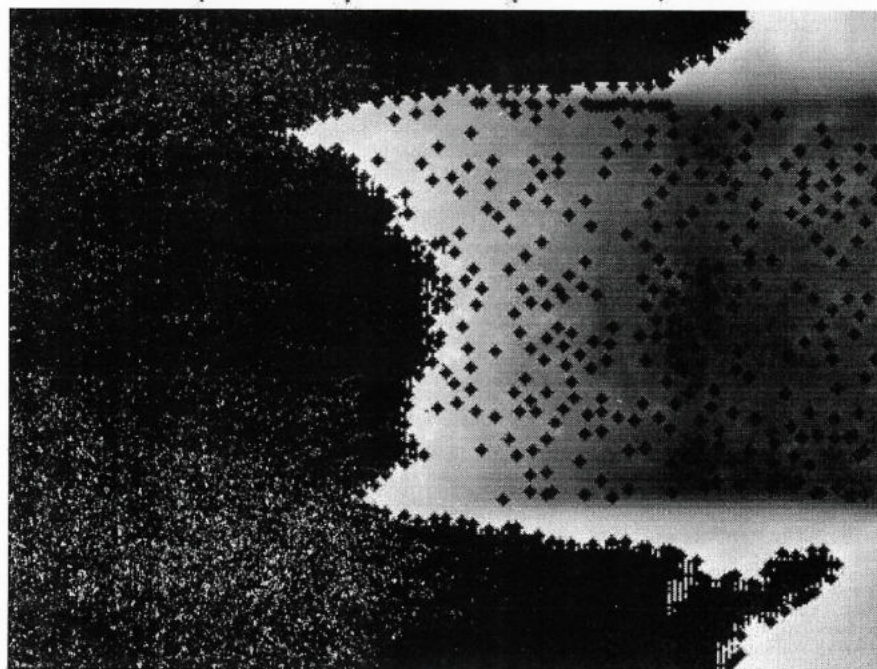


Рис.8. Кадр пальца 7 с детектируемыми порами

Табл.1. Сравнение средних значений пор пациентов с диабетической нейропатией со здоровым человеком

Испытуемый	Среднее количество пор
Здоровый доброволец №1	187
Здоровый доброволец №2	208
Здоровый доброволец №3	164
Здоровый доброволец №4	167/-
Доброволец с патологией №1	83
Доброволец с патологией №2	98
Доброволец с патологией №3	10

Предложенный алгоритм сочетает в себе метод средней яркости и метод дискретного вейвлет преобразования. Метод хорошо детектирует поры, так как можно заметить, средняя яркость пор отличается от общего фона, а полученные результаты вейвлет-преобразований дали возможность для уточнения местонахождения пор из образцов.

Недостаток данного метода в том, что проблемы краевых эффектов он не решает: необходимо вычитать постоянную с точками, находящимися на окрестности края пальца.

Заключение и основные результаты работы

Проведена серия экспериментов по получению термограмм с пальцев испытуемых с патологиями, в частности с сахарным диабетом, и здоровых добровольцев. В процессе анализа полученных термограмм была выявлена необходимость контрастного выделения пор.

В ходе исследования были рассмотрены возможности искусственных нейронных сетей (ИНС) и методы машинного обучения, которые подходят для обработки больших объемов статистических данных и выявления шаблонов данных. был получен алгоритм по визуального выделения пор и их подсчету на термограммах. Один из предложенный алгоритмов, сочетающий в себе несколько методов: метод средней яркости и преобразования, основанные на вейвлет-функциях, показал высокую точность визуального выделения пор.

Применение вейвлет-функции и анализа по средней яркости дает возможность определить количество пор на основе обработанных термографических данных.

Также в работе был предложен алгоритм автоматического подсчета количества пор с использованием корреляции, который в дальнейшем может послужить началом для создания нейронной сети. На данный момент не имеется того объема выборки, которого было бы необходимо для обучения модели искусственной нейронной сети (ИНС).

Предложенные методы анализа являются гибкими и информативными инструментами для визуализации структур на поверхности кожи таких, как потовые поры, и могут быть полезными для исследования различных патологий, связанных с развитием заболеваний, при которых страдают периферические участки нервных волокон, а также диагностических целей.

Библиографический список

1. Campbell J. S., Mead M. N. Human Medical Thermography. – CRC Press. – 2022;
2. Майсков Д. И., Интегральное картирование потовых пор и кровеносных сосудов методом динамической инфракрасной термографии. – 2022;
3. Sato K. The physiology and pharmacology of the eccrine sweat gland In: Goldsmith L, editor. Biochemistry and physiology of the skin. New York: Oxford University Press; 1983. p. 596–641;
4. Baker L. B. Physiology of sweat gland function: The roles of sweating and sweat composition in human health // Temperature. – 2019. – Т. 6. – №. 3. – С. 211- 259;
4. Сагайдачный А. А. и др. Детектирование активности единичных потовых желез методом макротермографии и ее взаимосвязь с температурой кожи и периферической гемодинамикой // Известия Саратовского университета. Новая серия. Серия Физика. – 2020. – Т. 20. – №. 2;
5. Krzywicki A. T., Berntson G. G., O’Kane B. L. A. Noncontact technique for measuring eccrine sweat gland activity using passive thermal imaging // International Journal of Psychophysiology. 2014. Vol. 94, № 1. P. 25–34
6. Колоколов О. В. Поражение нервной системы при сахарном диабете: точка зрения невролога // Лечащий врач. – 2017. – №. 7. – С. 65-65;
7. Майсков Д. И., Сагайдачный А. А., Залетов И. С., Фомин А. В.,
8. Скрипаль Ан. В. Интегральное картирование активности потовых желез методом дифференциальной термографии // Известия Саратовского университета. Новая серия. Серия: Физика. 2021. Т. 21, вып. 3. С. 222–232;
9. de Freitas Barbosa V. A. et al. Deep-Wavelets and convolutional neural networks to support breast cancer diagnosis on thermography images // Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering: Imaging & Visualization. – 2023. – Т. 11. – №. 3. – С. 895-913;
10. Ghayoumi Zadeh H. et al. Diagnosis of breast cancer using a

combination of genetic algorithm and artificial neural network in medical infrared thermal imaging //Iranian Journal of Medical Physics. – 2012. – Т. 9. – №. 4. – С. 265-274;

11. Magalhaes C. et al. Comparison of machine learning strategies for infrared thermography of skin cancer //Biomedical Signal Processing and Control. – 2021. – Т. 69. – С. 102872;

12. Jagadev P., Giri L. I. Non-contact monitoring of human respiration using infrared thermography and machine learning //Infrared Physics & Technology. – 2020. – Т. 104. – С. 103117;

13. Vahid Kazemi et al., “One Millisecond Face Alignment with an Ensemble of Regression Trees”, IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014;

14. Постолиит А. В. Основы искусственного интеллекта в примерах на Python //Самоучитель. СПб.: БХВ-Петербург. – 2021;

15. Рашид Т. Создаем нейронную сеть. – Litres, 2020;

16. Нарвойш П.Ю., Методы математической статистики в машинном обучении. - Минск, ИИТ БГУИР;

17. Сивачев А. В. Методы повышения эффективности обнаружения встроенной информации в вейвлет области неподвижных изображений при помощи машинного обучения : дис. – Санкт-Петербург : Санкт-Петербургский институт информатики и автоматизации РАН, 2018;

18. А В. Макаров, Д Е. Намиот Обзор методов очистки данных для машинного обучения // International Journal of Open Information Technologies. 2023. №10;

19. Б С. Мандрикова Метод анализа данных сложной структуры с элементами машинного обучения // КО. 2022. №3;

20. Ссылка на интернет-источник Вейвлет – анализ.

Основы[Электронный ресурс]. URL: <https://habr.com/ru/articles/449646/>;

21. Sagaidachnyi A., Mayskov, D., Fomin, A., Zaletov, I., & Skripal, A. (2022). Separate extraction of human eccrine sweat gland activity and peripheral hemodynamics from high-and low-quality thermal imaging data. *Journal of Thermal Biology*, 110, 103351;

22. Волков И. Ю. и др. Влияние внешней компрессии на данные фотоплетизмографической визуализации гемодинамики в области пальца //Методы компьютерной диагностики в биологии и медицине–2020. – 2020. – №. 1;

23. Скрипаль А. В., Сагайдачный А. А., Усанов Д. А. Тепловизионная биомедицинская диагностика. – 2009;

24. Вайнер Б. Г. Коротковолновые матричные тепловизоры-оптимальное средство медицинской диагностики и контроля //Больничный лист. – 2002. – №. 9. – С. 14-21;

25. Swaroop H. A Byte of Python. – Independent, 2013.