

DOI: https://doi.org/10.15688/mpcm.jvolsu.2023.2.3

Дата поступления статьи: 27.02.2023

Дата принятия статьи: 26.04.2023

УДК 519.68 ББК 56.12



АНАЛИЗ ТЕРМОМЕТРИЧЕСКИХ ДАННЫХ ГОЛОВНОГО МОЗГА, ПОЛУЧЕННЫХ МЕТОДОМ МИКРОВОЛНОВОЙ РАДИОТЕРМОМЕТРИИ

Илларион Евгеньевич Попов

Аспирант кафедры математического анализа и теории функций, Волгоградский государственный университет popov.larion@volsu.ru https://orcid.org/0000-0002-0997-8721 просп. Университетский, 100, 400062 г. Волгоград, Российская Федерация

Александра Евгеньевна Крылова

Аспирант кафедры математического анализа и теории функций, ассистент кафедры информационных систем и компьютерного моделирования, Волгоградский государственный университет a.krylova@volsu.ru, infomod@volsu.ru https://orcid.org/0009-0006-9763-3534 просп. Университетский, 100, 400062 г. Волгоград, Российская Федерация

Аннотация. Работа выполнена в рамках направления, основной целью которого является разработка моделей, описывающих диагностическое состояние пациентов. Модели строятся на основе известных знаний медицины и анализа данных измерений, полученных методом микроволновой радиотермометрии. В работе предложена концептуальная модель, описывающая характеристические особенности температурных полей здоровых пациентов на основе уровня выраженности циркадного ритма. По данным особенностям была построена математическая модель, элементы которой характеризуют положения концептуальной модели. Были проведены вычислительные эксперименты, в которых определялась эффективность алгоритма классификации, обучаемого по данным математической модели. В результате было показано, что метод микроволновой радиотермометрии эффективен в выявлении пациентов с нарушенным сознанием.

Ключевые слова: микроволновая радиотермометрия, машинное обучение, интеллектуальный анализ данных, циркадный ритм, алгоритм классификации.

Введение

Микроволновая радиотермометрия (МВР) — метод обследования, основанный на измерении излучения тканей в микроволновом диапазоне. Интенсивность собственного излучения тканей в этом частотном диапазоне определяется их температурой и биофизическими параметрами. Данный метод показал свою эффективность в качестве скринингового метода обследования различных заболеваний, таких как: рак молочной железы [2; 8; 9], травмы головного мозга [1], заболевания суставов и вен [5; 12], проблемы мочеполовой системы [4] и других [6; 13]. Метод МВР позволяет измерять температуры как на поверхности тела, так и на некоторой его глубине, фиксируя излучения биологического тела в разных диапазонах [15].

Эффективность микроволновой радиотермометрии достигается за счет того, что, как правило, заболевания даже на ранней стадии влияют на температурное поле пораженных органов или тканей человека. В различных частях тела температура неодинакова и обусловлена местоположением органа, степенью кровоснабжения, функциональной активностью, температурой внешней среды. Наибольшее количество тепла производится внутренними органами, однако при физической нагрузке положение изменяется в связи с усилением метаболических процессов. Температура тела генетически детерминирована и может изменяться лишь в известных пределах [3]. Уровень собственного излучения тканей в микроволновом диапазоне составляет всего 10^{-16} Вт. Обрабатывать такой слабый сигнал довольно сложно, но использование МВР позволило показать, что у пациентов с травмами мозга на некоторых участках формируются области с тепловыми аномалиями, а также позволило выявить области с растущей опухолью и осложнения после инсульта в процессе терапевтической гипотермии [14].

В данной работе нами рассматривался вопрос о возможности применения метода МВР в диагностике пациентов с нарушенным сознанием (вследствие инсульта, черепно-мозговой травмы, аноксического поражение и т. д.). Как правило, обследование данным методом проводится за короткий промежуток времени, который требуется для измерения температур по заранее заданной схеме обследования пораженного органа. Благодаря единой методике обследований был разработан метод создания диагностических систем. Данный метод включает в себя разработку концептуальной модели, представляющую собой описание характеристических особенностей температурных полей здорового и больного пациентов. Затем разрабатывается математическая модель, которая формализует характеристические особенности математическими функционалами [11]. При этом было показано, что некоторые функционалы являются высокоинформативными в диагностике различных заболеваний. Другим активно развивающимся направлением является создание компьютерных моделей, которые повышают сбалансированность обучающей выборки и, соответственно, адекватность диагностических систем [7; 10].

Однако в данном исследовании, в силу специфики заболевания, была изменена методика обследования. Так, обследование проводилось в течение 48 часов [16]. Поэтому акцент в данной работе был сделан не на поиск закономерностей между температурами органа в различных областях, а на динамике изменения температур во времени. На основе найденных закономерностей становится возможным построение диагностической модели, направленной на выявление у пациентов нарушенного циркадного ритма, свидетельствующего о наличии заболевания.

1. Материалы и методы

Набор данных содержит результаты измерений глубинных температур мозга, измеренных с периодичностью в 4 часа с 8:00 часов первого дня до 8:00 часов третьего дня. Измерения проводились в лобной области правого и левого полушарий методом микроволновой радиотермометрии, как показано на рисунке 1. Также в это же время термометром измерялась температура в подмышечной впадине. Следовательно, каждому из периодов измерений соответствует глубинная температура левой и правой лобных областей, а также поверхностная температура в подмышечной впадине. Полученные таким образом измерения позволяют наблюдать за динамикой температур лобных долей пациентов. Предполагается, что у здорового пациента должен наблюдаться ярко выраженный циркадный ритм: ночью температура тела уменьшается, днем — увеличивается. А сама динамика колебаний температур в течение суток носит циклический характер, то есть у одного и того же пациента разница температур в одно и то же время суток, но в разные дни, близка к нулю. В то же время предполагается, что у пациентов с нарушенным сознанием нарушаются циркадные ритмы.

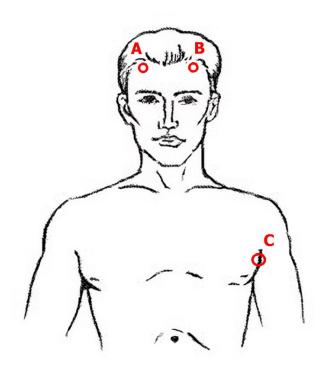


Рис. 1. Области измерения температур. A — точка измерения температуры правой лобной области головного мозга; B — точка измерения температуры левой лобной области полушария головного мозга; C — точка измерения температуры в подмышечной впадине

Набор данных содержит температурные измерения у 20 здоровых людей и 23 пациентов с нарушенным сознанием. Для построения концептуальной модели были проанализированы температуры лобных областей и температуры в подмышечной впадине. Рассмотрим динамику температурных изменений у здорового пациента на рисунке 2. Как видно, динамика изменения глубинных температур лобных областей правого и левого полушарий имеет общую тенденцию. Так, за вторые сутки в период с 4:00 часов утра до 16:00 часов вечера температуры повышаются и далее до 4:00 часов следующе-

го дня понижаются. Колебания температур в течение дня достигают около 2 градусов. То есть у данного пациента наблюдается ярко выраженный циркадный ритм. Такая же тенденция наблюдается и у большинства остальных здоровых пациентов. Колебания температур в подмышечной впадине достигают 1 градуса и менее резкие, чем колебания температур в лобной области.

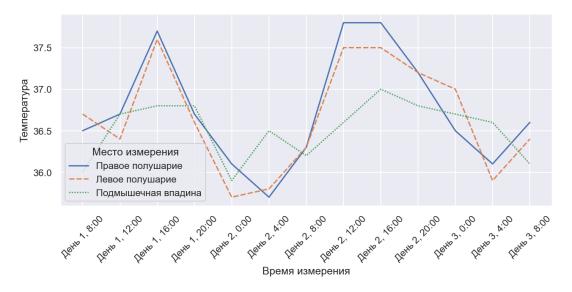


Рис. 2. Динамика температурных изменений у здорового пациента

Далее рассмотрим динамику температурных изменений у больного пациента на рисунке 3. Здесь, напротив, наблюдается спад всех температур в период с 12:00 до 20:00 первого дня и их рост в ночной период. На второй и третий дни циркадный ритм не наблюдается, колебания температур в эти дни около 1 градуса для правого полушария и 1,5 градуса для левого. При этом в первый день наблюдается спад температуры лобной области левого полушария более чем на 3 градуса. Также у некоторых больных пациентов наблюдается противоположная динамика температур височных областей: в некоторый период времени температура правого полушария растет, а левого — падает.

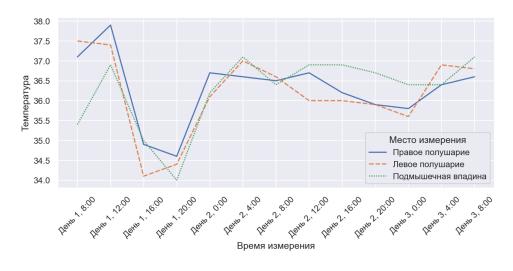


Рис. 3. Динамика температурных изменений у больного пациента

На основе данных наблюдений была построена концептуальная модель, описывающая следующие характеристические особенности температурных полей здоровых пациентов:

- колебания температур лобных областей в течение суток в пределах нормы (основываясь на анализе набора данных колебания не превышают 2 градуса);
- колебания температур в подмышечной впадине в течение суток в пределах нормы (не превышают 1,5 градуса);
- скорость изменения температур лобных областей в пределах нормы (не превышают 1,5 градуса);
- соответствие температурных изменений циркадному ритму: с 4:00 до 16:00 температура растет и далее начинает спадать;
- температуры, измеренные в одно и то же время, но в разные дни, отличаются незначительно;
- незначительная разница между температурами височных областей в одно и то же время измерения;
- динамика изменений лобных областей совпадает.

По найденным особенностям была построена математическая модель, элементы которой характеризуют те или иные положения концептуальной модели. Для начала выделялись группы температур и их отношений:

1) температуры лобной области правого полушария:

$$T_r^i = \{t_{r,0}^i, t_{r,1}^i, \dots, t_{r,12}^i\}. \tag{1}$$

Здесь и далее: і — номер пациента; г — температуры лобной области правого полушария, 1 — левого; b — температуры в подмышечной впадине; число в нижнем индексе — номер времени измерения: 0 — 8:00 часов утра первых суток, 1 — 12:00 часов утра первых суток, 12 — 8:00 часов утра третьих суток.

2) температуры лобной области левого полушария:

$$T_l^i = \{t_{l,0}^i, t_{l,1}^i, ..., t_{l,12}^i\},$$
(2)

3) температуры в подмышечной впадине:

$$T_b^i = \{t_{b,0}^i, t_{b,1}^i, \dots, t_{b,12}^i\},\tag{3}$$

4) скорость изменения температур во времени по каждой из групп температур (1)-(3):

$$T_{d,x}^{i} = \{t_{x,0}^{i} - t_{x,1}^{i}, t_{x,1}^{i} - t_{x,2}^{i}, t_{x,11}^{i} - t_{x,12}^{i}\}, x \in \{r, l, b\},$$

$$\tag{4}$$

5) термоасимметрия температур лобных областей:

$$T_{ta}^i = T_l^i - T_r^i, (5)$$

6) группы температур за вторые сутки:

$$T_{x_2}^i = \{t_{x,4}^i, t_{x,5}^i, ..., t_{x,9}^i\}, x \in \{r, l, b\}.$$
 (6)

К полученным группам температур и их отношений применялись операции: максимум, минимум, осцилляция, среднеквадратичное отклонение, среднее арифметическое и т. п. Таким образом, признаки по группам (1)—(3) характеризуют гипотезы, связанные с колебаниями температур в течение суток. Группа (4) — гипотезы, связанные со скоростью изменения температур, группа (5) — симметрия динамики температурных областей правого и левого полушарий. Отдельно были посчитаны колебания температур за вторые сутки (6) для отображения гипотез, связанных с соответствием температур циркадному ритму. В результате было построено 68 признаков. Приведем примеры некоторых из них:

• признак, характеризующий уровень колебаний температур правой лобной области:

$$\max(T_r^i); \tag{7}$$

• признак, характеризующий разницу температур лобных областей:

$$\overline{T_{ta}^{i}};$$
 (8)

• признак, характеризующий скорость изменения температур:

$$\max(T_{d,l}^i). \tag{9}$$

2. Вычислительные эксперименты

Для проверки информативности построенной математической модели проводилась бинарная классификация. В качестве модели машинного обучения был выбран наивный байесовский классификатор, который настраивался на определение здоровых пациентов и пациентов с нарушенным сознанием. При использовании стандартного метода кроссвалидации с разбиением набора данных на 5 подвыборок, алгоритм классификации на всех итерациях показывал $100\,\%$ точность. Поэтому были проведены дополнительные вычислительные эксперименты с использованием метода повторной кросс-валидации. Метод заключается в следующем: набор данных случайным образом разделяется на N частей. Одна из них помещается в тестовую выборку, остальные — в обучающую. По ним проводится тестирование модели машинного обучения. Затем следующая часть помещается в тестовую, остальные — в обучающую. Таким образом проводится N вычислительных экспериментов, в результате которых каждый объект набора данных был проклассифицирован по одному разу. Затем набор данных снова разделяется на N частей и процесс повторяется. Всего производится M разбиений набора данных. В работе набор данных разделялся на 5 частей 500 раз.

В результате вычислительных экспериментов алгоритм классификации допустил хотя бы одну ошибку всего на 1 больном пациенте и на 5 здоровых. В таблице 1 приведены результаты вычислительных экспериментов, а именно количество ошибочных результатов классификации по данным пациентам. Как видно, модель классификации ошибалась по каждой из них менее чем в половине случаев. Таким образом, модель в большинстве случаев была точна на 100% (в тестовой выборке все объекты определялись верно). А, следовательно, допускаемые в некоторых случаях ошибки можно избежать составлением сбалансированной выборки.

Рассмотрим также графики изменения температур у одного здорового пациента и одного больного, по которым модель классификации ошибалась, на рисунке 4.

Таблица 1

Результаты вычислительных экспериментов

Номер пациента	7	8	14	16	17	31
Диагноз	Здоров	Здоров	Здоров	Здоров	Здоров	Болен
Количество ошибок	197	151	196	52	155	196

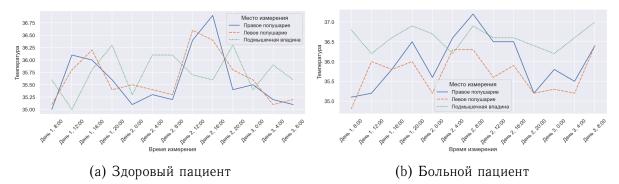


Рис. 4. Динамика изменения температур у пациентов, на которых ошибался классификатор

Видно, что у здорового пациента присутствует резкий перепад температур в подмышечной впадине, а также наблюдается пониженный уровень температур в целом. У больного же пациента наблюдается перепад температур в пределах нормы, хотя циркадный ритм и нарушен. По этим признакам классификатор ставил пациентам неверный диагностический класс, однако точное выяснение причин, почему тот или иной пациент является больным или здоровым, несмотря на аномальные графики, требует дальнейшей консультации со специалистами.

Заключение

Таким образом, в работе предложена концептуальная модель, описывающая характеристические особенности температурных полей здоровых пациентов и пациентов с нарушенным сознанием. Предполагается, что данная модель в дальнейшем может также применяться для оценивания степени выраженности циркадного ритма. Построенная математическая модель, по которой проводились вычислительные эксперименты, показала, что метод микроволновой радиотермометрии эффективен в выявлении пациентов с нарушенным сознанием и может быть использован для контроля за ходом лечения пациента: оценивать, восстанавливается ли у пациента циркадный ритм и приходит ли динамика температурных изменений в норму. Однако данный метод проверялся на наборе данных, содержащем краевые случаи: полностью здоровых пациентов и пациентов с нарушенным сознанием. Поэтому дальнейшее исследование нам также видится в расширении набора данных и изучении граничных случаев, когда у пациента наблюдается менее серьезная травма головы.

Также исследование показало значимую зависимость температур пациента от времени обследования. Полученные знания могут быть применены в исследовании иных заболеваний. Например, наблюдение за динамикой температурных изменений молочных желез может показать новые знания, которые можно было бы использовать в диагностической модели и тем самым увеличить ее эффективность.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- 1. Диагностические возможности неинвазивного термомониторинга головного мозга / Д. В. Чебоксаров, А. В. Бутров, О. А. Шевелев, В. Г. Амчеславский, Н. Н. Пулина, М. А. Буитина, И. М. Соколов // Анестезиология и реаниматология. 2015. Т. 60, \mathbb{N} 1. С. 66–69.
- 2. Замечник, Т. В. Управляемый классификатор в диагностике рака молочной железы по данным микроволновой радиотермометрии / Т. В. Замечник, А. Г. Лосев, А. Ю. Петренко // Математическая физика и компьютерное моделирование. 2019. Т. 22, № 3. С. 53–67. DOI: 10.15688/mpcm.jvolsu.2019.3.5
- 3. Зеновка, Г. И. Термография в хирургии / Г. И. Зеновка. М. : Медицина, 1998. 166 с.
- 4. Микроволновая радиометрия в диагностике некоторых урологических заболеваний / А. Д. Каприн, А. А. Костин, М. И. Андрюхин, К. В. Иваненко, С. В. Попов, П. В. Шегай, Д. П. Круглов, Ф. Ш. Мангутов, В. Ю. Леушин, С. В. Агасиева // Медицинская техника. 2019. $N \ge 2.$ С. 8-11.
- 5. Перспективы применения микроволновой радиотермометрии коленных суставов у детей при ювенильном идиопатическом артрите / А. В. Тараканов, А. А. Лебеденко, Е. С. Ладанова, Т. Д. Тараканова // Современные проблемы науки и образования. 2020. N 5. Article ID: 30099. DOI: 10.17513/spno.30099
- 6. Роль радиотермометрии в комплексной диагностике фиброзно-кистозной мастопатии / А. А. Адырхаев, А. З. Гусейнов, Ч. К. Мустафин, О. Б. Хапилина // Вестник новых медицинских технологий. 2007. Т. 14, № 1. С. 145–146.
- 7. Application of Computer Simulation Results and Machine Learning in the Nalysis of Microwave Radiothermometry Data / M. V. Polyakov, I. E. Popov, A. G. Losev, A. V. Khoperskov // Mathematical Physics and Computer Simulation. 2021. Vol. 24, $N \geq 2.$ P. 27–37. DOI: 10.15688/mpcm.jvolsu.2021.2.3
- 8. Dynamic Weight Agnostic Neural Networks and Medical Microwave Radiometry (MWR) for Breast Cancer Diagnostics / J. Li, C. Galazis, L. Popov, L. Ovchinnikov, T. Kharybina, S. Vesnin, A. Losev, I. Goryanin // Diagnostics. 2022. Vol. 12, № 9. Article ID: 2037. DOI: 10.3390/diagnostics12092037
- 9. Karr, K. L. Microwawe Radiometry: Its Importance to the Detection of Cancer / K. L. Karr // IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques. 1989. Vol. 37, \mathbb{N} 12. P. 1862–1869.
- 10. Khoperskov, A. V. Improving the Efficiency of Oncological Diagnosis of the Breast Based on the Combined Use of Simulation Modeling and Artificial Intelligence Algorithms / A. V. Khoperskov, M. V. Polyakov // Algorithms. 2022. Vol. 15, N_{\odot} 8. Article ID: 292. DOI: 10.3390/a15080292
- 11. Levshinskii, V. V. Mathematical Models for Analyzing and Interpreting Microwave Radiometry Data in Medical Diagnosis / V. V. Levshinskii // Journal of Computational and Engineering Mathematics. 2021. Vol. 8, $Noldsymbol{$
- 12. Microwave Radiometry-Derived Thermal Changes of Sacroiliac Joints as a Biomarker of Sacroilitis in Patients with Spondyloarthropathy / K. Laskari, D. A Pitsilka, G. Pentazos, E. Siores, M. G. Tektonidou, P. P. Sfikakis // Annals of the Rheumatic Diseases. 2018. Vol. 77. P. 1178–1178. DOI: 10.1136/annrheumdis-2018-eular.6564
- 13. Passive Microwave Radiometry for the Diagnosis of Coronavirus Disease 2019 Lung Complications in Kyrgyzstan / B. Osmonov, L. Ovchinnikov, C. Galazis, B. Emilov, M. Karaibragimov, M. Seitov, S. Vesnin, A. Losev, V. Levshinskii, I. Popov, C. Mustafin, T. Kasymbekov, I. Goryanin // Diagnostics. 2021. Vol. 11, \mathbb{N} 2. P. 1862–1869. DOI: 10.3390/diagnostics11020259
- 14. Passive Microwave Radiometry in Biomedical Studies / I. Goryanin, S. Karbainov, O. Shevelev, A. Tarakanov, K. Redpath, S. Vesnin, Y. Ivanov // Drug Discovery Today. $2020. Vol.\ 25,\ No.\ 4. P.\ 757-763. DOI:\ 10.1016/j.drudis.2020.01.016$
 - 15. Research of a Microwave Radiometer for Monitoring of Internal Temperature

- of Biological Tissues / S. G. Vesnin, M. Sedankin, V. Leushin, V. Skuratov, I. Nelin, A. Konovalova // Eastern-European Journal of Enterprise Technologies. 2019. Vol. 2086, \mathbb{N} 1. P. 6–15. DOI: 10.15587/1729-4061.2019.176357
- 16. Study of Brain Circadian Rhythms in Patients with Chronic Disorders of Consciousness and Healthy Individuals Using Microwave Radiometry / O. A. Shevelev, M. V. Petrova, M. Y. Yuriev, E. M. Mengistu, I. Z. Kostenkova, M. A. Zhdanova, S. G. Vesnin, I. Goryanin // Diagnostics (Basel). 2022. Vol. 12, $N \ge 8$. Article ID: 1777. DOI: 10.3390/diagnostics12081777

REFERENCES

- 1. Cheboksarov D.V., Butrov A.V., Shevelev O.A., Amcheslavskiy V.G., Pulina N.N., Buitina M.A., Sokolov I.M. Diagnosticheskie vozmozhnosti neinvazivnogo termomonitoringa golovnogo mozga [Diagnostic Opportunities of Noninvasive Brain Temporomitoring]. *Anesteziologiya i reanimatologiya*, 2015, vol. 60, no. 1, pp. 66-69.
- 2. Zamechnik T.V., Losev A.G., Petrenko A.Yu. Upravlyaemyy klassifikator v diagnostike raka molochnoy zhelezy po dannym mikrovolnovoy radiotermometrii [Controlled Classifier in the Diagnosis of Breast Cancer According to Microwave Radiothermometry]. *Matematicheskaya fizika i kompyuternoe modelirovanie*, 2019, vol. 22, no. 3, pp. 53-67. DOI: 10.15688/mpcm.jvolsu.2019.3.5
- 3. Zenovka G.I. *Termografiya v khirurgii* [Thermography in Surgery]. Moscow, Meditsina Publ., 1998. 166 p.
- 4. Kaprin A.D., Kostin A.A., Andryukhin M.I., Ivanenko K.V., Popov S.V., Shegay P.V., Kruglov D.P., Mangutov F.Sh., Leushin V.Yu., Agasieva S.V. Mikrovolnovaya radiometriya v diagnostike nekotorykh urologicheskikh zabolevaniy [Microwave Radiometry in the Diagnosis of Some Urological Diseases]. *Meditsinskaya tekhnika*, 2019, no. 2, pp. 8-11.
- 5. Tarakanov A.V., Lebedenko A.A., Ladanova E.S., Tarakanova T.D. Perspektivy primeneniya mikrovolnovoy radiotermometrii kolennykh sustavov u detey pri yuvenilnom idiopaticheskom artrite [Prospects for the Use of Microwave Radio Thermometry of Knee Joints in Juvenile Idiopathic Arthritis in Children]. *Sovremennye problemy nauki i obrazovaniya*, 2020, no. 5, article ID: 30099. DOI: 10.17513/spno.30099
- 6. Adyrkhaev A.A., Guseynov A.Z., Mustafin Ch.K., Khapilina O.B. Rol radiotermometrii v kompleksnoy diagnostike fibrozno-kistoznoy mastopatii [The Role of Radiothermometry in the Complex Diagnosis of Fibrocystic Mastopathy]. *Vestnik novykh meditsinskikh tekhnologiy*, 2007, vol. 14, no. 1, pp. 145-146.
- 7. Polyakov M.V., Popov I.E., Losev A.G., Khoperskov A.V. Application of Computer Simulation Results and Machine Learning in the Nalysis of Microwave Radiothermometry Data. *Mathematical Physics and Computer Simulation*, 2021, vol. 24, no. 2, pp. 27-37. DOI: 10.15688/mpcm.jvolsu.2021.2.3
- 8. Li J., Galazis C., Popov L., Ovchinnikov L., Kharybina T., Vesnin S., Losev A., Goryanin I. Dynamic Weight Agnostic Neural Networks and Medical Microwave Radiometry (MWR) for Breast Cancer Diagnostics. *Diagnostics*, 2022, vol. 12, no. 9, article ID: 2037. DOI: 10.3390/diagnostics12092037
- 9. Karr K.L. Microwawe Radiometry: Its Importance to the Detection of Cancer. *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, 1989, vol. 37, no. 12, pp. 1862-1869.
- 10. Khoperskov A.V., Polyakov M.V. Improving the Efficiency of Oncological Diagnosis of the Breast Based on the Combined Use of Simulation Modeling and Artificial Intelligence Algorithms. *Algorithms*, 2022, vol. 15, no. 8, article ID: 292. DOI: 10.3390/a15080292
- 11. Levshinskii V.V. Mathematical Models for Analyzing and Interpreting Microwave Radiometry Data in Medical Diagnosis. *Journal of Computational and Engineering Mathematics*, 2021, vol. 8, no. 1, pp. 3-14. DOI: 10.14529/jcem210101
- 12. Laskari K., Pitsilka D.A, Pentazos G., Siores E., Tektonidou M.G., Sfikakis P.P. Microwave Radiometry-Derived Thermal Changes of Sacroiliac Joints as a Biomarker of

Sacroiliitis in Patients with Spondyloarthropathy. *Annals of the Rheumatic Diseases*, 2018, vol. 77, pp. 1178-1178. DOI: 10.1136/annrheumdis-2018-eular.6564

- 13. Osmonov B., Ovchinnikov L., Galazis C., Emilov B., Karaibragimov M., Seitov M., Vesnin S., Losev A., Levshinskii V., Popov I., Mustafin C., Kasymbekov T., Goryanin I. Passive Microwave Radiometry for the Diagnosis of Coronavirus Disease 2019 Lung Complications in Kyrgyzstan. *Diagnostics*, 2021, vol. 11, no. 2, pp. 1862-1869. DOI: 10.3390/diagnostics11020259
- 14. Goryanin I., Karbainov S., Shevelev O., Tarakanov A., Redpath K., Vesnin S., Ivanov Y. Passive Microwave Radiometry in Biomedical Studies. *Drug Discovery Today*, 2020, vol. 25, no. 4, pp. 757-763. DOI: 10.1016/j.drudis.2020.01.016
- 15. Vesnin S.G., Sedankin M., Leushin V., Skuratov V., Nelin I., Konovalova A. Research of a Microwave Radiometer for Monitoring of Internal Temperature of Biological Tissues. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, 2019, vol. 2086, no. 1, pp. 6-15. DOI: 10.15587/1729-4061.2019.176357
- 16. Shevelev O.A., Petrova M.V., Yuriev M.Y., Mengistu E.M., Kostenkova I.Z., Zhdanova M.A., Vesnin S.G., Goryanin I. Study of Brain Circadian Rhythms in Patients with Chronic Disorders of Consciousness and Healthy Individuals Using Microwave Radiometry. *Diagnostics (Basel)*, 2022, vol. 12, no. 8, article ID: 1777. DOI: 10.3390/diagnostics12081777

ANALYSIS OF BRAIN THERMOMETRIC DATA OBTAINED BY MICROWAVE RADIOTHERMOMETRY

Illarion E. Popov

Postgraduate Student, Department of Mathematical Analysis and Theory of Functions, Volgograd State University popov.larion@volsu.ru https://orcid.org/0000-0002-0997-8721 Prosp. Universitetsky, 100, 400062 Volgograd, Russian Federation

Aleksandra E. Krylova

Postgraduate Student, Department of Mathematical Analysis and Theory of Functions; Assistant, Department of Information Systems and Computing Modeling, Volgograd State University a.krylova@volsu.ru, infomod@volsu.ru https://orcid.org/0009-0006-9763-3534
Prosp. Universitetsky, 100, 400062 Volgograd, Russian Federation

Abstract. This paper discusses the effectiveness of using the method of microwave radiothermometry in examinations of brain diseases, namely the state of disordered consciousness. In contrast to most methods of examinations by this method, the measurements of the brain were carried out in only 2 different frontal areas for 2 days with a frequency of 4 hours. Therefore, the aim of the study was to identify the effectiveness of a diagnostic model based on the dynamics of temperature changes. The work showed that in healthy patients there is a circadian rhythm: during the day the temperature rises, at night it decreases. At the same time, such dynamics is not observed in patients with disordered consciousness. Based on this knowledge, a conceptual and mathematical model

were proposed. The first of them describes the characteristic features of healthy and sick patients. The second one quantifies these features. The constructed mathematical model was tested in the classification problem. The Naive Bayes classifier was used as a classifier. As a result of computational experiments, it was shown that for 500 iterations the classifier made a mistake on only 1 sick patient and 5 healthy ones. Thus, the effectiveness of the method of microwave radiothermometry in the task of examining patients with disordered consciousness was shown.

Key words: microwave radiothermometry, machine learning, data mining, circadian rhythm, classification algorithm.