

Классификации функционального состояния системы дыхания на основе анализа кардиореспираторного синхронизма

С. А. Филист, А. А. Кузьмин, Х. А. Хайдер Алавси, В. В. Песок, А. Е. Пшеничный

Аннотация— Целью исследования является разработка метода классификации функционального состояния системы дыхания на основе анализа кардиореспираторного синхронизма. Разработан метод оценки синхронизма кардиореспираторной системы, основанный на сравнении мощностей спектров ритма дыхания, полученных из поверхностной электромиограммы дыхательных мышц и кардиосигнала. Метод позволяет формировать дескрипторы для обучаемых классификаторов функционального состояния системы дыхания путем оценки распределения векторов, полученных в пространстве вейвлет-коэффициентов поверхностной электромиограммы дыхательных мышц и кардиосигнала. Векторы формируются из вейвлет-коэффициентов, дислоцируемых на вейвлет-плоскостях в области ритма дыхания. Для количественной интерпретации кардиореспираторного синхронизма разработана автоматизированная система, содержащая программно-аппаратные средства синхронной записи поверхностной электромиограммы и кардиосигнала, программные средства их вейвлет-анализа и классификации, позволяющая производить оценку функционального состояния системы дыхания. Проведены экспериментальные и статистические исследования показателей качества классификатора функционального состояния системы дыхания на примере оценки риска внебольничной пневмонии.

Ключевые слова—кардиореспираторная система, кардиосигнал, нейросетевой классификатор, электромиосигнал.

I. ВВЕДЕНИЕ

В период распространения коронавирусной инфекции COVID-19 здравоохранение всех стран столкнулось с острой нехваткой медицинских кадровых и материальных ресурсов, что привело к высоким показателям смертности и инвалидизации в результате распространения этого заболевания. Основным

осложнением при этом, даже если заболевание прошло бессимптомно, является нарушения функции дыхания, в частности, уменьшение объема легких.

Для восстановления правильного функционирования легких важен реабилитационный процесс, который носит индивидуальный характер и, следовательно, нуждается в мониторинге, так как лечебно-реабилитационные процедуры, которые обычно назначают пациентам при реабилитации функции дыхания, могут не только не способствовать восстановлению, но и нанести вред организму. Однако в настоящее время отсутствуют информационные и технические средства мониторинга восстановления функции дыхания после перенесения коронавирусной инфекции, позволяющие оперативно контролировать процедуру реабилитации и оперативно принимать эффективные управляющие решения.

У пациентов с нарушением функции дыхания сердечно-сосудистые заболевания являются распространенным сопутствующим заболеванием и основной причиной смерти. Взаимодействия сердца и легких можно классифицировать в соответствии с лежащими в их основе родственными, но разными механизмами: дыхательная синусовая аритмия (характеризует колебания сердечного ритма с ускорением во время фазы вдоха и замедлением во время выдоха), кардиовентиляторная связь (проявляется в том, что при частоте дыхания, обычно превышающей исходный сердечный ритм, сердце усваивает дыхательную ритмику и сокращается с частотой дыхания), и фазовый синхронизм, который определяется как

$$\varphi_{n,m} = |n\Phi_1 - m\Phi_2 - \delta| < const, \quad (1)$$

где n и m - целые числа, Φ_1 и Φ_2 - фазы двух осцилляторов. В $n:m$ фазовая синхронизация проявляется как вариация $\varphi_{n,m}$ вокруг горизонтального плато [1, 2, 3, 4, 5, 6, 7].

Кардиореспираторная связь (КРС) — это интуитивное понятие для описания и количественной оценки сложного взаимодействия сердца и легких. Для количественной оценки КРС используются фазовые соотношения, полученные путем анализа сигналов воздушного потока, проходящего через легкие, и сигнала дыхания, выделенного из кардиосигнала [8]. На КРС влияют как заболевания, так и их лечение (профилактика). Поэтому является актуальной проблемой построение автоматизированных систем

Статья получена 6 марта 2023.

С. А. Филист, Юго-Западный государственный университет, ул. 50 лет Октября, 94, Курск, 305040, РФ (e-mail: SFilist@gmail.com)

А. А. Кузьмин, Юго-Западный государственный университет, ул. 50 лет Октября, 94, Курск, 305040, РФ (e-mail: Ku3bmin@gmail.com)

Х. А. Хайдер Алавси, Юго-Западный государственный университет, ул. 50 лет Октября, 94, Курск, 305040, РФ (e-mail: book.hp.2015@gmail.com)

В. В. Песок, Юго-Западный государственный университет, ул. 50 лет Октября, 94, Курск, 305040, РФ (e-mail: Iera.pesok@mail.ru)

А. Е. Пшеничный, Юго-Западный государственный университет, ул. 50 лет Октября, 94, Курск, 305040, РФ (e-mail: pshenichny.ae@novomor.org)

мониторинга КРС и количественной ее интерпретации..

II. МЕТОДЫ

Метод оценки синхронизма КРС основан на сравнении мощностей спектра ритма дыхания (РД), полученных из поверхностной электромиограммы (пЭМГ) дыхательных

мышц и кардиосигнала. Так как и тот и другой сигналы являются нестационарными, то для исследования их спектральных характеристик используем вейвлет-преобразование [9, 10]. Структурная схема модели оценки синхронизма КРС представлена на рисунке 1.

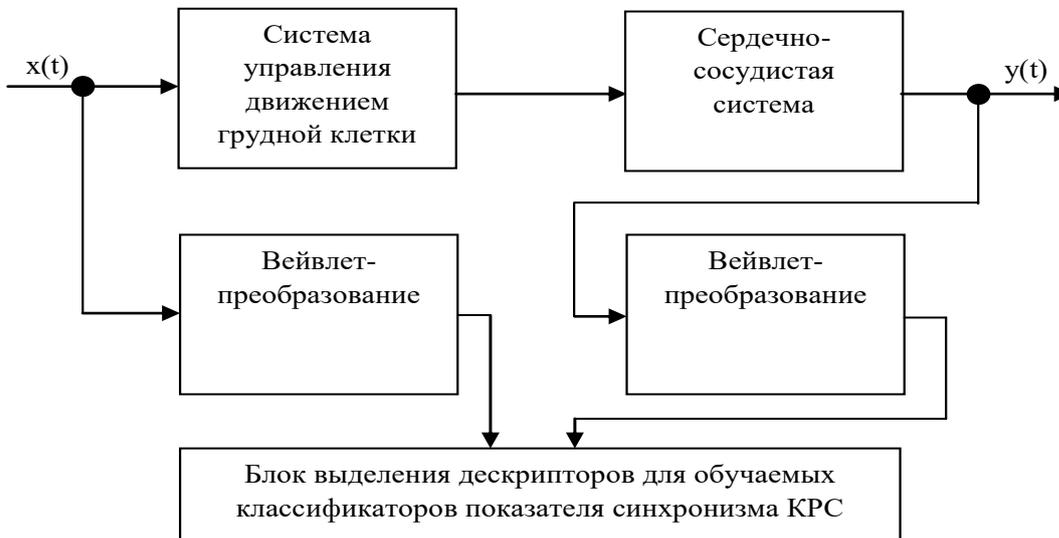


Рис. 1 – Структурная схема модели оценки синхронизма кардиореспираторной системы

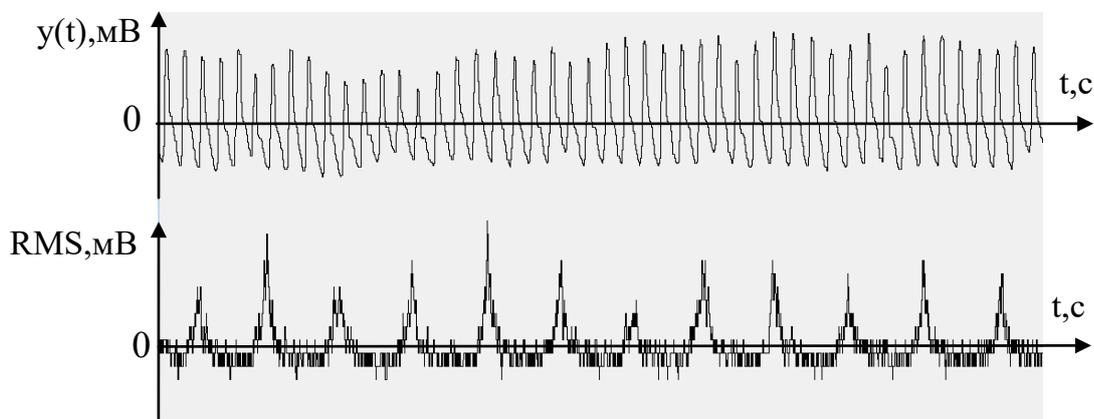


Рис. 2 – Отчеты кардиосигнала (а) и пЭМГ (б) при $N=32000$ и частоте дискретизации 630 Гц (кардиосигнал представлен фотоплетизмосигналом, а пЭМГ – RMS, постоянная составляющая у обоих сигналов удалена)

Сигнал пЭМГ $x(t)$ управляет сокращением мышц грудной клетки, движение которой обеспечивает вентиляцию легких. Так как давление в грудной клетке через обратную связь по барорецепторам модулирует ударный объем и мгновенную частоту сердечных сокращений, то соответствующий сигнал РД может быть извлечен из кардиосигнала $y(t)$ путем определения его спектра Фурье или вейвлет-спектра. Для определения синхронизма КРС используем вейвлет-спектр.

Так как РД представлен в виде цуга гармоник, то показатель синхронности определяется на каждой частоте РД в виде множества точек в координатах

$$[W_x(\omega_i, t_j), W_y(\omega_i, t_j)], \quad (2)$$

где $W_x(\omega_i, t_j)$ и $W_y(\omega_i, t_j)$ - значения вейвлет-коэффициентов (действительные или комплексные) пЭМГ и кардиосигнала, соответственно, на частоте ω_i в момент времени t_j .

Учитывая, что сигнал пЭМГ сложен для обработки ввиду его зашумленности и хаотичности, то вместо него будем использовать регуляризованный сигнал RMS , определяемый по формуле

$$RMS_m = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{k=m-n}^m x_k^2}, \quad (3)$$

где n число дискретных отсчетов x_k пЭМГ, которые накапливаются микроконтроллером до текущего отсчета m .

Если пЭМГ и кардиосигнал оцифровывать синхронно, то на каждой частоте ω_i может быть получено множество (2) для $t_j \in [t_1, t_N]$, где N -число отсчетов на апертуре наблюдения этих сигналов. На рисунке 2 представлены эти два множества для $N=32000$, полученные при частоте дискретизации этих сигналов 630 Гц. Сигнал пЭМГ представлен в виде отсчетов RMS, вычисляемых согласно (3).

Посредством выражения (2) можно получить множество векторов на плоскости, положения которых зависит не только от показателя синхронности КРС, но и от особенностей сигналов различных индивидуумов. Множество таких векторов приведено на рисунке 3. С учетом того, что процессы, определяющие нестационарность сигналов по времени и по частоте одинаковы, как для кардиосигнала, так и для пЭМГ, отношение их вейвлет-коэффициентов является менее зависимым от помех и более коррелированным с синхронизмом КРС. Поэтому дислокацию этих векторов можем оценить одной скалярной величиной

$$\varphi(\omega_i) = \left(\arctg(W_y / W_x) \right)_{\max} - \left(\arctg(W_y / W_x) \right)_{\min}. \quad (4)$$

Определив множество частот $\{\omega_i\}, i=\overline{1, M}$, где M – число анализируемых частот на вейвлет-плоскости, можем получить вектор информативных признаков (вектор дескрипторов) для обучаемого классификатора показателя синхронизма КРС. Для определения числа анализируемых частот на вейвлет-плоскости, а также их количества предлагается использовать спектры Фурье кардиосигнала и пЭМГ. На рисунке 4 представлены эти спектры, определенные для синхронно оцифрованных сигналов, эпюры которых представлены на рисунке 2.

Вместо скалярной оценки дескрипторов согласно (4) можно использовать векторную оценку путем выбора соответствующей статистики для оценки распределения векторов на плоскости рисунок 3. В этом случае необходимо использовать иерархические структуры классификаторов, представленные в [11, 12, 13].

III. РЕЗУЛЬТАТЫ

Для формирования дескрипторов согласно схеме рисунок 1 использовался программно-аппаратный комплекс (ПАК), структурная схема которого показана на рисунке 5. ПАК предназначен для синхронной обработки и анализа двух сигналов: пЭМГ ($x(t)$) и фотоплетизмограммы ($y(t)$). Если сигнал $y(t)$ поступает непосредственно на модуль вычисления вейвлет-преобразования (ВП), то сигнал $x(t)$ нуждается в предварительной обработке. Сначала в блоке RMS он преобразуется согласно формуле (3). Так как это

нелинейное преобразование, то после него сигнал пропускается через фильтр нижних частот (ФНЧ) с частотой среза 30 Гц. Затем в дециматоре осуществляется понижение частоты дискретизации пЭМГ до частоты дискретизации кардиосигнала. Таким образом, вейвлет-плоскость, построенная по пЭМГ, становится эквивалентной вейвлет-плоскости, построенной по кардиосигналу.

Рисунок 6 иллюстрирует получение сигнала $x(t)$ с правой груди по трехэлектродной схеме с нормальным электродом посередине с точек, примерно равноудаленных от сердца. Сигнал $y(t)$ получали посредством датчика пульсоксиметра, подключенного к компьютеру.

На выходах модулей ВП имеем вейвлет-плоскости, примеры которых представлены на рисунке 7. Посредством блока Фурье-анализа устанавливаются координаты частот цуга РД, в котором посредством частотных дискриминаторов (ЧД) выбираются M частот для построения формирования дескрипторов в формирователях дескрипторов (ФД).

Каждая частота соответствует строке вейвлет-коэффициентов на вейвлет-плоскости. На ФД поступают пары вейвлет-коэффициентов, с одинаковыми временными и частотными координатами, но взятыми из разных вейвлет-плоскостей. Каждый ФД формирует один дескриптор, интегрирующий фазовые углы по определенной частоте из цуга РД. Количество ФД определяется числом анализируемых частот в цуге РД. В качестве обучаемого классификатора использовалась многослойная нейронная сеть (NET).

Для обучения классификатора NET была создана экспериментальная группы, в которые были включены студенты биотехнического факультета Юго-Западного университета с подтвержденным диагнозом ОРВИ. Диагноз ставился на основании сбора анамнеза, выяснения жалоб и внешнего осмотра. Исследования проводились в течение двух лет (2021-2022 годы). В исследование было включено 306 пациентов. С каждого пациента было получено письменное согласие на участие в эксперименте. Для оценки состояния легких проводилась пульсоксиметрия и флюорография. Для каждого больного формировался архив синхронных записей пЭМГ (рисунок 6) и фотоплетизмосигнала, полученного с пульсоксиметра.

По истечении пяти дней после первого обследования эти пациенты проходили повторное обследование на диагноз внебольничная пневмония (ВП), включая «ходячую» пневмонию, согласно стандартной методике. Все пациенты прошли рентгенографические исследования органов грудной клетки (ОРГ) и при неоднозначной их интерпретации пациентам рекомендовалось целесообразность выполнения компьютерной томографии ОРГ. В итоге было выявлено 38 пациентов с установленным диагнозом ВП.

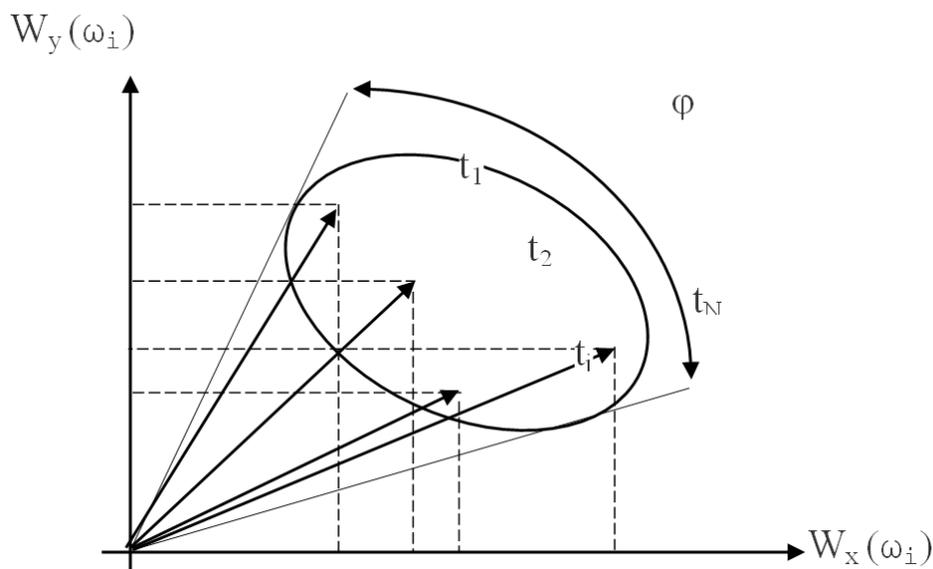


Рис. 3 – Множество векторов, характеризующих синхронизм кардиореспираторной системы на частоте ω_i

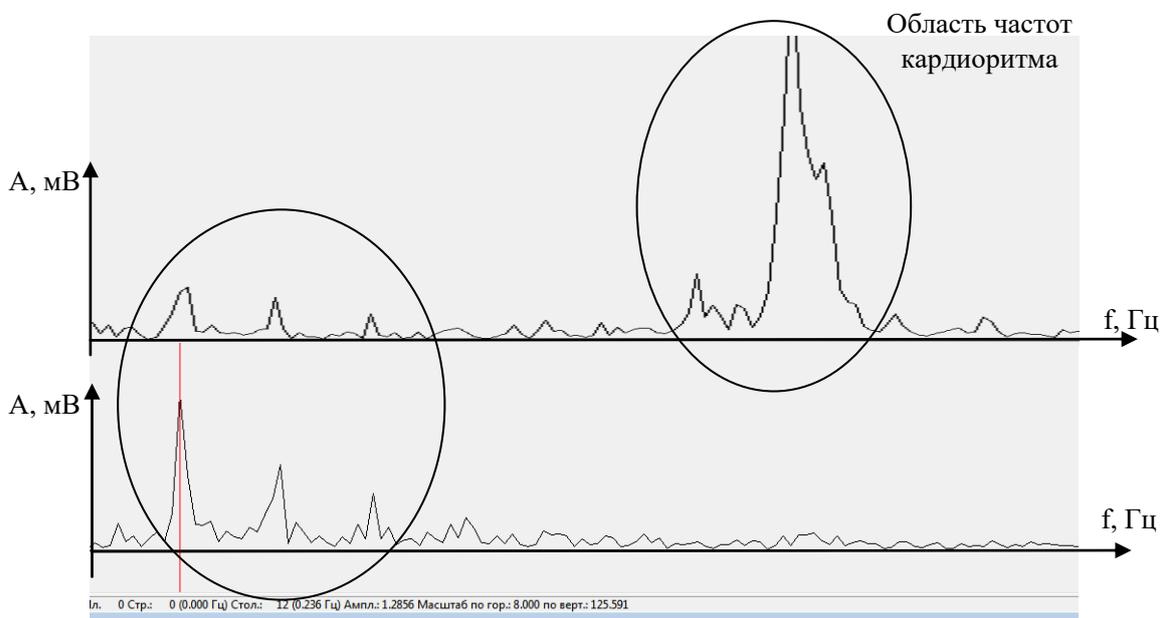


Рис. 4 – Спектры Фурье кардиосигнала (вверху) и пЭМГ – внизу (красный маркер соответствует первой гармонике ритма дыхания – 0,236 Гц)

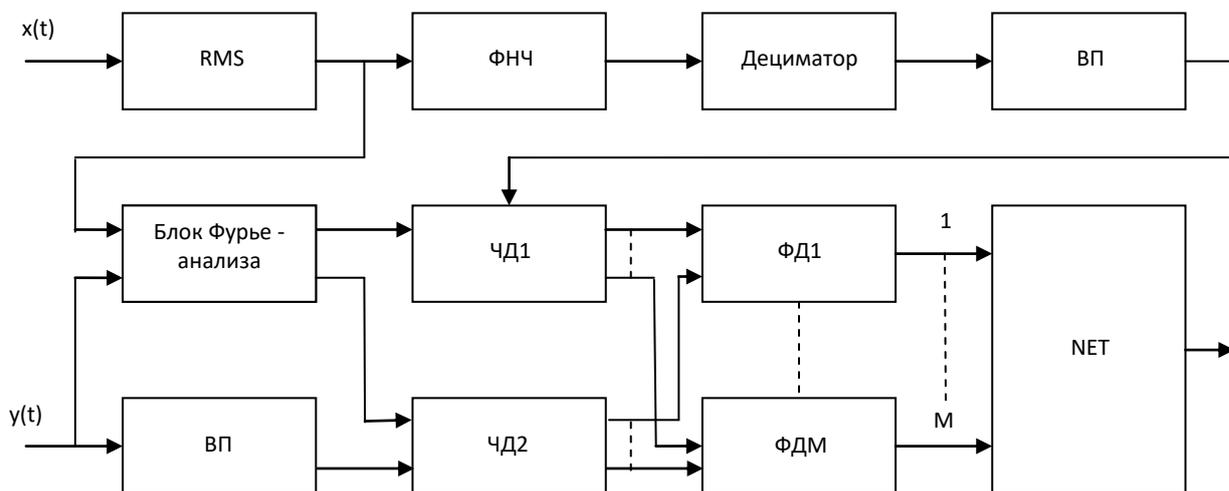


Рис. 5 – Структурная схема программно-аппаратного комплекса для формирования дескрипторов

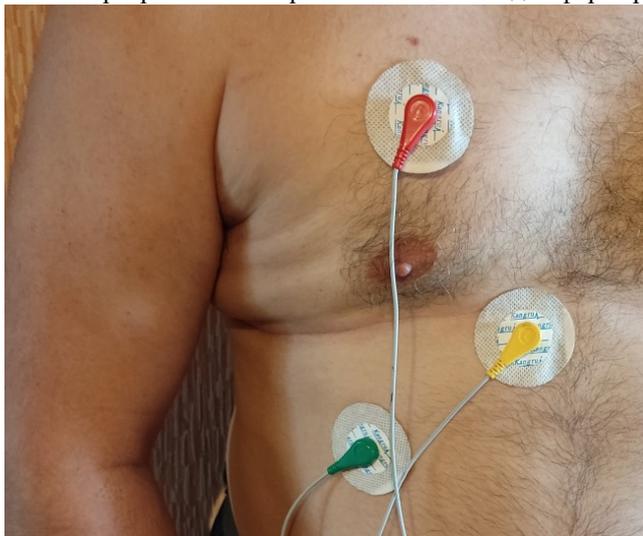


Рис. 6 – Расположение электродов для регистрации поверхностной ЭМГ дыхательных мышц

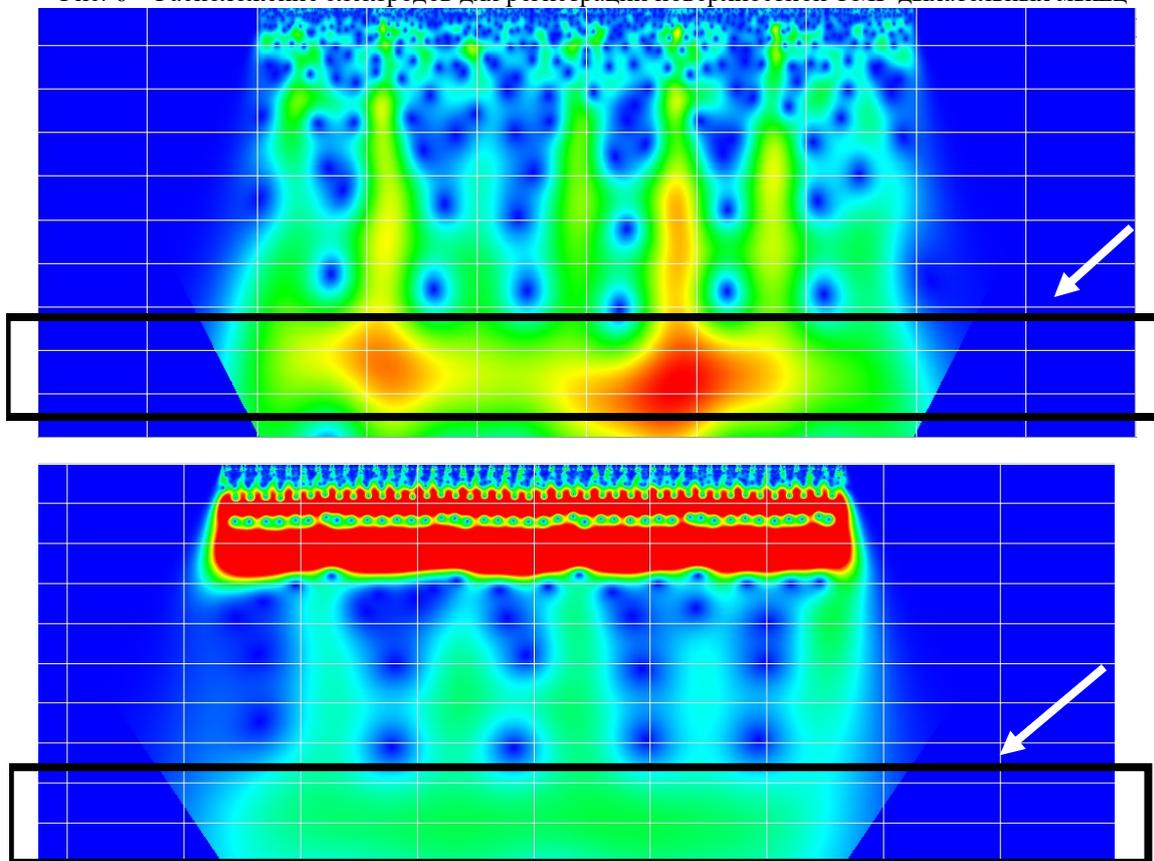


Рис. 7 - Вейвлет-плоскость поверхностного электромиосигнала с сегментом ритма дыхания (вверху) и вейвлет-плоскость кардиосигнала того же пациента с сегментами ритма кардиосигнала и ритма дыхания (внизу): строки вейвлет-плоскостей, соответствующие ритму дыхания, выделены прямоугольниками с указателем в виде стрелок

По результатам этих исследований экспериментальная группа была разбита на две группы. В первую группу вошли больные ОРВИ – 268 пациентов, во вторую группу вошли пациенты с диагнозом ВП – 38 пациентов. Первая группа отнесена к классу N1, а вторая группа - к классу N2.

Поскольку имелся относительно небольшой контингент пациентов для обучения нейронных сетей, особенно для класса N2, для увеличения объема

обучающей выборки от каждого пациента было взято по пять трехминутных фрагментов фотоплетизмограммы и пЭМГ с интервалами от двух до пяти минут, в зависимости от состояния пациента. Это позволило увеличить обучающую выборку до 1530 экземпляров.

В табл. 1 представлены результаты работы двух альтернативного классификатора NET по классам N1 и N2, полученные на обучающей выборке.

Таблица 1 – Экспериментальные данные по прогнозированию риска внебольничной пневмонии на обучающей выборке

Пациенты	ОРВИ	ВП
N1=268 (ОРВИ)	222	46
N2=38 (ВП)	4	34
Всего	226	80

В табл. 2 приведены показатели качества NET на обучающей выборке, вычисленные по данным табл. 1.

Таблица 2 – Показатели качества классификатора NET на обучающей выборке

Показатели	NET
ДЧ, %	83
ДС, %	90
ДЭ, %	84

Для тестирования классификатора были сформированы десять стратифицированных выборок. Для этого из 1340 образцов класса N1 формируем десять тестовых выборок по 134 образца, а из 190 образцов класса N2 формируем десять выборок по 19 образцов.

Для пяти первых выборок первого класса дата сет формируют первые 134 пациента, для следующей пятерки выборок дата сет формируют пациенты с номерами 135...268. Например, для первых пяти тестовых выборок формируются наборы векторов сырых данных: (1-1, 2-1,...134-1)₁, (1-2, 2-2,...134-2)₂, (1-3, 2-3,...134-3)₃, (1-4, 2-4,...134-4)₄, (1-5, 2-5,... 134-5)₅. Для следующих пяти тестовых выборок формируются наборы: (135-6, 136-6,...268-6)₁, (135-7, 136-7,...268-7)₂, (135-8, 136-8,...268-8)₃, (135-9, 136-9,...10-9)₄, (135-10, 2-10,... 10-10)₅. Здесь первое число – это номер пациента в выборке первого класса, второе число после дефиса – номер контрольной выборки, нижний индекс набора соответствует номеру вектора сырых данных для пациента, определяемого первыми двумя числами.

Тестовую выборку для класса N2 формируем аналогичным образом. Результаты тестирования на этих десяти тестовых наборах (из-за ограничений печати приведены показатели только семи наборов) представлены в табл. 3.

Таблица 3 – Показатели качественные прогнозирования риска внебольничной пневмонии на контрольных выборках

№ выборки	1	2	3	4	5	6	7
ДЧ, %	84	87	80	85	86	84	78
ДС, %	90	89	91	91	92	93	92
ДЭ, %	86	88	86	89	91	88	85

В табл. 4 приведены средние значения и доверительные интервалы показателей качества классификации, полученные на этих контрольных выборках.

Таблица 4 – Средние значения и доверительные интервалы показателей качества классификации, полученных на контрольных выборках

Статистические показатели	Среднее	Стандартное отклонение	Доверительный интервал
ДЧ, %	84,26	2,99	2,04
ДС, %	91,86	2,67	1,82
ДЭ, %	87,7	2,36	1,60

При диагностике риска внебольничной пневмонии на фоне ОРВИ показатели качества диагностики предложенного классификатора позволяют рекомендовать его для клинической практики.

IV. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Разработан метод оценки синхронизма кардиореспираторной системы, основанный на сравнении мощностей спектров ритма дыхания, полученных из поверхностной электромиограммы дыхательных мышц и кардиосигнала. Метод позволяет формировать дескрипторы для обучаемых классификаторов функционального состояния системы дыхания путем оценки распределения векторов, полученных в пространстве вейвлет-коэффициентов поверхностной электромиограммы дыхательных мышц и кардиосигнала, дислоцируемых на вейвлет-плоскостях в области ритма дыхания.

Разработана автоматизированная система, предназначенная для количественной интерпретации кардиореспираторного синхронизма, содержащая программно-аппаратные средства синхронной записи поверхностной электромиограммы и кардиосигнала, а также их вейвлет анализа и классификации, позволяющая производить оценку функционального состояния системы дыхания.

Проведены экспериментальные и статистические исследования показателей качества классификатора риска внебольничной пневмонии. Основные статистические показатели качества классификатора не были ниже 80% с доверительными интервалами, не превышающими 5% от среднего значения, что позволяет рекомендовать его для клинической практики.

Рекомендации. Результаты исследования могут быть использованы в интеллектуальных системах медицинского назначения для поддержки принятия решений при дифференциальной диагностике патологий системы дыхания и сердечно-сосудистой системы.

Перспективы дальнейшей разработки темы. Разработка интеллектуальных систем прогнозирования осложнений кардиореспираторной системы после вирусных заболеваний.

БИБЛИОГРАФИЯ

- [1] Ren Y., Zhang J. Increased cardiorespiratory synchronization evoked by a breath controller based on heartbeat detection. *BioMed Eng OnLine* 18, 61 (2019). doi:10.1186/s12938-019-0683-9.
- [2] Носкин Л. А., Рубинский А. В., Романчук А. П., Марченко В. Н., Пивоваров В. В., Черепов А. Б., Заровкина Л. А. Изучение сердечно-сосудистого и дыхательного синхронизма при

- различных режимах дыхания. *Патогенез*. 2018. Т. 16, № 4. С. 90–96. doi:10.25557/2310-0435.2018.04.90-96
- [3] Флейшман А. Н. *Вариабельность ритма сердца и медленные колебания гемодинамики. Нелинейные феномены в клинической практике*; Новосибирск: Изд-во СО РАН, 2009. 194 с. ISBN 978-5-7692-1079-2.
- [4] Петрова Т. В., Филлист С. А., Дегтярев С. В., Киселев А. В., Шаталова О. В. Предикторы синхронности системных ритмов живых систем для классификаторов их функциональных состояний. *Системный анализ и управление в биомедицинских системах*. 2018. Т. 17, № 3. С. 693–700.
- [5] Filist S. A., Shatalova O. V., Korenevskiy N. A., Trifonov A. A, R.T. Al-kasasbeh, Aikeyeva A. Developing neural network model for predicting cardiac and cardiovascular health using bioelectrical signal processing. *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering*. - 2021. - Pp. 1-14. doi:10.1080/10255842.2021.1986486.
- [6] Filist S. A., Al-Kasasbeh R. T., Shatalova O. V., Btoush M. H., Namazov M., Shaqadan A. A., Alshamasin M., Korenevskiy N., Aloqeili S., Myasnyankin M. B. Biotechnical neural network system for predicting cardiovascular health state using processing of bio-signals [Electronic resource]. *International Journal of Medical Engineering and Informatics*. – 2022. – Vol. 1. - URL: <https://www.scilit.net/journal/2329896>. - doi:10.1504/IJMEI.2022.10047451.
- [7] Баевский Р. М., Берсенева А. П. *Оценка адаптационных возможностей организма и риск развития заболеваний*. М.: Медицина, 1997. 265 с.
- [8] Huang Yu-Chen, Ting-Yu Lin, Hau-Tieng. Cardiorespiratory coupling is associated with exercise capacity in patients with chronic obstructive pulmonary disease. *BMC Pulmonary Medicine*. – 2021. – No. 21(1). – Pp. 22 (1-10). - doi: 10.1186/s12890-021-01400-1.
- [9] Киселев А. В., Кузьмин А. А., Мяснянкин М. Б., Маслак А. А., Филлист С. А., Рыбочкин А. Ф. Классификация функционального состояния системы дыхания на основе анализа variability медленных волн VLF диапазона. *Известия Юго-Западного государственного университета. Серия Управление, вычислительная техника, информатика. Медицинское приборостроение*. – 2022. – №1. Том 12. – С. 8-32. doi: 10.21869/2223-1536-2022-12-1-8-32.
- [10] Мяснянкин М. Б., Филлист С. А., Киселев А. В., Кузьмин А. А. Формирование дескрипторов для классификаторов функционального состояния системы дыхания на основе спектрального анализа электрокардиосигнала. *Известия Юго-Западного государственного университета. Серия Управление, вычислительная техника, информатика. Медицинское приборостроение*. – 2020. – №3/4. Том 10. – С. 8-28.
- [11] Филлист, С. А., Томакова Р. А., Яа Зар До. Универсальные сетевые модели для задач классификации биомедицинских данных. *Известия Юго-Западного государственного университета*. - 2012. - Т.43, № 4 (Часть 2). – С. 44-50.
- [12] Курочкин А. Г., Жилин В. В., Суржикова С. Е., Филлист С. А. Использование гибридных нейросетевых моделей для многоагентных систем классификации в гетерогенном пространстве информативных признаков. *Прикаспийский журнал: управление и высокие технологии*. - 2015. - № 3 (31). - С. 85-95.
- [13] Филлист С. А., Шаталова О. В., Ефремов М. А. Гибридная нейронная сеть с макрослоями для медицинских приложений. *Нейрокомпьютеры. Разработка и применение*. - 2014. - №6. - С. 35-39.

Classification of the functional state of the respiratory system based on the analysis of cardiorespiratory synchronism

S. A. Filist, A. A. Kuzmin, H. A. Haider Alavsi, V. V. Pesok, A. E. Pshenichny

Abstract — The purpose of the study is developing a method for classification the functional state of the respiratory system based on the analysis of cardiorespiratory synchronism. A method for estimation of the synchronism of the cardiorespiratory system has been developed. It is based on a comparison of the powers of the respiratory rhythm spectra obtained from the surface electromyogram of the respiratory muscles and the cardio signal. The method allows forming descriptors for classifiers of the functional state of the respiratory system. This is achieved by calculating the wavelet coefficients of the surface electromyogram of the respiratory muscles and the cardio signal. Informative vectors are formed from the wavelet coefficients in the region of the breathing rhythm. An automated system has been developed for the quantitative interpretation of cardiorespiratory synchronism. It contains hardware and software for synchronous recording of surface electromyogram and cardiosignal, software for wavelet analysis and classification. It allows assessing the functional state of the respiratory system. Experimental and statistical studies of the quality indicators of the functional state of the respiratory system classifier used the example of assessing the risk of community-acquired pneumonia.

Keywords — cardiorespiratory system, cardiosignal, electromyogram, neural network classifier.

REFERENCES

- [1] Ren Y., Zhang J. Increased cardiorespiratory synchronization evoked by a breath controller based on heartbeat detection. *BioMed Eng OnLine* 18, 61 (2019). doi:10.1186/s12938-019-0683-9.
- [2] Noskin L., Rubinskiy A., Romanchuk A., Marchenko V., Pivovarov V., Cherepov A., & Zarovkina L. Study of cardiovascular and respiratory synchronization in different types of breathing. *Patogenez (Pathogenesis)*, 16(4), 90-96 (In Russian). doi:10.25557/2310-0435.2018.04.90-96
- [3] Fleishman A. N. *Variabel'nost' ritma serdtsa i medlennyye kolebaniya gemodinamiki. Nelineynyye fenomeny v klinicheskoy praktike* [Heart rate variability and slow hemodynamic oscillations. Nonlinear phenomena in clinical practice]; Novosibirsk: Publishing House of SO RAN, 2009. 194 p (In Russian). ISBN 978-5-7692-1079-2.
- [4] Petrova T. V., Filist S. A., Degtyaryov S. V., Kiselev A. V., Shatalova O. V. Predictors of synchronism of system rhythms of live systems for qualifiers of their functional states. *System analysis and management in biomedical systems*. 2018. V. 17, No. 3. P. 693–700 (In Russian).
- [5] Filist S. A., Shatalova O. V., Korenevskiy N. A., Trifonov A. A., R.T. Al-kasasbeh, Aikeyeva A. Developing neural network model for predicting cardiac and cardiovascular health using bioelectrical signal processing. *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering*. - 2021. - Pp. 1-14. doi:10.1080/10255842.2021.1986486
- [6] Filist S. A., Al-Kasasbeh R. T., Shatalova O. V., Btoush M. H., Namazov M., Shaqadan A. A., Alshamasin M., Korenevskiy N., Aloqeili S., Myasnyankin M. B. Biotechnical neural network system for predicting cardiovascular health state using processing of bio-signals [Electronic resource]. *International Journal of Medical Engineering and Informatics*. – 2022. – Vol. 1. - URL: <https://www.scilit.net/journal/2329896>. - doi:10.1504/IJMEI.2022.10047451.
- [7] Baevsky R. M., Berseneva A. P. *Otsenka adaptatsionnykh vozmozhnostey organizma i risk razvitiya zabolevaniy* [Evaluation of the adaptive capabilities of the body and the risk of developing diseases]. Moscow: Medicine, 1997. 265 p. (In Russian)
- [8] Huang Yu Chen, Ting Yu Lin, Hau Tieng et al. Cardiorespiratory coupling is associated with exercise capacity in patients with chronic obstructive pulmonary disease. *BMC Pulmonary Medicine*. – 2021. – No. 21(1). – Pp. 22 (1-10). - doi: 10.1186/s12890-021-01400-1.
- [9] Kiselev A. V., Kuzmin A. A., Myasnyankin M. B., Maslak A. A., Filist S. A., Rybochkin A. F. Classification of the Functional State of the Respiratory System Based on the Analysis of the Variability of Slow Waves in the VLF Range. *Izvestiya Yugo-Zapadnogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya: Upravlenie, vychislitel'naja tekhnika, informatika. Meditsinskoe priborostroenie = Proceedings of the Southwest State University. Series: Control, Computer Engineering, Information Science. Medical Instruments Engineering*. 2022; 12(1): 8–32. (In Russian) doi: 10.21869/2223-1536-2022-12-1-8-32.
- [10] Myasnyankin M. B., Filist S. A., Kiselev A. V., Kuzmin A. A. Formation of Descriptors for Classifiers of the Functional State of the Respiratory System Based on Spectral Analysis of the Electrocardio Signal. *Izvestiya Yugo-Zapadnogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya: Upravlenie, vychislitel'naja tekhnika, informatika. Meditsinskoe priborostroenie = Proceedings of the Southwest State University. Series: Control, Computer Engineering, Information Science. Medical Instruments Engineering*. 2020; 10(3/4): 8–28. (In Russian.)
- [11] Filist S. A., Tomakova R. A., Yaa Zar Do. Universal Network Models For Classification Of Biomedical Data. *Proceedings of the Southwest State University*. - 2012. - V.43, No. 4 (Part 2). - P. 44-50. (In Russian).
- [12] Kurochkin A. G., Zhilin V. V., Surzhikova S. E., Filist S. A. Use of hybrid neural network models for multi-agent systems of classification in heterogeneous space of informative signs. *Caspian journal: management and high technologies*. - 2015. - No. 3 (31). - p. 85-95. (In Russian).
- [13] Filist S. A., Shatalova O. V., Efremov M. A. Hybrid neural network with macrolayers for medical applications. *Neurocomputers. Development and application*. - 2014. - No. 6. - P. 35-39. (In Russian).